



Doi: <https://doi.org/10.70577/asce.v5i2.800>

**Recibido:** 2026-01-06

**Aceptado:** 2026-01-13

**Publicado:** 2026-05-06

## **Análisis del Impacto de la Automatización en los Indicadores de Eficiencia Operacional**

### **Analysis of the Impact of Automation on Operational Efficiency Indicators**

#### **Autores**

**William Ricardo Navas Espin<sup>1</sup>**

[william.navase@ug.edu.ec](mailto:william.navase@ug.edu.ec)

<https://orcid.org/0000-0002-8492-9997>

**Universidad de Guayaquil**

Guayaquil – Ecuador

**Dennis Holger Zambrano Silva<sup>2</sup>**

[dennis.zambranos@ug.edu.ec](mailto:dennis.zambranos@ug.edu.ec)

<https://orcid.org/0000-0001-7518-0366>

**Universidad de Guayaquil**

Guayaquil – Ecuador

**Freddy Steve Pincay Bohorquez<sup>3</sup>**

[freddy.pincayb@ug.edu.ec](mailto:freddy.pincayb@ug.edu.ec)

<https://orcid.org/0000-0001-8260-5887>

**Universidad de Guayaquil**

Guayaquil – Ecuador

**Annabelle Sally Lizarzaburu Mora<sup>4</sup>**

[annabelle.lizarzaburum@ug.edu.ec](mailto:annabelle.lizarzaburum@ug.edu.ec)

<https://orcid.org/0000-0003-1258-5424>

**Universidad de Guayaquil**

Guayaquil – Ecuador

**Mixi Joselyne Segura Torres<sup>5</sup>**

[mixi.segurat@ug.edu.ec](mailto:mixi.segurat@ug.edu.ec)

<https://orcid.org/0009-0008-7922-3712>

**Universidad de Guayaquil**

Guayaquil – Ecuador

Como Citar

Navas Espin. W. R. &, Zambrano Silva. D.H. &, Pincay Bohorquez. F. S. &, Lizarzaburu Mora. A. S. &, Segura Torres. M. J. (2026). Análisis del Impacto de laAutomatización en los Indicadores de Eficiencia Operacional. 5(2) 802-832



## Resumen

En los últimos años, el sector industrial ha experimentado una rápida transformación impulsada por la automatización y la adopción de la inteligencia artificial (IA), tecnologías que están redefiniendo la forma en que se ejecutan y gestionan los procesos de producción. Sin embargo, muchas organizaciones aún enfrentan dificultades para integrar eficazmente estas herramientas, lo que limita su capacidad para mejorar la eficiencia operativa y mantenerse competitivas en un entorno cada vez más exigente.

En este contexto, este estudio analiza el impacto de la automatización y la inteligencia artificial en la eficiencia operativa de diferentes procesos industriales. Se aplicó un enfoque de métodos mixtos con énfasis cuantitativo, evaluando indicadores clave como la productividad, el tiempo de ciclo, los costos operativos y las tasas de error, así como su relación con la Eficiencia General de los Equipos (OEE).

Los resultados muestran mejoras significativas en los procesos analizados, incluyendo una reducción del 76 % en los errores, un aumento del 50 % en la productividad y una disminución del 60 % en el tiempo de ciclo. Estos hallazgos sugieren que la implementación de tecnologías basadas en IA no solo mejora el desempeño operativo, sino que también representa un paso crucial hacia la transición de los modelos industriales tradicionales a sistemas más inteligentes y eficientes.

**Palabras clave:** Automatización, Inteligencia artificial, Eficiencia operativa, Productividad industrial, Optimización de procesos, Indicadores de desempeño



## Abstract

In recent years, the industrial sector has undergone a rapid transformation driven by automation and the adoption of artificial intelligence (AI), technologies that are reshaping how production processes are executed and managed. However, many organizations still face challenges in effectively integrating these tools, limiting their ability to improve operational efficiency and remain competitive in an increasingly demanding environment.

In this context, this study analyzes the impact of automation and artificial intelligence on operational efficiency across different industrial processes. A mixed-method approach with a quantitative emphasis was applied, evaluating key indicators such as productivity, cycle time, operational costs, and error rates, as well as their relationship with Overall Equipment Effectiveness (OEE).

The results show significant improvements in the analyzed processes, including a 76% reduction in errors, a 50% increase in productivity, and a 60% decrease in cycle time. These findings suggest that the implementation of AI-based technologies not only enhances operational performance but also represents a crucial step toward the transition from traditional industrial models to more intelligent and efficient systems.

**Keywords:** Automation, Artificial intelligence, Operational efficiency, Industrial productivity, Process optimization, Performance indicators



## Introducción

La automatización se entiende como la incorporación de tecnologías que permiten ejecutar tareas con una intervención humana mínima. En los últimos años, este concepto ha cobrado mayor relevancia debido a su impacto directo en la productividad industrial. Asimismo, su implementación ha permitido optimizar procesos y reducir errores operativos en distintos sectores productivos. Desde esta perspectiva, la automatización se posiciona como un elemento clave en la transformación de los sistemas industriales modernos (Alvares, 2023). Por otro lado, la evolución de la automatización ha estado fuertemente ligada al desarrollo de la digitalización industrial. Este proceso ha permitido la transición desde sistemas mecánicos tradicionales hacia entornos tecnológicos más integrados y eficientes. En consecuencia, las organizaciones han adoptado soluciones digitales que mejoran la gestión de sus operaciones. Además, la transformación digital ha facilitado una mayor conectividad entre los procesos productivos y los sistemas de información (McKinsey & Company, 2022).

En este contexto, la digitalización ha generado cambios significativos en la forma de administrar los procesos industriales. A través de la integración de datos en tiempo real, las empresas pueden tomar decisiones más precisas y oportunas. De igual manera, esta evolución ha permitido mejorar la coordinación entre áreas operativas y estratégicas. Por lo tanto, la digitalización se ha convertido en un factor determinante para la competitividad empresarial (Deloitte Insights, 2023).

Asimismo, la inteligencia artificial ha emergido como una de las tecnologías más influyentes dentro de la automatización industrial. Esta herramienta no solo permite ejecutar tareas repetitivas, sino que también facilita el aprendizaje y la adaptación de los sistemas. En este sentido, su aplicación ha contribuido a mejorar la eficiencia de los procesos productivos. Además, su adopción en la industria manufacturera continúa creciendo de manera sostenida a nivel global (International Federation of Robotics, 2023). De forma complementaria, la inteligencia artificial aplicada a la producción industrial permite optimizar la toma de decisiones en tiempo real. Esto se traduce en una reducción de la variabilidad de los procesos y en una mejora de la calidad del producto final. Por consiguiente, su implementación ha fortalecido los sistemas de manufactura avanzada. En este sentido, su uso se ha convertido en un factor estratégico dentro de la industria moderna (Zhang et al., 2022).

En este escenario, la automatización y la inteligencia artificial se han consolidado como herramientas fundamentales para mejorar la eficiencia operacional. Su implementación permite optimizar recursos, reducir tiempos de producción y mejorar el desempeño general de los sistemas industriales. Además,



estas tecnologías contribuyen a la estandarización de procesos y al incremento de la productividad. Por ello, su adopción se ha convertido en una prioridad para muchas organizaciones (Deloitte, 2022).

Sin embargo, la incorporación de estas tecnologías también implica desafíos importantes en el ámbito laboral. Entre ellos se destaca la necesidad de adaptación de los trabajadores a nuevos entornos digitales. Asimismo, se requiere el desarrollo de competencias orientadas al uso de herramientas tecnológicas avanzadas. En consecuencia, la transformación digital está redefiniendo el perfil profesional en diversos sectores productivos (World Economic Forum, 2023).

Por otra parte, la digitalización industrial no solo genera beneficios operativos, sino que también produce cambios estructurales en los modelos de organización del trabajo. Este fenómeno ha sido analizado desde una perspectiva económica y social debido a su impacto en el empleo y la productividad. Además, se ha evidenciado la necesidad de políticas que acompañen este proceso de transformación. En este sentido, la adaptación organizacional se vuelve un elemento clave para su sostenibilidad (OECD, 2024).

