






# Filling Process Optimization Through an Automated System in the Cleaning Products Industry






Aldair Jiaref Canaza Espejo, Bachelor of Engineering<sup>1</sup> , Matias Samuel Ochoa Alejos, Bachelor of Engineering<sup>2</sup> ,  
Juan Daniel Contreras Valdivia, Mechatronics Engineer<sup>3</sup> , Oscar Raúl Huároc Bravo, Master in Comprehensive  
Management<sup>4</sup> , Marco Antonio Díaz Díaz, Master of Science<sup>5</sup> 

<sup>1,2,3,4,5</sup> Universidad Privada del Norte, Perú, [N00260487@upn.pe](mailto:N00260487@upn.pe), [N00246032@upn.pe](mailto:N00246032@upn.pe), [daniel.contreras@upn.edu.pe](mailto:daniel.contreras@upn.edu.pe),  
[oscar.huaroc@upn.edu.pe](mailto:oscar.huaroc@upn.edu.pe), [marco.diaz@upn.edu.pe](mailto:marco.diaz@upn.edu.pe)

*Abstract-This research, with a quantitative approach, analyzes the implementation of an automated filling system using sensors and programmable logic controllers (PLC) in a liquid product manufacturing plant. The study arises in response to inefficiencies identified in the manual process, such as long cycle times, low performance, and a high failure rate attributable to human errors and operational variability. The applied methodology included a technical analysis using tools such as the Pareto Chart, FMEA, and criticality analysis, followed by the design, implementation, and validation of the automated system. Key indicators such as cycle time, performance, and failure rate were used to evaluate operational improvement. The results show a reduction in the average monthly cycle time from 113.1 to 92.8 hours (17.9%), an increase in performance from 70.7% to 86.0%, and a decrease in the failure rate from 29.3% to 14.0%. These changes reflect a significant improvement in the efficiency, continuity, and reliability of the filling process, highlighting the positive impact of automation on productivity and the reduction of human error.*

**Keywords:** Automation, Cycle Time, Performance, Failure Rate, Operational Efficiency

# Optimización del Proceso de Llenado mediante un Sistema Automatizado Basado en PLC en la Industria de Productos de Limpieza

Aldair Jiaref Canaza Espejo, Bachiller en Ingeniería Industrial<sup>1</sup> , Matias Samuel Ochoa Alejos, Bachiller en Ingeniería Industrial<sup>2</sup> , Juan Daniel Contreras Valdivia, Ingeniero Mecatrónico<sup>3</sup> , Oscar Raúl Huároc Bravo, Maestro en Gestión Integral<sup>4</sup> , Marco Antonio Díaz Díaz, Máster en Ciencias<sup>5</sup>   
<sup>1,2,3,4,5</sup> Universidad Privada del Norte, Perú, [N00260487@upn.pe](mailto:N00260487@upn.pe), [N00246032@upn.pe](mailto:N00246032@upn.pe), [daniel.contreras@upn.edu.pe](mailto:daniel.contreras@upn.edu.pe), [oscar.huaroc@upn.edu.pe](mailto:oscar.huaroc@upn.edu.pe), [marco.diaz@upn.edu.pe](mailto:marco.diaz@upn.edu.pe)

*Resumen—La presente investigación, con un enfoque cuantitativo, analiza la implementación de un sistema automatizado de llenado mediante el uso de sensores y controladores lógicos programables (PLC) en una planta de producción de productos líquidos. El estudio surge como respuesta a las ineficiencias detectadas en el proceso manual, tales como largos tiempos de ciclo, bajo rendimiento y un elevado índice de fallos atribuibles a errores humanos y variabilidad operativa. La metodología aplicada comprendió un análisis técnico mediante herramientas como el Diagrama de Pareto, AMFE y el análisis de criticidad, seguido del diseño, implementación y validación del sistema automatizado. Se aplicaron indicadores clave como el tiempo de ciclo, el rendimiento y el índice de fallos para evaluar la mejora operativa. Los resultados muestran una reducción del tiempo de ciclo promedio mensual de 113.1 a 92.8 horas (17.9%), un incremento del rendimiento de 70.7 % a 86.0 %, y una disminución del índice de fallos de 29.3 % a 14.0 %. Estos cambios reflejan una mejora significativa en la eficiencia, continuidad y confiabilidad del proceso de llenado, destacando el impacto positivo de la automatización en la productividad y la reducción de errores humanos.*