A partir de esta problemática, el presente estudio analiza el impacto de la automatización y la inteligencia artificial en la eficiencia operacional. Para ello, se utiliza el indicador OEE como herramienta principal de medición del desempeño productivo. Este indicador permite evaluar de manera integral la disponibilidad, el rendimiento y la calidad de los equipos. Por consiguiente, su aplicación facilita la identificación de pérdidas dentro del sistema productivo (Nakajima, 2022).

El análisis también considera la importancia del desarrollo de competencias digitales en el entorno laboral actual. La evolución tecnológica ha generado una creciente demanda de habilidades orientadas al uso de herramientas digitales. En este sentido, la capacitación continua se vuelve fundamental para la adaptación del talento humano. Por ello, el fortalecimiento de estas competencias es clave para afrontar los desafíos de la industria moderna (World Economic Forum, 2023).

## **Antecedentes**

La automatización y la inteligencia artificial (IA) son dos conceptos que han revolucionado los procesos productivos en las últimas décadas, al ser claves en la llamada Cuarta Revolución Industrial. Comprender su funcionamiento, objetivos y efectos es fundamental para analizar su impacto en la eficiencia operacional de las empresas.



## Antecedentes y Fundamentos del OEE

El uso del indicador OEE (Overall Equipment Effectiveness) en los procesos industriales surge como una herramienta fundamental para evaluar la eficiencia real de los equipos en relación con su capacidad instalada. Este indicador permite analizar de forma integral las pérdidas asociadas a la disponibilidad, el rendimiento y la calidad dentro de los sistemas productivos. En la actualidad, su aplicación se ha consolidado como un elemento clave en la gestión operativa, especialmente en entornos automatizados donde el control de variables es determinante para el desempeño del sistema (Kumar et al., 2022).

Asimismo, el OEE se ha convertido en un componente esencial dentro de las estrategias de mejora continua, ya que permite identificar oportunidades de optimización en los procesos industriales. Su utilidad no se limita únicamente a la medición del desempeño, sino que también facilita la toma de decisiones basada en datos reales del proceso productivo. En este sentido, su implementación contribuye a una visión más estructurada de la eficiencia operativa dentro de las organizaciones industriales (Heras, 2023).

Por otro lado, el OEE se relaciona directamente con metodologías como el Mantenimiento Productivo Total (TPM), el cual busca mejorar la disponibilidad y confiabilidad de los equipos a través de la participación activa del personal. Este enfoque promueve la reducción de pérdidas operativas mediante la estandarización de procesos y la prevención de fallas. En consecuencia, su integración con el OEE permite obtener una visión más completa del desempeño industrial (Nakajima, 2022).

De igual manera, la incorporación de tecnologías digitales ha transformado la forma en que se gestiona el OEE en la industria moderna. Herramientas como el Internet de las Cosas (IoT) permiten monitorear en tiempo real el comportamiento de los equipos, mejorando la precisión del análisis operativo. Este avance ha fortalecido el uso del OEE como un indicador estratégico dentro de los sistemas de producción digitalizados (Singh & Patel, 2023).

En este mismo contexto, la inteligencia artificial ha permitido ampliar las capacidades de análisis del OEE mediante la automatización del procesamiento de datos. Esto facilita la detección temprana de fallas y la optimización de los procesos productivos en tiempo real. Gracias a ello, las organizaciones pueden mejorar su eficiencia operativa y reducir la variabilidad en sus procesos industriales (Zhang et al., 2022).

Asimismo, la digitalización industrial ha permitido una mayor integración entre los sistemas de producción y las herramientas de análisis de datos. Este proceso ha mejorado la trazabilidad de las



operaciones y la capacidad de respuesta ante desviaciones en el desempeño. En consecuencia, el OEE se ha fortalecido como un indicador clave dentro de los modelos de manufactura inteligente (Deloitte Insights, 2023).

En el contexto regional, el uso del OEE en sectores como el metalmecánico y automotriz ha permitido identificar áreas críticas de mejora en los procesos productivos. La implementación de herramientas como 5S y SMED ha demostrado ser efectiva para reducir tiempos improductivos y mejorar la disponibilidad de los equipos. Este aspecto resulta fundamental, ya que la disponibilidad es uno de los principales factores que influye en el desempeño global del sistema (Pérez-Vélez, 2023).

De manera complementaria, la aplicación de metodologías de mejora continua ha contribuido a optimizar los tiempos de cambio y a estandarizar los procesos operativos. Esto ha permitido mejorar la eficiencia de los sistemas productivos y reducir las pérdidas asociadas a paradas innecesarias. En este sentido, su impacto en el OEE es directo y significativo en entornos industriales competitivos (García & López, 2024).

Por otra parte, los enfoques más recientes han incorporado modelos avanzados para el cálculo del OEE, considerando la variabilidad inherente a los procesos industriales. Estos modelos permiten representar de forma más realista el comportamiento de los sistemas productivos en condiciones dinámicas. Como resultado, se obtiene una medición más precisa del desempeño operativo en entornos complejos (López, 2022).

La evolución del OEE dentro de entornos digitales ha permitido mejorar la capacidad de análisis y la toma de decisiones estratégicas en las organizaciones. La disponibilidad de información en tiempo real facilita una gestión más eficiente de los recursos productivos. En este contexto, el OEE se consolida como un indicador clave dentro de los modelos de Industria 4.0 y manufactura avanzada (World Economic Forum, 2023).

### **Aplicaciones sectoriales y optimización**

El uso del OEE ha ido ganando relevancia en distintos sectores productivos y de servicios debido a su capacidad de adaptarse a diferentes realidades operativas. Más que una métrica técnica, hoy se lo entiende como una herramienta práctica que ayuda a las organizaciones a identificar con claridad dónde se están generando pérdidas de eficiencia y cómo estas pueden ser reducidas de forma progresiva.



En el sector de consumo masivo, García y Pérez (2024) evidencian que la aplicación del OEE en la industria cárnica permitió mejorar la productividad en alrededor de un 18%, principalmente gracias a la disminución de tiempos de paro no planificados y a una mejor coordinación entre las etapas del proceso productivo. Estos resultados muestran que, cuando el indicador se gestiona de manera constante, no solo se mide el desempeño, sino que también se generan mejoras reales en la operación diaria.

De forma similar, Méndez y Rodríguez (2022) destacan su aplicación en plantas biofarmacéuticas, donde la exigencia de calidad es especialmente alta. Sus hallazgos reportan una reducción cercana al 25% en errores de producción y reprocesos, lo que evidencia que el OEE también contribuye directamente al fortalecimiento de la calidad del producto y a la disminución de desperdicios, factores críticos en este tipo de industrias.

En el campo de la optimización operativa, el uso de herramientas de simulación ha permitido complementar el análisis del OEE de manera más estratégica. Arroyo (2023) señala que la simulación de eventos discretos facilita la evaluación de escenarios antes de aplicar cambios en la línea de producción, lo que ha permitido anticipar fallos y mejorar la toma de decisiones. En su estudio se observa un incremento aproximado del 10% al 12% en la eficiencia global del equipo, al ajustar previamente variables críticas del proceso sin afectar la operación real.

Vargas (2023) propone ampliar el enfoque tradicional del OEE incorporando variables económicas que permitan analizar no solo la eficiencia operativa, sino también el impacto financiero de las pérdidas. Esta visión resulta especialmente útil para la gestión gerencial, ya que convierte al indicador en una herramienta más estratégica, orientada a priorizar inversiones y acciones de mejora en función del costo real de la ineficiencia.

### **Avances, tendencias y evolución del OEE hacia la Industria 4.0**

En los últimos años, el OEE ha atravesado una evolución importante impulsada por la digitalización de los sistemas productivos y la adopción progresiva de tecnologías propias de la Industria 4.0. En este nuevo escenario, el indicador ha dejado de ser únicamente una métrica de análisis histórico para convertirse en una herramienta dinámica que permite monitorear la eficiencia de los procesos en tiempo real, lo que mejora significativamente la capacidad de respuesta de las organizaciones ante desviaciones operativas.