**Palabras clave:** Automatización Industrial, Tiempo de Ciclo, Proceso de Llenado, Control mediante PLC, Eficiencia Operativa

## I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la automatización se ha consolidado como un pilar fundamental dentro del marco de la Industria 4.0, al permitir la aceleración de procesos, incrementar su eficiencia, precisión y promover la sostenibilidad [1]. El enfoque tecnológico busca disminuir tiempos, minimizar la intervención manual y reducir los costos operativos. Se logra mediante la implementación de PLC, que permiten la automatización de procesos como el control de proporciones y las líneas de ensamblaje. Las soluciones que integran sensores de proximidad y válvulas de control impulsan el progreso industrial al facilitar la supervisión en tiempo real y reducir el desperdicio de recursos. [2]. Por otro lado, la automatización cuenta con una estrecha relación con la optimización [3]. Dentro de las estrategias para optimizar un proceso, la automatización destaca por su capacidad de integrar diversas técnicas y metodologías, tales como el mapeo de procesos, la reducción de material excedente y la reducción de los defectos

que en conjunto potencian la eficiencia operativa [4], [5]. En este sentido, la optimización no solo se centra en reducir ciclos improductivos, a través de la automatización se garantiza que cada etapa del proceso se ejecute con altos estándares de calidad [6].

En los procesos de llenado en la industria de productos de limpieza, se ha observado un notable avance en la automatización mediante sistemas que integran dosificadores controlados por controladores, válvulas solenoides y sensores ópticos para la detección de nivel [7]. Estas aplicaciones han alcanzado un éxito considerable en una variedad de industrias, especialmente en la manufacturera, donde la actualización continua de procesos es esencial para mantener altos niveles de precisión operativa [8].

El proceso de llenado en diferentes industrias de manufactura, particularmente en operaciones de alto volumen, representa un desafío crítico; si no se automatiza, puede convertirse en una desventaja competitiva para la empresa al generar retrasos y errores que impactan en la calidad del producto y en la eficiencia general de la producción [9]. Por ello, la implementación de sistemas automatizados resulta imprescindible para acelerar la producción sin sacrificar la calidad, optimizando tanto los tiempos como los costos operativos [10].

La presente investigación tiene un enfoque cuantitativo, orientado a analizar y optimizar el proceso de llenado en la industria de productos de limpieza mediante la implementación de un sistema automatizado basado en PLC. Para ello se emplean herramientas como diagramas de flujo, análisis de tiempos, métricas operativas y AMFE, con el fin de recopilar y evaluar datos objetivos sobre ciclo de llenado, precisión de llenado y tasa de fallos. Este diseño experimental permite comparar el desempeño del proceso antes y después de la automatización, garantizando rigor en la validación de resultados. ¿En qué porcentaje la implementación del sistema automatizado reduce los tiempos de ciclo de llenado, incrementa el rendimiento y disminuye el índice de defectos del proceso?

## Revisión de la Literatura

La automatización de procesos industriales ha sido ampliamente abordada en la literatura científica como una herramienta clave para mejorar la eficiencia, reducir errores y aumentar la competitividad en distintos sectores productivos.

**Agricultura:** Se desarrolló un sistema automático de llenado basado en nivel de agua, alcanzando un error medio del 0,12 %; sin embargo, la calibración de lógica difusa puede ser costosa ante variaciones en la calidad del agua [11].

**Automotriz:** La aplicación de PDCA redujo el tiempo de ciclo en un 21 % mediante estandarización y entrenamiento, aunque carece de respuesta dinámica ante cambios volumétricos en la producción [12].