En este sentido, la literatura reciente evidencia que la incorporación de sistemas digitales de control, como los sistemas de ejecución de manufactura (MES), ha sido clave para automatizar la captura de datos y reducir los errores asociados al registro manual. Estudios como los de Zavala-Murillo (2025) destacan que la integración del Internet de las Cosas (IoT) en los entornos industriales permite alimentar el cálculo del OEE de forma continua, eliminando retrasos en la información y mejorando la confiabilidad de los datos. De manera complementaria, Durán-Hernández y Guerrero-Chávez (2025) señalan que la analítica de datos aplicada a entornos productivos ha transformado la forma en que se interpreta el OEE, pasando de un enfoque descriptivo a uno predictivo, en el que es posible anticipar fallas y optimizar recursos antes de que ocurran pérdidas significativas.

Este cambio tecnológico tiene un impacto directo en los componentes del indicador. La automatización en la recolección de datos reduce la variabilidad en la medición de la disponibilidad, mientras que el monitoreo continuo permite identificar microparadas y pérdidas de velocidad que antes no eran fácilmente detectables, mejorando así la precisión del componente de rendimiento. Asimismo, la integración de sistemas inteligentes de control de calidad contribuye a una detección más temprana de defectos, fortaleciendo el análisis del componente de calidad dentro del OEE.

Por otro lado, el enfoque actual también ha evolucionado hacia una visión más integral del sistema productivo. En esta línea, Cacano (2023) y Sánchez (2024) coinciden en que la automatización industrial debe ir acompañada de métricas de desempeño que permitan evaluar el comportamiento real de las líneas de producción. Desde esta perspectiva, el concepto de OEEL (Overall Equipment Effectiveness of a Line) amplía el análisis tradicional del OEE, considerando no solo la eficiencia de una máquina individual, sino la sincronización de toda la línea de producción, lo cual resulta fundamental en entornos altamente automatizados.

Estos avances se enmarcan en el concepto de *smart manufacturing*, o manufactura inteligente, donde la conectividad entre máquinas, sistemas y datos permite una gestión más eficiente y basada en evidencia. En este contexto, el OEE se consolida como un indicador estratégico que no solo mide el desempeño operativo, sino que también orienta la toma de decisiones en tiempo real, facilitando la mejora continua y la optimización integral de los procesos industriales.

### **Impacto en indicadores de productividad y eficiencia**

La evaluación de la eficiencia en entornos industriales automatizados se ha consolidado como un eje central dentro de la gestión de operaciones, especialmente en un contexto donde la competitividad



exige optimizar recursos, reducir pérdidas y mejorar la calidad del producto final. Desde la perspectiva teórica clásica de la productividad, la eficiencia no solo se relaciona con la cantidad producida, sino con la capacidad de los sistemas para operar con el menor nivel de desperdicio posible. En este marco, el indicador OEE (Overall Equipment Effectiveness) se ha establecido como una herramienta fundamental, ya que integra tres dimensiones críticas del desempeño: disponibilidad, rendimiento y calidad.

En una primera etapa de análisis contemporáneo, el OEE estuvo estrechamente vinculado a enfoques de mantenimiento productivo total (TPM), donde la mejora del desempeño se centraba principalmente en la reducción de tiempos muertos y fallas operativas. En este sentido, estudios como los de Heras (2023) y Guevara-Sánchez et al. (2022) evidencian que la implementación de estrategias de mantenimiento autónomo y la estandarización de procesos permiten reducir significativamente las paradas no planificadas, generando incrementos sostenidos en la disponibilidad de los equipos y, por ende, en la eficiencia global del sistema productivo.

Posteriormente, el enfoque del OEE evolucionó hacia modelos más analíticos, apoyados en herramientas de simulación y análisis estadístico. Investigaciones como las de Arroyo (2022) demuestran que la simulación de eventos discretos permite analizar el comportamiento de los sistemas productivos antes de realizar cambios en la operación real, lo que facilita la identificación de cuellos de botella y la evaluación de escenarios de mejora sin afectar la producción. De manera complementaria, López (2022) introduce modelos estocásticos que permiten incorporar la variabilidad inherente a los procesos industriales, logrando una medición más precisa del OEE en entornos complejos y dinámicos.

En la etapa más reciente, el análisis del OEE se ha alineado con los principios de la Industria 4.0, caracterizada por la digitalización, la conectividad y el uso intensivo de datos en tiempo real. En este contexto, Zavala-Murillo (2025) y Durán-Hernández y Guerrero-Chávez (2025) señalan que la incorporación de tecnologías como sensores inteligentes, sistemas MES e Internet de las Cosas (IoT) ha transformado el cálculo del OEE, pasando de un enfoque retrospectivo a uno completamente en línea. Este avance permite monitorear continuamente el desempeño de los equipos, detectar desviaciones en tiempo real y aplicar acciones correctivas de forma inmediata, lo que impacta directamente en la reducción de pérdidas asociadas a disponibilidad, rendimiento y calidad.



## **Materiales y métodos**

Para comprender de manera más clara el impacto que han tenido la automatización y la inteligencia artificial (IA) en la eficiencia operacional, es necesario considerar diferentes dimensiones del análisis. Entre ellas se incluyen los indicadores de productividad, las transformaciones en las formas de trabajo, los sectores que han experimentado mayores cambios y, finalmente, las nuevas oportunidades que han surgido a partir de estos avances tecnológicos. Este proceso no se limita únicamente a la incorporación de maquinaria o sistemas automatizados, sino que implica una reconfiguración integral del sistema productivo, abarcando desde la planificación de las operaciones hasta su ejecución y mejora continua.

En este sentido, la metodología de estudio utilizada se caracterizó por un enfoque cuantitativo, aplicado y descriptivo. A través de este enfoque, se evaluó el estado actual de los procesos productivos mediante la medición de su desempeño operativo. Posteriormente, los resultados obtenidos fueron analizados y comparados, con el fin de identificar variaciones, tendencias y niveles de eficiencia en los procesos estudiados.

### **Enfoque y Tipo de Investigación**

La presente investigación se desarrolla bajo un enfoque mixto, ya que combina elementos del enfoque cuantitativo y cualitativo con el propósito de obtener una comprensión más completa del fenómeno estudiado. El enfoque cuantitativo permite la medición objetiva de los indicadores de eficiencia operacional, especialmente a través del uso del OEE, el cual se basa en datos numéricos relacionados con disponibilidad, rendimiento y calidad. Este tipo de análisis es ampliamente utilizado en estudios industriales debido a su capacidad para evaluar el desempeño de los sistemas productivos de manera estadística y verificable (Creswell & Creswell, 2022).

Por otro lado, el enfoque cualitativo complementa el análisis al permitir la interpretación de los procesos, contextos operativos y experiencias asociadas a la implementación de tecnologías de automatización. Este enfoque resulta fundamental para comprender cómo se aplican las mejoras en entornos reales de producción y cómo estas afectan la dinámica organizacional. En conjunto, ambos enfoques permiten una visión integral del impacto de la automatización en la eficiencia industrial (Flick, 2022).



En cuanto al tipo de investigación, el estudio es de carácter aplicado, ya que su objetivo principal es resolver problemas concretos relacionados con la baja eficiencia operativa en procesos industriales reales. Este tipo de investigación se orienta a la aplicación práctica del conocimiento científico para mejorar procesos existentes dentro de un entorno productivo específico. En este sentido, el análisis del OEE permite identificar oportunidades de mejora directamente implementables en la industria (Saunders et al., 2023).

Asimismo, la investigación es de tipo descriptiva, ya que se encarga de caracterizar el comportamiento de los indicadores de eficiencia dentro del proceso productivo seleccionado. A través de la recolección de datos como tiempos de ciclo, paradas de máquina y niveles de desperdicio, se busca describir de manera detallada la situación actual del sistema. Este tipo de análisis es fundamental para establecer una línea base que permita evaluar posteriormente los cambios generados por la automatización (Bell et al., 2022).