**Electrónica:** La integración de un sensor de presión en el proceso de soldadura por reflujo disminuyó un 20 % el tiempo de inactividad, pero su enfoque reactivo sólo corrige tras presentarse la falla, en contraste con métodos predictivos [13].

**Industria de Alimentos:** El uso de procesamiento de imágenes con el operador Prewitt alcanzó un 97 % de éxito en la detección de nivel, aunque depende de iluminación y calibración de cámara, factores que pueden encarecer su implementación a escala industrial [14].

**Industria Farmacéutica:** El rediseño metodológico y la estandarización de variables de inspección disminuyeron el tiempo de ciclo en un 18,3 % y estabilizaron el proceso, sin abordar la automatización de actuadores ni la integración con PLC [15]. Sin embargo los enfoques aplicados para medir sus indicadores fueron analizados para la presente investigación.

En el caso de la industria de productos de limpieza, la automatización del proceso de llenado representa una oportunidad estratégica para mejorar la eficiencia operativa, reducir los errores humanos y asegurar la calidad del producto final. Sin embargo, la literatura sobre este sector en específico aún es limitada en comparación con otras industrias, lo que justifica la necesidad de investigaciones aplicadas que analicen y optimicen estos procesos desde un enfoque técnico y cuantitativo. Aunque la automatización está bien establecida en agricultura, industria de alimentos y automotriz, en la industria de productos de limpieza faltan estudios que combinen diseño de lógica PLC, análisis de fallo e implementación en una planta real.

## II. METODOLOGÍA:

La presente investigación adopta un enfoque empírico-analítico y cuantitativo, evaluando objetivamente el impacto de un sistema automatizado basado en PLC en el proceso de llenado mediante mediciones concretas de parámetros operativos [16], [17].

El estudio es de tipo aplicado y descriptivo, orientado a implementar tecnologías de automatización para optimizar la

eficiencia operativa, mejorar la calidad del llenado y reducir defectos y desperdicios [18].

La metodología empleada permite la medición de resultados concretos, como el tiempo medio de llenado, el nivel de desperdicio y la tasa de defectos, proporcionando una base sólida para comprender el impacto de la automatización en estos indicadores clave [19].

Para la recolección y análisis de datos se emplearon diagramas de flujo, hojas de registro, métricas operativas, análisis de tiempos y cálculos de eficiencia, garantizando un abordaje sistemático y fundamentado en evidencia experimental [20]. Lo que nos permite evaluar rigurosamente la efectividad de la automatización implementada, sino también ofrece directrices claras para futuras mejoras en entornos industriales similares.

A continuación, se presentan los principales conceptos de las variables de estudio o factores relevantes:

### 2.1. Eficiencia Operativa:

**Volumen de Llenado:** Es la cantidad de fluido que debe mantenerse en un sistema para su funcionamiento eficiente. Un control inadecuado puede generar pérdidas, consumo excesivo de energía y fallas. En sistemas de desalinización autónomos, el uso de lógica difusa permite gestionar el volumen de llenado del tanque como variable crítica para optimizar la operación, equilibrando consumo energético y disponibilidad de agua [21]. En redes de agua, el control avanzado mejora la estabilidad operativa [22].

**Hipótesis 1:** El control automatizado del volumen de llenado mejora la eficiencia operativa y reduce pérdidas en los procesos.

**Tiempo de Inactividad:** La automatización industrial ha permitido reducir errores humanos y mejorar la continuidad operativa mediante el monitoreo en tiempo real. El uso de algoritmos adaptativos para mantenimiento predictivo ha optimizado procesos y disminuido paradas no planificadas [23].

**Hipótesis 2:** La automatización y el control avanzado de procesos reducen el tiempo de inactividad, mejorando la eficiencia operativa.