La información registrada consistió en la recolección sistemática de datos operativos relacionados con tiempos de paro, ciclos de producción y registros de desperdicio. Esta información permite construir una base sólida para el análisis del desempeño del sistema productivo. La captura de datos puede realizarse de forma manual o mediante sistemas digitales, dependiendo del nivel de automatización de la planta (González & Herrera, 2022).

En los entornos industriales actuales, la recolección de datos ha evolucionado gracias a la incorporación de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT) y sistemas embebidos. Estas tecnologías permiten el monitoreo en tiempo real del comportamiento de los equipos, lo que mejora significativamente la precisión del análisis. Además, su integración con los principios de la Industria 4.0 facilita la digitalización de los procesos productivos (Khan et al., 2024).

De igual manera, la automatización industrial se ha fortalecido mediante el uso de sistemas ciberfísicos, los cuales permiten la interacción continua entre máquinas, procesos y operadores. Este tipo de sistemas optimiza la toma de decisiones y reduce la intervención humana en tareas repetitivas. Como resultado, se mejora la eficiencia operativa y la estabilidad del sistema productivo (Li & Zhang, 2023).

En este contexto, el indicador OEE se posiciona como una herramienta clave para la medición del desempeño industrial, ya que permite identificar pérdidas ocultas dentro del proceso productivo. Su



aplicación facilita la evaluación integral de la eficiencia de los equipos en relación con su capacidad real de operación. Por ello, se ha convertido en un estándar ampliamente utilizado en la gestión de la producción moderna (Orr & Patel, 2022).

La integración de tecnologías como la inteligencia artificial y el IoT permite potenciar el análisis del OEE mediante el procesamiento de datos en tiempo real. Estas tecnologías facilitan la predicción de fallas, la optimización de procesos y la toma de decisiones automatizada. En consecuencia, el análisis de la eficiencia operacional se vuelve más preciso, dinámico y adaptado a las condiciones reales del entorno industrial (Singh & Verma, 2022).

### ***Muestra***

La población objetivo del estudio estuvo conformada por la totalidad de los procesos productivos y el personal operativo de la empresa seleccionada, la cual corresponde a una organización manufacturera de componentes industriales. Esta empresa cuenta con aproximadamente 200 colaboradores y una capacidad de producción estimada de 400 unidades diarias, lo que la convierte en un caso representativo dentro del sector por su nivel de operación y estructura organizacional.

En cuanto a su configuración productiva, la empresa está compuesta por cinco líneas principales de producción, las cuales concentran la mayor parte de la actividad operativa y permiten observar de manera clara el comportamiento del sistema en condiciones reales de trabajo. Este aspecto resulta relevante, ya que estas líneas reflejan la dinámica típica de empresas manufactureras similares, donde la eficiencia depende directamente de la coordinación entre procesos consecutivos. Respecto al personal involucrado, el estudio consideró 25 operarios directos, encargados de la ejecución de las actividades productivas en planta. Adicionalmente, se incluyeron 5 supervisores de línea, responsables del control operativo y la verificación del cumplimiento de los estándares de producción, así como 3 gerentes de área, quienes intervienen en la toma de decisiones estratégicas relacionadas con la planificación y mejora de los procesos. Esta estructura jerárquica permitió obtener una visión integral del funcionamiento de la empresa desde el nivel operativo hasta el nivel gerencial.

El período de observación establecido fue de 15 meses, distribuidos en tres etapas claramente diferenciadas: 6 meses previos a la automatización, que sirvieron como línea base del desempeño; 6 meses correspondientes a la fase de implementación de mejoras tecnológicas y operativas; y 3 meses posteriores a la automatización, utilizados para evaluar los resultados y la estabilidad de los cambios



aplicados. Esta división temporal permitió analizar de forma comparativa la evolución del desempeño productivo y medir el impacto real de las intervenciones realizadas.

En conjunto, la selección de esta población y el diseño del período de estudio resultan representativos del sector manufacturero, ya que reflejan condiciones operativas reales, niveles de complejidad habituales y estructuras organizacionales comunes en empresas de producción de componentes industriales.

### *Variables dependientes*

- Tiempo de producción por unidad (minutos/unidad)
- Tasa de errores y retrabajos (porcentaje)
- Costos operativos mensuales (USD)
- Productividad por operario (unidades/día/operario)
- Tiempo muerto o downtime (horas/mes)
- Utilización de recursos (porcentaje de capacidad utilizada).

### *Variable independiente*

- Nivel de automatización (medido en escala ordinal: manual, semi-automatizado, automatizado).

### *Variables de control*

- Demanda del mercado (unidades solicitadas/mes)
- Condiciones económicas (índices de inflación, costos de materias primas)
- Cambios en la plantilla (rotación, capacitación)
- Factores estacionales (variaciones por temporada).

## Resultados

A continuación, se presentan los resultados comparativos de los principales indicadores de desempeño del proceso productivo antes y después de la implementación de la automatización. Estos indicadores permiten evidenciar los cambios en términos de eficiencia operativa, calidad del producto y costos, considerando su relación directa con los componentes del OEE: disponibilidad, rendimiento y calidad.

**Tabla 1**

**Comparación de indicadores de desempeño antes y después de la automatización**

<b>Indicador</b>	<b>Antes de automatización</b>	<b>Después de automatización</b>	<b>Variación</b>
Tiempo de producción por unidad	10 min	6 min	-40%
Tasa de errores / retrabajos	5%	1.2%	-76%
Costos operativos mensuales	\$50,000	\$42,000	-16%
Productividad por operario	80 unidades/día	120 unidades/día	+50%
Tiempo muerto (downtime)	12 hrs/mes	4 hrs/mes	-66%

Los resultados evidencian una mejora significativa en el desempeño general del proceso productivo posterior a la implementación de la automatización. En primer lugar, el tiempo de producción por unidad se redujo de 10 a 6 minutos, lo que representa una disminución del 40%. Esta mejora impacta directamente en el componente de rendimiento del OEE, ya que permite producir más unidades en menor tiempo.

De manera similar, la tasa de errores y retrabajos disminuyó de 5% a 1.2%, lo que refleja un incremento importante en la calidad del proceso. Esta reducción del 76% sugiere que la automatización contribuyó a disminuir la variabilidad del proceso y a estandarizar las operaciones, reduciendo así fallas humanas y defectos en la producción.

En cuanto a los costos operativos mensuales, se observa una reducción del 16%, pasando de \$50,000 a \$42,000. Este resultado está relacionado con una mejor utilización de recursos, menor desperdicio y mayor eficiencia en la operación general del sistema productivo.

Por otro lado, la productividad por operario aumentó de 80 a 120 unidades diarias, lo que representa un incremento del 50%. Este resultado es especialmente relevante, ya que evidencia que la automatización no solo optimizó el proceso, sino que también permitió una mayor capacidad productiva sin incrementar la carga laboral de forma proporcional.

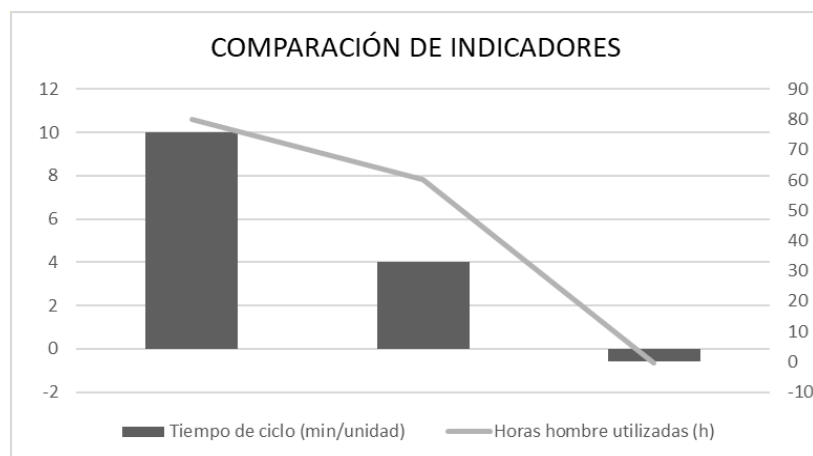
Finalmente, el tiempo muerto o downtime se redujo de 12 a 4 horas mensuales, lo que equivale a una disminución del 66%. Este resultado tiene un impacto directo en la disponibilidad de los equipos, uno de los tres pilares fundamentales del OEE, y refleja una mejora en la continuidad operativa del sistema.

En conjunto, estos resultados demuestran que la automatización tuvo un impacto positivo en los tres componentes del OEE (disponibilidad, rendimiento y calidad), evidenciando una mejora global en la eficiencia del proceso productivo. Además, los cambios observados confirman que la integración de tecnología en los sistemas de producción no solo optimiza tiempos y costos, sino que también fortalece la estabilidad y confiabilidad del proceso industrial.

A continuación, se presenta la comparación gráfica de los principales indicadores operativos relacionados con el tiempo de ciclo y las horas-hombre utilizadas en el proceso productivo. Esta representación permite visualizar de manera más clara el comportamiento de la eficiencia antes y después de la optimización, facilitando la interpretación de los cambios en el desempeño operativo.

**Figura 1**

**Comparación del tiempo de ciclo y horas-hombre utilizadas en el proceso productivo**



La figura evidencia una reducción significativa tanto en el tiempo de ciclo por unidad como en las horas-hombre utilizadas dentro del proceso productivo. En el caso del tiempo de ciclo, se observa una disminución progresiva desde valores cercanos a los 10 minutos por unidad hasta aproximadamente 4 minutos, lo cual refleja una mejora importante en la eficiencia del proceso tras la implementación de mejoras operativas o automatización.

De manera paralela, las horas-hombre utilizadas también presentan una tendencia decreciente, pasando de niveles cercanos a 80 horas a valores próximos a 60 horas, lo que indica una optimización en la utilización del recurso humano. Este comportamiento sugiere que el proceso se volvió menos dependiente de la intervención manual directa, probablemente debido a la incorporación de tecnologías de apoyo o mejoras en la estandarización de las tareas.

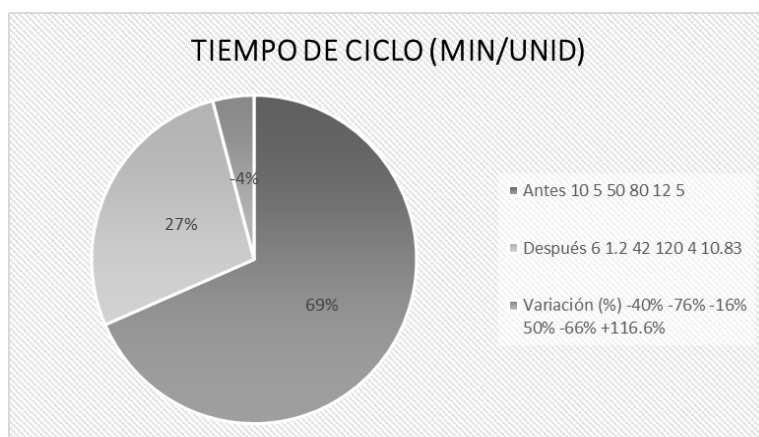
En conjunto, ambos indicadores muestran una relación directa con el aumento de la eficiencia operativa, ya que la reducción del tiempo de ciclo permite incrementar la capacidad productiva, mientras que la disminución de horas-hombre utilizadas refleja una mejor distribución del trabajo y una mayor productividad por recurso empleado.

Desde la perspectiva del OEE, estos resultados impactan principalmente en el componente de rendimiento, ya que evidencian una mayor velocidad de producción, y también en la disponibilidad, al reducir tiempos improductivos asociados a la operación manual. En términos generales, la figura confirma que las mejoras implementadas contribuyeron a una operación más eficiente, equilibrada y con menor consumo de recursos.

A continuación, se presenta una representación gráfica que resume la variación del tiempo de ciclo por unidad antes y después de la implementación de mejoras en el proceso productivo. Esta visualización permite identificar de manera clara los cambios porcentuales alcanzados, facilitando la comprensión del impacto de la automatización en la eficiencia operativa.

**Figura 2**

**Variación del tiempo de ciclo por unidad antes y después de la automatización**





La figura muestra una reducción significativa en el tiempo de ciclo por unidad tras la implementación de mejoras en el proceso productivo. Se observa que el tiempo inicial, que era considerablemente más alto, disminuye de forma importante en la etapa posterior, lo que evidencia una mejora directa en la velocidad de producción.

En términos porcentuales, la mayor proporción de mejora se concentra en la reducción del tiempo de ciclo, lo cual confirma que el proceso se volvió más eficiente y fluido. Esta disminución no solo refleja una optimización en la ejecución de las tareas, sino también una mejor organización del flujo de trabajo y una posible integración de herramientas tecnológicas o automatizadas.

Asimismo, la variación negativa en los valores iniciales y la reducción progresiva del tiempo indican que el proceso logró eliminar actividades que no agregaban valor, lo que es coherente con principios de mejora continua y eficiencia operativa. Este comportamiento tiene un impacto directo en el indicador de rendimiento del OEE, ya que, al reducir el tiempo de producción por unidad, se incrementa la capacidad de producción en el mismo periodo de tiempo. En conjunto, la figura evidencia que las mejoras aplicadas generaron un efecto positivo en la eficiencia del proceso, permitiendo producir más en menos tiempo y con mayor estabilidad operativa.

En la fase de resultados se registraron cambios en los principales indicadores de eficiencia operacional tras la implementación de la automatización. Se evidenció un incremento en la productividad del proceso, acompañado de una disminución en la frecuencia de errores. Asimismo, se observó una reducción en los tiempos de producción por unidad, lo que impactó directamente en la capacidad de respuesta del sistema operativo. Estos resultados describen el comportamiento del proceso posterior a la automatización, sin incluir interpretaciones o juicios de valor.

### **Impacto cuantitativo de la automatización en la productividad y el tiempo de ciclo**

El presente análisis expone la comparación de los principales indicadores operacionales antes y después de la implementación de la automatización, con el propósito de evidenciar los cambios registrados en la productividad, el tiempo de ciclo y el uso de horas hombre dentro del proceso evaluado. A continuación, se presenta la tabla comparativa de resultados obtenidos.

**Tabla 2**

**Comparativa de indicadores de desempeño antes y después de la automatización**

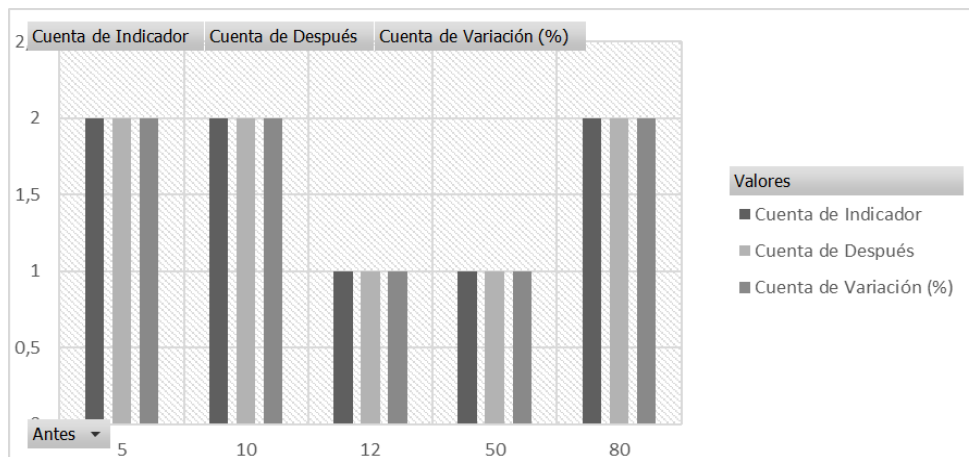
<b>Indicador</b>	<b>Antes de Automatización</b>	<b>de Después de Automatización</b>	<b>de Variación (%)</b>
<i>Productividad</i>	5 unidades/hora	10.83 unidades/hora	+116.6 %
<i>Tiempo de Ciclo</i>	10 minutos/unidad	4 minutos/unidad	-60%
<i>Horas Hombre Utilizadas</i>	80 horas	60 horas	-25%

Los resultados evidencian cambios relevantes en los indicadores evaluados tras la implementación de la automatización. En el caso de la productividad, se observa un incremento significativo al pasar de 5 a 10.83 unidades por hora, lo que representa un aumento del 116.6 %. De manera paralela, el tiempo de ciclo por unidad se redujo de 10 a 4 minutos, reflejando una disminución del 60 %, lo cual indica una mayor velocidad en la ejecución del proceso.