### 2.2. Productividad:

**Número de Ciclos:** La automatización industrial mediante PLC ha demostrado ser clave para incrementar los ciclos operativos al reducir tiempos de configuración y adaptarse rápidamente a nuevos requerimientos. La reconfiguración automática permite responder con agilidad a cambios en la producción, elevando la eficiencia [24]. Además, el uso de modelos digitales y metamodelos facilita la predicción del rendimiento bajo distintas condiciones, asegurando un flujo continuo de producción [25].

Hipótesis 3: La implementación de herramientas de automatización y simulación permite aumentar el número de ciclos productivos al reducir interrupciones y optimizar la adaptación del sistema ante nuevos escenarios.

Tiempo de llenado: Representa el periodo que una máquina requiere para completar el llenado de un líquido en un recipiente. Su duración depende de los procedimientos aplicados y su optimización es clave para mejorar la eficiencia operativa. Por ello, debe considerarse un parámetro fundamental en la gestión y mejora de los sistemas de llenado [26].

Hipótesis 4: El sistema automatizado reducirá el tiempo de llenado por unidad en un 12 % respecto al método manual.

Cantidad total de unidades producidas: Es el total de productos fabricados correctamente durante un turno o jornada operativa. Esta métrica es clave para evaluar el rendimiento de la automatización, ya que refleja la capacidad productiva del sistema. Por ejemplo, en una línea de producción de Coca Cola se ha observado que un 64% de la línea de montaje permanece inactiva durante la producción máxima; la falta de plena utilización de la automatización ya implementada genera cuellos de botella que reducen la cantidad total de unidades producidas [27].

Hipótesis 5: Una mayor duración del ciclo de llenado por unidad reduce la eficiencia del proceso, disminuyendo la productividad general del sistema de llenado.

### 2.3. Calidad:

Número total de unidades defectuosas: Los defectos en los productos finales impactan significativamente en la industria. La automatización mediante modelos co-bóticos con sistemas de agarre adaptativos permite compensar errores de posición y alineación, reduciendo el tiempo de procesamiento y minimizando fallos por falta de precisión [28].

Hipótesis 6: La implementación de la automatización, reduce el número total de unidades defectuosas. Esta disminución se traduce en una mejora de la eficiencia operativa del sistema, al disminuir reprocesos y pérdidas de insumos.

#### Materiales:

Para la implementación de la automatización del nivel de llenado, se aplicaron encuestas estructuradas como parte del enfoque cuantitativo, dirigidas a una muestra de operarios y técnicos seleccionados por conveniencia. Las encuestas utilizaron escalas tipo Likert para medir la frecuencia de errores, tiempos de respuesta y fallas en el control manual. La información fue procesada en Excel y complementada con la revisión de procedimientos y manuales técnicos. Asimismo, se emplearon herramientas como el diagrama de Ishikawa y el análisis de Pareto, contruidos a partir de los datos obtenidos en las encuestas y registros históricos del proceso manual, con el fin de identificar causas prioritarias y proponer mejoras viables mediante el uso de PLC y sensores de nivel.

#### Métodos:

En la Figura 1 se realizó el diagrama de Ishikawa, también conocido como diagrama de causa y efecto o diagrama de espina de pescado, se utilizó principalmente para identificar y analizar las causas de un problema específico en la empresa.

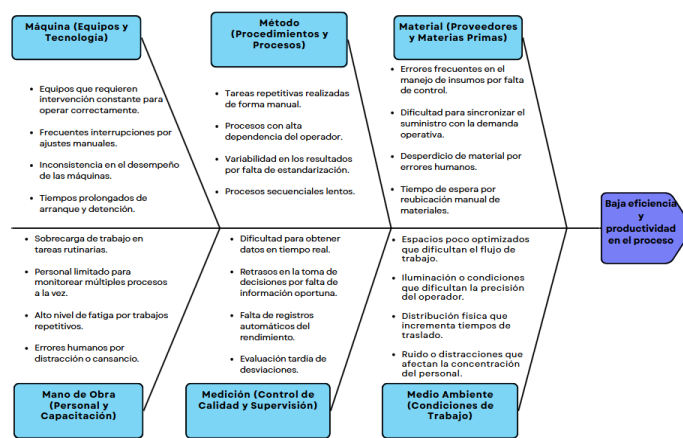


Figura 1. Diagrama actual de Ishikawa

En la Tabla 1 se presenta el gráfico de Pareto, una representación visual basada en el principio 80/20, que indica que aproximadamente el 80% de los efectos son generados por el 20% de las causas. Esta herramienta organiza los datos en orden descendente para identificar y priorizar los factores con mayor impacto.

TABLA 1. DIAGRAMA DE PARETO

CATEGORIA	FRECUENCIA	Porcentaje %	Acumulado
Equipos que requieren intervención constante para operar correctamente	110	8%	8%
Frecuentes interrupciones por ajustes manuales	105	8%	16%
Inconsistencia en el desempeño de las máquinas	100	8%	24%
Tareas repetitivas realizadas de forma manual	95	7%	31%
Procesos con alta dependencia del operador	90	7%	38%
Sobrecarga de trabajo en tareas rutinarias	85	7%	45%
Personal limitado para monitorear múltiples procesos a la vez	80	6%	51%
Tiempo de espera por reubicación manual de materiales	75	6%	57%
Errores humanos por distracción o cansancio	70	5%	62%
Variabilidad en los resultados por falta de estandarización	65	5%	67%
Procesos secuenciales lentos	60	5%	72%

Desperdicio de material por errores humanos	55	4%	76%
Errores frecuentes en el manejo de insumos por falta de control	50	4%	80%
Tiempos prolongados de arranque y detención	45	3%	83%
Dificultad para sincronizar el suministro con la demanda operativa	40	3%	86%
Dificultad para obtener datos en tiempo real	35	3%	89%
Retrasos en la toma de decisiones por falta de información oportuna	30	2%	91%
Falta de registros automáticos del rendimiento	25	2%	93%
Evaluación tardía de desviaciones	20	2%	95%
Espacios poco optimizados que dificultan el flujo de trabajo	18	1%	96%
Distribución física que incrementa tiempos de traslado	17	1%	97%
Iluminación o condiciones que dificultan la precisión del operador	15	1%	98%
Ruido o distracciones que afectan la concentración del personal	14	1%	99%
Alto nivel de fatiga por trabajos repetitivos	13	1%	100%
<b>Total</b>	<b>1312</b>	<b>100%</b>	

En la Figura 2 se muestra un diagrama que ayuda a detectar y organizar los problemas o fallas de forma decreciente, lo que permite tomar decisiones más efectivas al centrarse en los factores con mayor impacto. Como se observa en la Tabla 1, el 24% de los efectos son atribuibles a las tres principales causas: intervención constante del equipo para operar correctamente, interrupciones frecuentes por ajustes manuales e inconsistencia en el desempeño de la máquina.

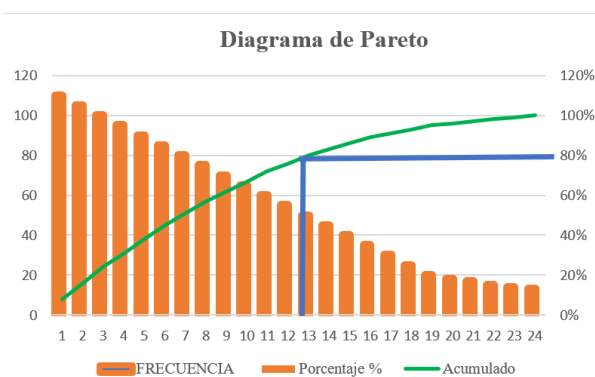


Figura 2. Diagrama de Pareto

### Fase de preparación del proceso automatizado:

Etapa 1: Diagnóstico de la situación actual

Se inició con el análisis detallado del proceso manual de llenado, se identificó los puntos críticos como la variabilidad del tiempo de ciclo y los cuellos de botella operativos. Se realizó un mapeo del flujo de trabajo y se recopiló los datos históricos, con énfasis en los meses con mayor desviación. Esta evaluación permitió establecer las bases para definir objetivos de mejora concretos, así como priorizar las áreas del proceso con mayor potencial de automatización [29].