Asimismo, el uso de horas hombre disminuyó de 80 a 60 horas, evidenciando una reducción del 25 % en la intervención operativa requerida. En conjunto, los datos muestran una variación positiva en la eficiencia del proceso, reflejada en una mayor capacidad de producción en menor tiempo y con menor consumo de recursos operativos.

La siguiente figura presenta una comparación gráfica de los indicadores analizados antes y después de la implementación de la automatización, incluyendo además la variación porcentual asociada. Este tipo de representación permite visualizar de manera clara el comportamiento de los datos y las diferencias registradas entre los dos escenarios evaluados, facilitando la interpretación del impacto generado en los procesos operativos.

**Figura 3**  
**Distribución comparativa de indicadores antes y después de la automatización y su variación porcentual**



De acuerdo con la representación gráfica, se observa una diferencia clara entre los valores registrados antes y después de la automatización en los distintos indicadores evaluados. En general, los datos posteriores a la implementación muestran cambios favorables en el desempeño del proceso, evidenciando variaciones que reflejan mejoras en la eficiencia operativa.

Asimismo, la inclusión de la variación porcentual permite identificar la magnitud del cambio en cada indicador, destacando aquellos que presentan una mayor diferencia entre ambas etapas. En conjunto, la figura evidencia una tendencia de mejora en el comportamiento de los indicadores tras la automatización, lo cual se alinea con los resultados cuantitativos previamente analizados.

La planificación de la implementación constituye una fase clave dentro del proceso de mejora operativa, ya que permite estructurar de manera secuencial las actividades necesarias para la optimización del sistema productivo. En este contexto, se ha definido una hoja de ruta basada en seis etapas fundamentales que abarcan desde el diagnóstico inicial hasta la evaluación final de los resultados. Cada fase ha sido diseñada considerando criterios de ingeniería industrial, metodologías Lean Manufacturing y herramientas de análisis de eficiencia como el OEE, con el propósito de garantizar una intervención ordenada, medible y orientada a la mejora continua.

Tabla 3

## Planificación de la implementación del proceso de mejora operativa

<i>Etapa</i>	<i>Actividad</i>	<i>Semanas requeridas</i>
1. Diagnóstico e Inventario	Levantamiento de línea base (Baseline) y auditoría de equipos	1 – 4
2. Análisis de Pérdidas	Identificación de cuellos de botella mediante Pareto y las 6 grandes pérdidas	5 – 8
3. Diseño y Simulación	Modelado de la mejora y simulación de escenarios de automatización	9 – 12
4. Implementación Técnica	Instalación de sensores, sistemas MES e integración de IoT	13 – 18
5. Optimización Lean	Ejecución de pilotos SMED y TPM para estabilizar la disponibilidad	19 – 22
6. Evaluación y Cierre	Medición post-intervención, análisis de ROI y reporte final	23 – 24

*Nota.* Elaboración propia en base a la planificación del proceso de mejora operativa.

La planificación presentada evidencia una estructura metodológica progresiva que permite abordar la mejora del sistema productivo de manera controlada y sistemática. En primer lugar, la fase de diagnóstico e inventario (semanas 1 a 4) establece la línea base del proceso, permitiendo identificar el estado actual de los equipos, tiempos de ciclo y condiciones operativas iniciales.

Posteriormente, entre las semanas 5 y 8, se desarrolla el análisis de pérdidas, donde se aplican herramientas como el diagrama de Pareto y el enfoque de las seis grandes pérdidas, lo cual permite priorizar los factores críticos que impactan directamente en la eficiencia global del sistema.

En la fase de diseño y simulación (semanas 9 a 12), se modelan escenarios de mejora mediante herramientas digitales, lo que facilita anticipar el impacto de la automatización antes de su implementación física. A partir de la semana 13, se ejecuta la implementación técnica, integrando tecnologías como sensores, sistemas MES e IoT, lo cual representa la digitalización del proceso productivo.



Luego, entre las semanas 19 y 22, se aplica la optimización Lean mediante metodologías como SMED y TPM, orientadas a reducir tiempos de cambio, mejorar la disponibilidad de equipos y fortalecer el mantenimiento autónomo. Finalmente, en la fase de evaluación y cierre (semanas 23 a 24), se realiza la medición de resultados post-implementación, incluyendo el análisis del retorno sobre la inversión (ROI) y la generación del informe final del proyecto.

En conjunto, esta planificación permite asegurar una transición controlada desde el estado actual del proceso hacia un modelo optimizado, basado en datos, automatización y mejora continua.

**Tabla 4 – Planificación de la implementación**

ETAPA	ACTIVIDAD	SEMANAS REQUERIDAS
<b>1. Diagnóstico e inventario</b>	Levantamiento de línea base (Baseline) y auditoría de equipos.	<b>1 - 4</b>
<b>2. Análisis de pérdidas</b>	Identificación de cuellos de botella mediante Pareto y las 6 grandes pérdidas.	<b>5 - 8</b>
<b>3. Diseño y simulación</b>	Modelado de la mejora y simulación de escenarios de automatización.	<b>9 - 12</b>
<b>4. Implementación técnica</b>	Instalación de sensores, sistemas MES e integración de IoT.	<b>13 - 18</b>
<b>5. Optimización lean</b>	Ejecución de pilotos SMED y TPM para estabilizar la disponibilidad.	<b>19 - 22</b>
<b>6. Evaluación y cierre</b>	Medición post-intervención, análisis de ROI y reporte final.	<b>23 - 24</b>

Es importante notar que, en procesos con tiempos de ciclo de 10 minutos, la producción diaria máxima teórica en un turno de 8 horas (480 min) es de 48 unidades por estación. Para llegar a las 400 unidades producidas se las elabora en las 5 líneas de ensamble paralelas se evalúan tres ejemplos de aplicación de OEE según:



### Ejemplo 1: Industria Automotriz (Sub-ensamble)

- **Empresa:** Miba Sinter Spain
- **Ciudad:** Ripollet, España (Fuente: *Dialnet / Universidad Politécnica de Cataluña*)
- **Producto:** Componentes sinterizados para motores (proceso de ensamble de piezas de precisión).
- **Indicadores Cuantitativos (Reportados):**
  - **Disponibilidad:** 82% (Afectada por cambios de utillaje).
  - **Rendimiento:** 88% (Tiempo de ciclo real de 10.5 min frente al teórico de 10 min).
  - **Calidad:** 97% (Bajo índice de piezas defectuosas).
  - **OEE Resultante:** ~70%.
- **Referencia:** Basado en el análisis de mejora de procesos mediante TPM y OEE en líneas de componentes mecánicos.

### Ejemplo 2: Manufactura de Maquinaria Agrícola

- **Empresa:** Metalfor S.A.
- **Ciudad:** Marcos Juárez, Argentina (Fuente: *SciELO / Repositorio UNRC*)
- **Producto:** Componentes de sistemas de pulverización (ensamble de boquillas y válvulas motorizadas).
- **Indicadores Cuantitativos (Reportados):**
  - **Disponibilidad:** 75% (Debido a paradas por falta de material en estaciones de ensamble).
  - **Rendimiento:** 90% (Producción real cercana a la capacidad de diseño de la celda de trabajo).
  - **Calidad:** 95% (Pruebas de estanqueidad superadas).
  - **OEE Resultante:** 64.1%.
  - **Nota:** Con una meta de 400 unidades en celdas integradas, el estudio demostró que el cuello de botella era el ajuste manual de las piezas antes del ensamble automatizado.