Etapa 2: Determinación del contexto operativo

Se delimitó las etapas del proceso donde la automatización es viable y se analizó su interacción con los recursos humanos y técnicos existentes. Se estableció los parámetros funcionales, como el tiempo estándar de llenado por unidad y los puntos de control críticos [30].

### Fase de implementación del proceso automatizado de llenado

Etapa 1: Diseño e integración del sistema automatizado

Se desarrolló las especificaciones funcionales del nuevo sistema. Además, se consideró la secuencia de llenado, la capacidad de producción requerida y la sincronización entre estaciones. Se recolectó los datos que permitió monitorear, controlar y estandarizar las variables críticas del proceso, como el tiempo de llenado [31].

### Diseño del proceso de sistema automatizado:

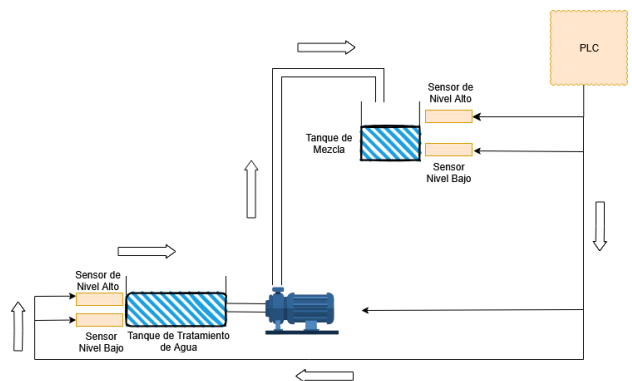


Figura 3. Diagrama del Proceso de Llenado

En la Figura 3 se muestra la arquitectura del PLC que automatiza por completo el proceso de llenado. El controlador recibe señales de cuatro sensores capacitivos: dos en el depósito de agua tratada (nivel bajo y nivel alto) y dos en el tanque de mezcla (punto de arranque y punto de paro). Cuando el nivel en el tanque de mezcla baja del mínimo, el PLC arranca la unidad de tratamiento de agua; al alcanzar el nivel alto en el depósito de tratamiento, activa la bomba para transferir el agua al tanque de mezcla; y, finalmente, al detectar nivel alto en el tanque de mezcla, detiene automáticamente la bomba. Este esquema estandariza el tiempo de ciclo del proceso, elimina la variabilidad humana y optimiza recursos. La efectividad de integrar PLC en determinados procesos también ha sido evidenciada en sectores como el hidroeléctrico, donde se ha

utilizado para detectar irregularidades en los procesos de medición y conexión [32].

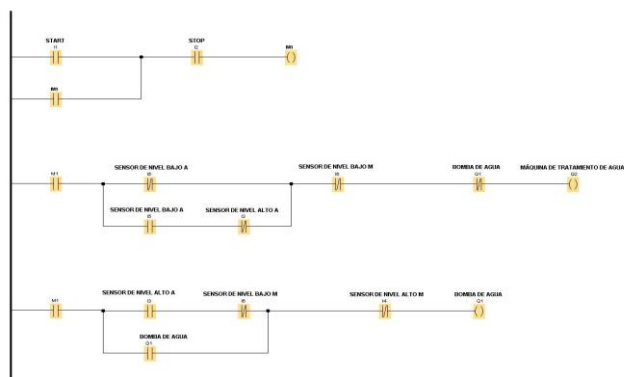


Figura 4. Programación PLC Siemens

En la Figura 4 muestra la programación cargada en el PLC Siemens: se conectó y calibró cada sensor capacitivo para garantizar señales precisas, simulamos el sistema en el software oficial LOGO! y se ejecutó correctamente.

### Modelo matemático

Los indicadores evaluados fueron el tiempo de ciclo (Cycle Time, CT), el rendimiento del tiempo de llenado y el índice de fallos. Dichos indicadores se presentan en las Ec. (1), Ec. (2) y Ec. (3), respectivamente, para cuantificar la eficiencia del proceso de llenado automatizado, siguiendo criterios de medición establecidos en estudios recientes de automatización industrial [33].

$$Tc = TL + TC + To.....(1)$$

Donde:

Tc; es el tiempo de ciclo del proceso.

TL; Es el tiempo de cierre.

To; Es tiempo de otros subprocesos.

$$Rendimiento = \frac{Tideal}{Treal}.....(2)$$

Donde:

Rendimiento; Eficiencia del proceso de llenado (%)

Tideal; Tiempo planificado ideal (horas)

Treal; Tiempo real registrado del ciclo (horas)

$$Indice\ de\ Fallos = 100\% - Rendimiento.....(3)$$

Donde:

Índice de fallos = Pérdida relativa de eficiencia operativa respecto al rendimiento óptimo (%)

Estas fórmulas permiten evaluar con precisión el impacto de la automatización en el desempeño del sistema, especialmente en contextos industriales que buscan reducir

variabilidad, optimizar recursos y minimizar fallos [34], [35]. El tiempo de ciclo considera todos los elementos que afectan la duración total del proceso, mientras que el rendimiento cuantifica la cercanía entre el tiempo real y el ideal. Finalmente, el índice de fallos permite identificar pérdidas operativas, sirviendo como una métrica clave en entornos orientados al rendimiento y a la reducción de defectos [36], [37].

### Etapa 2: Validación operativa y ajuste de parámetros

la implementación, se desarrolló una prueba piloto de dos semanas donde se recopilaban datos mensuales sobre tiempo de llenado, tiempo de paro, tiempos adicionales y tiempo ideal. Estos valores se compararon con registros previos para validar mejoras. Se capacitó al personal en el uso del HMI y en protocolos operativos. Finalmente, se ajustaron parámetros del sistema y se establecieron rutinas de mantenimiento preventivo [38].

## III. RESULTADOS

Se realizó un análisis del proceso de llenado antes de implementar la automatización. En la Tabla 2 se presentan los tiempos promedio mensuales de llenado, paro y otros factores. Se observa una alta variabilidad entre meses, especialmente en el tiempo de paro, lo que sugiere una fuerte dependencia del control manual. Estos resultados respaldan la hipótesis de que la automatización puede reducir las pérdidas operativas y estandarizar el proceso.

Tabla 2. Análisis del proceso de llenado manual en el periodo 2024 (valores en horas)

Mes	Tiempo de llenado (h)	Tiempo de cierre (h)	Otros tiempos (h)	Tiempo ideal (h)
Enero	98	7	6	80
Febrero	100	8	7	80
Marzo	96	7	6	80
Abril	103	9	8	80
Mayo	94	7	6	80
Junio	99	8	7	80
Julio	97	7	6	80
Agosto	100	8	7	80
Setiembre	102	9	7	80
Octubre	104	9	8	80
Noviembre	98	7	6	80
Diciembre	99	8	6	80

Como se observa en la Tabla 2, los tiempos de llenado fluctúan entre 94 y 104 horas, superando en todos los casos el tiempo ideal estimado (80 h), lo cual evidencia una ineficiencia sostenida en el proceso manual. Los tiempos de paro y otros tiempos también presentan variabilidad. “Otros tiempos” corresponde a actividades auxiliares como preparación del sistema, limpieza y ajustes menores no programados. Este

análisis previo respalda la necesidad de automatizar el proceso de llenado.