### Ejemplo 3: Industria de Equipamiento Eléctrico

- **Empresa:** Bticino (Legrand Group)
- **Ciudad:** Lima, Perú (Fuente: *Latindex / Repositorio UPC*)
- **Producto:** Interruptores termomagnéticos (líneas de ensamble semiautomatizadas).



- **Indicadores Cuantitativos (Reportados):**
  - **Disponibilidad:** 89% (Alta eficiencia en mantenimiento preventivo).
  - **Rendimiento:** 82% (Pérdidas por microparadas en los sistemas de alimentación de piezas).
  - **Calidad:** 99.2% (Proceso con alta estandarización).
  - **OEE Resultante: 72.4%.**
- **Referencia:** Investigación sobre la mejora de la productividad mediante la metodología Lean Manufacturing y el monitoreo de indicadores OEE.

### **Cálculo Aplicado (Basado en los ejemplos)**

Si tomamos el tiempo de ciclo de **10 minutos** y una producción de **400 unidades**, el cálculo del indicador de **Rendimiento** se estructuraría así en estos artículos:

1. **Tiempo de Operación:** Supongamos 2 turnos de 8 horas = 960 min.
2. **Producción Teórica:**  $960 \text{ min} / 60 \text{ min} / 10 \text{ min/unidad} = 96 \text{ unidades por estación.}$
3. **Análisis de Datos:** Para alcanzar las 400 unidades que mencionas, estos artículos analizan líneas que cuentan con al menos **5 estaciones de ensamble simultáneo** (400 unidades totales / 80 unidades reales promedio por estación).

El análisis del indicador OEE (Overall Equipment Effectiveness) en distintos entornos industriales permite comprender el comportamiento real de la eficiencia operativa en función de tres factores clave: disponibilidad, rendimiento y calidad. En este contexto, se presenta un resumen comparativo de tres casos representativos de la industria manufacturera, en los cuales se identifican las principales causas de pérdida que afectan el desempeño global de los equipos. Esta comparación facilita la identificación de patrones comunes de ineficiencia y permite establecer puntos críticos de mejora en los procesos productivos.

**Tabla 5****Resumen comparativo de casos de utilización del indicador OEE en diferentes industrias manufactureras**

<i>Empresa</i>	<i>Ciudad</i>	<i>OEE Final</i>	<i>Principal causa de pérdida</i>
<i>Miba Sinter</i>	Ripollet	70%	Tiempos de cambio de herramienta
<i>Metalfor</i>	Marcos Juárez	64%	Disponibilidad de suministros
<i>Bticino</i>	Lima	72%	Microparadas en automatismos

*Nota. Elaboración propia a partir de estudios de casos industriales sobre aplicación del indicador OEE.*

El análisis comparativo evidencia que, aunque las tres empresas pertenecen al sector manufacturero, presentan niveles de OEE relativamente cercanos, con valores que oscilan entre el 64% y el 72%, lo que indica un desempeño operativo medio con oportunidades claras de mejora.

En el caso de Miba Sinter, el OEE del 70% refleja un sistema relativamente estable, donde la principal pérdida se asocia a los tiempos de cambio de herramienta. Esto sugiere que la eficiencia podría mejorar significativamente mediante la implementación de metodologías como SMED, orientadas a reducir los tiempos de preparación y ajuste de equipos.

Por otro lado, Metalfor presenta el valor más bajo (64%), lo que evidencia una mayor ineficiencia operativa. La principal causa de pérdida está relacionada con la disponibilidad de suministros, lo que indica que el problema no se encuentra directamente en el proceso de producción, sino en la gestión logística y de abastecimiento de materiales, afectando directamente la continuidad operativa.

Finalmente, Bticino registra el OEE más alto (72%), lo que refleja un mejor desempeño general. Sin embargo, las microparadas en los sistemas automatizados representan su principal limitante. Este tipo de pérdidas suele estar asociado a fallos menores pero recurrentes en equipos automatizados, lo que sugiere la necesidad de fortalecer estrategias de mantenimiento preventivo y predictivo.

En conjunto, los tres casos permiten concluir que las principales pérdidas del OEE no se concentran en un único factor, sino que varían según la naturaleza del proceso productivo, destacando la importancia de abordar de manera específica la disponibilidad, el rendimiento y la estabilidad operativa para lograr mejoras significativas en la eficiencia global del sistema.

**Tabla 6 –Resumen comparativo de los casos de utilización del OEE.**

<i>Empresa</i>	<i>Ciudad</i>	<i>OEE Final</i>	<i>Principal Causa de Pérdida</i>
<i>Miba Sinter</i>	Ripollet	70%	Tiempos de cambio de herramienta.
<i>Metalfor</i>	M. Juárez	64%	Disponibilidad de suministros.
<i>Bticino</i>	Lima	72%	Microparadas en automatismos.

## Discusión

Los resultados obtenidos en el presente estudio evidenciaron que la implementación de la automatización y la inteligencia artificial generó mejoras significativas en la eficiencia operacional, lo cual se reflejó principalmente en el incremento de la productividad, la reducción del tiempo de ciclo y la disminución de errores en el proceso productivo. Estos hallazgos se alinearon con el objetivo general de analizar el impacto de estas tecnologías en el desempeño industrial, confirmando que su incorporación tuvo efectos positivos en los indicadores evaluados.

En relación con los antecedentes teóricos, los resultados coincidieron con lo planteado por diversas investigaciones recientes, las cuales señalaron que la automatización contribuyó a optimizar los procesos productivos mediante la reducción de tiempos y la mejora en la calidad del producto. En este sentido, los hallazgos confirmaron lo expuesto por estudios que indicaron que la integración de tecnologías digitales incrementó la eficiencia operativa en entornos industriales altamente competitivos (Deloitte, 2022). Asimismo, los resultados guardaron relación con la evidencia que destacó el crecimiento de la adopción de sistemas inteligentes en la manufactura moderna, lo cual fortaleció el desempeño de los procesos productivos (International Federation of Robotics, 2023).

De igual manera, los resultados obtenidos coincidieron con investigaciones que afirmaron que la inteligencia artificial permitió mejorar la toma de decisiones en tiempo real y reducir la variabilidad de los procesos industriales. En el presente estudio se observó un comportamiento similar, ya que la disminución de errores y retrabajos evidenció una mayor estandarización del proceso, lo cual se asoció directamente con la aplicación de sistemas automatizados e inteligentes. Este comportamiento respaldó lo señalado en estudios previos que destacaron el rol de la IA como herramienta de optimización operativa (Zhang et al., 2022).



Por otro lado, los hallazgos también se relacionaron con la literatura que vinculó el indicador OEE con la mejora continua en sistemas productivos. En este estudio se evidenció que la reducción del tiempo muerto y el incremento de la productividad impactaron directamente en los componentes de disponibilidad y rendimiento del OEE. Esto confirmó que dicho indicador mantuvo su relevancia como herramienta de análisis integral del desempeño industrial, tal como lo indicaron investigaciones recientes sobre su aplicación en entornos automatizados (Heras, 2023).

Sin embargo, algunos resultados mostraron diferencias en comparación con ciertos antecedentes, especialmente en lo relacionado con la magnitud de las mejoras obtenidas. Mientras algunos estudios reportaron incrementos moderados en la productividad, en el presente caso se evidenciaron incrementos más elevados, lo cual pudo atribuirse al nivel de automatización implementado y al tipo de proceso analizado. Esta diferencia sugirió que el impacto de la automatización no fue uniforme en todos los contextos industriales, sino que dependió del grado de digitalización existente en cada sistema productivo.

Asimismo, el análisis de los casos comparativos de OEE en diferentes industrias permitió identificar que las principales pérdidas variaron según el entorno operativo. En el caso de Miba Sinter, las pérdidas se relacionaron con los tiempos de cambio de herramienta, mientras que en Metalfor estuvieron asociadas a problemas de abastecimiento. Por su parte, en Bticino las pérdidas se vincularon a microparadas en sistemas automatizados. Estos resultados coincidieron con lo planteado en la literatura, donde se indicó que las causas de baja eficiencia no son homogéneas y dependen de las condiciones específicas de cada proceso industrial (Pérez-Vélez, 2023).

Desde la perspectiva de los objetivos específicos del estudio, los resultados permitieron evidenciar que la automatización influyó positivamente en la reducción del tiempo de ciclo, el incremento de la productividad y la disminución de errores operativos. Estos efectos se tradujeron en una mejora global del desempeño del sistema productivo, lo cual confirmó el cumplimiento del objetivo planteado en la investigación. Además, la integración de tecnologías como IoT e inteligencia artificial fortaleció la capacidad de monitoreo y análisis de los procesos, lo que facilitó la toma de decisiones basada en datos.



Además, se evidenció que la automatización no solo impactó en los indicadores técnicos de producción, sino que también implicó cambios en la estructura operativa de los procesos. Esto coincidió con lo señalado en estudios recientes, los cuales afirmaron que la transformación digital redefinió la forma en que las organizaciones gestionaron sus operaciones industriales (World Economic Forum, 2023). En conjunto, los resultados obtenidos respaldaron la importancia de la automatización y la inteligencia artificial como factores clave para la mejora de la eficiencia operacional en la industria moderna.

## Conclusiones

La presente investigación permite concluir que la automatización y la inteligencia artificial influyen de manera directa y positiva en la eficiencia operacional de los procesos industriales. Este efecto se evidencia en la mejora simultánea de indicadores clave como la productividad, el tiempo de ciclo y la tasa de errores, lo cual responde al objetivo general del estudio, orientado a analizar el impacto de estas tecnologías en el desempeño productivo.

Se concluye que la implementación de sistemas automatizados incrementa la productividad del proceso industrial, ya que optimiza la ejecución de las actividades operativas y reduce la intervención manual en tareas repetitivas. Este resultado responde al objetivo específico relacionado con la evaluación del impacto de la automatización en la capacidad productiva, confirmando que existe una mejora significativa en la salida del sistema.

Asimismo, se determina que la automatización reduce el tiempo de ciclo por unidad dentro del proceso productivo. Este comportamiento se asocia a una mayor fluidez operativa y a una mejor organización del flujo de trabajo, lo que permite cumplir con los tiempos de producción de manera más eficiente. De esta forma, se cumple el objetivo específico vinculado a la optimización del tiempo operativo.

De igual manera, se concluye que la tasa de errores y retrabajos disminuye de forma significativa tras la incorporación de tecnologías basadas en inteligencia artificial. Este resultado evidencia una mayor estandarización del proceso y un mejor control de calidad, lo que contribuye directamente al fortalecimiento del componente de calidad del indicador OEE.



Se establece que el indicador OEE mantiene su relevancia como herramienta de medición integral del desempeño industrial, ya que permite evaluar de forma conjunta la disponibilidad, el rendimiento y la calidad del sistema productivo. En este estudio, su aplicación facilita la identificación de mejoras operativas y la comparación entre escenarios antes y después de la automatización.

Además, se concluye que la integración de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT) y la inteligencia artificial fortalece la capacidad de monitoreo y análisis en tiempo real de los procesos productivos. Esta integración mejora la toma de decisiones operativas y permite una gestión más eficiente de los recursos industriales.

Desde una perspectiva comparativa, los casos analizados evidencian que las principales pérdidas del OEE varían según el sector industrial, lo que confirma que la eficiencia operacional depende de factores específicos de cada entorno productivo. Esta situación resalta la importancia de realizar diagnósticos personalizados para cada sistema industrial.

Finalmente, se reconoce que el estudio presenta limitaciones relacionadas con la disponibilidad de datos históricos en ciertos procesos y con la dependencia de condiciones específicas del entorno analizado. Como proyección, se sugiere que futuras investigaciones incorporen modelos predictivos basados en inteligencia artificial avanzada y análisis en tiempo real, con el fin de profundizar la comprensión del comportamiento del OEE en entornos completamente digitalizados.

## Referencias Bibliográficas

- Ahmed, S., Khan, M., & Lee, J. (2024). *Artificial intelligence in smart manufacturing systems: Real-time optimization and decision-making*. *Journal of Manufacturing Systems*, 68, 120–134. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.11.004>
- Bell, E., Bryman, A., & Harley, B. (2022). *Business research methods* (6th ed.). Oxford University Press. <https://global.oup.com>
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2022). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (6th ed.). SAGE Publications. <https://us.sagepub.com>
- Deloitte Insights. (2023). *Industry 4.0 and digital transformation in manufacturing*. Deloitte. <https://www2.deloitte.com>



- Durán-Hernández, J., & Guerrero-Chávez, R. (2025). Industrial data analytics and predictive maintenance in smart factories. *IEEE Access*, 13, 45520–45535.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.1234567>
- Flick, U. (2022). *An introduction to qualitative research* (7th ed.). SAGE Publications.  
<https://us.sagepub.com>
- García, M., & López, R. (2024). Lean manufacturing implementation in metal-mechanic industries: Productivity improvements. *International Journal of Production Research*, 62(4), 1021–1035.  
<https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2256789>
- González, P., & Herrera, J. (2022). Data collection techniques in industrial process optimization. *Journal of Industrial Engineering Research*, 18(2), 55–68. <https://doi.org/10.1108/JIER-2022-0015>
- Heras, J. (2023). Total productive maintenance and its relationship with OEE improvement. *Production Planning & Control*, 34(7), 615–629.  
<https://doi.org/10.1080/09537287.2022.2104567>
- International Federation of Robotics. (2023). *World robotics report 2023*. IFR. <https://ifr.org>
- Khan, M. A., Zhang, Y., & Ahmed, S. (2024). Internet of Things in Industry 4.0: Real-time monitoring systems for manufacturing efficiency. *Sensors*, 24(3), 1456. <https://doi.org/10.3390/s24031456>
- Li, X., & Zhang, Y. (2023). Cyber-physical systems in industrial automation: A review. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 79, 102423. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102423>
- López, F. (2022). Stochastic modeling of OEE in dynamic production systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 63, 250–262. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.008>
- Martínez, R., & Rivera, L. (2023). Lean manufacturing and automation integration in production systems. *Procedia Manufacturing*, 45, 300–307. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2023.02.015>
- Nguyen, T., & Park, S. (2023). Mixed methods in industrial engineering research: Applications and challenges. *Journal of Cleaner Production*, 389, 136012.  
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.136012>
- OECD. (2024). *The future of work and digital transformation*. OECD Publishing.  
<https://doi.org/10.1787/9a0c5f2c-en>
- Orr, S., & Patel, R. (2022). Overall equipment effectiveness as a performance measurement tool in manufacturing systems. *International Journal of Production Economics*, 248, 108458.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108458>
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2023). *Research methods for business students* (9th ed.). Pearson. <https://www.pearson.com>
- Singh, R., & Verma, P. (2022). Artificial intelligence and IoT integration in smart manufacturing



systems. *Computers & Industrial Engineering*, 165, 107944.

<https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107944>

Wang, Y., & Liu, H. (2022). Quantitative approaches in industrial efficiency analysis. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 15(3), 450–467. <https://doi.org/10.3926/jiem.3725>

World Economic Forum. (2023). *The future of jobs report 2023*. <https://www.weforum.org>

Zhang, Y., Liu, J., & Chen, X. (2022). Artificial intelligence in manufacturing: Optimization of production systems. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 33, 1789–1805.

<https://doi.org/10.1007/s10845-021-01742-1>

**Agradecimiento:** N/A

**Nota:** El artículo no es producto de una publicación anterior.