En la Figura 5 se muestra el análisis del tiempo de ciclo de la operación del periodo 2024

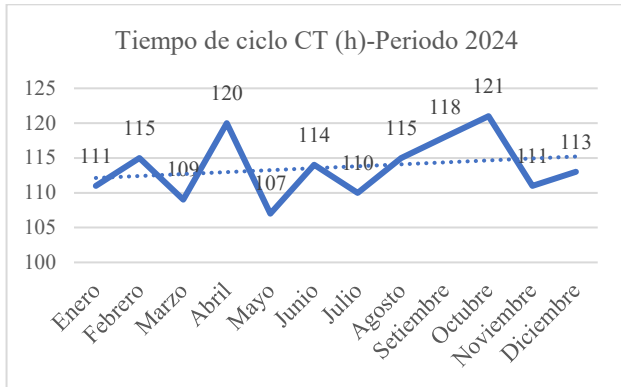


Figura 5. Variación de los valores de tiempo

Como se observa en la Figura 5, el tiempo de ciclo varía a lo largo del año. En mayo se registró el valor más bajo (107 h), lo que representa una reducción del 3.6 % respecto a enero (111 h) y del 10.8 % frente a octubre (121 h), el mes con mayor tiempo. Esta variación responde a una menor demanda tras la temporada de verano y a un aumento sostenido desde septiembre por campañas de limpieza escolar y mayor actividad preventiva ante la temporada de lluvias, que incrementan el consumo de desinfectantes.

En la Figura 6 se muestra el análisis del Rendimiento del periodo 2024

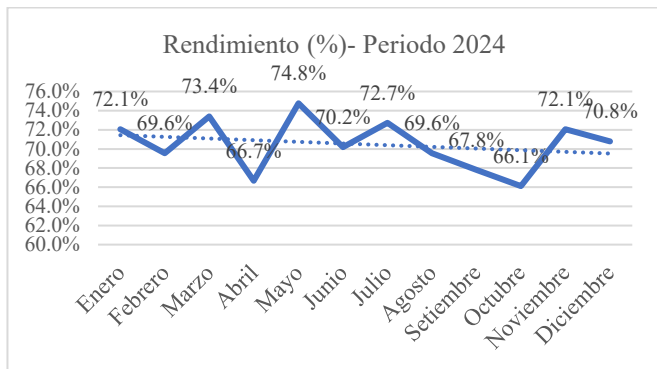


Figura 6. Variación de los valores de Rendimiento

Como se observa en la Figura 6, el rendimiento varía mensualmente durante 2024, con un valor mínimo de 66.7 % en abril y un pico de 74.8 % en mayo. Esta mejora representa un incremento del 8.1 % respecto al mes anterior y del 2.7 % frente a enero (72.1 %). El repunte de mayo coincide con una menor carga operativa tras el verano, lo que facilita un mejor desempeño del proceso manual. Sin embargo, el rendimiento cae nuevamente en el tercer trimestre, reflejando una baja capacidad de estabilización operativa ante el incremento de la demanda y limitaciones del control manual.

En la Figura 7 se muestra el índice de fallos que refleja el tiempo durante la operación del llenado en el periodo 2024.

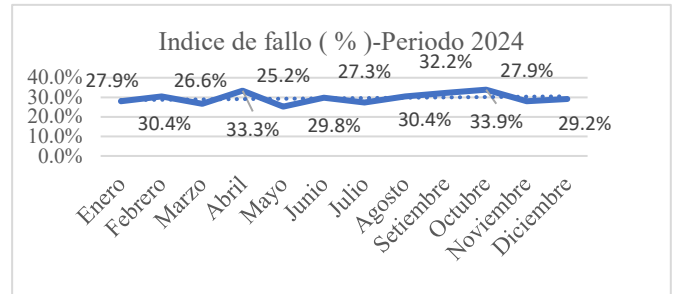


Figura 7. Índice de fallos durante los meses del año 2024

Como se observa en la Figura 7, el índice de fallos muestra una tendencia fluctuante durante 2024, con el valor más bajo en mayo (25.2 %) y el más alto en octubre (32.2 %). La mejora en mayo representa una reducción del 9.7 % respecto a enero (27.9 %), reflejando una menor incidencia de errores en un periodo de menor carga operativa. No obstante, los picos de septiembre y octubre coinciden con un aumento de la producción, lo que sugiere que el proceso manual presenta limitaciones para mantener la estabilidad ante una mayor demanda. Este comportamiento evidencia la necesidad de mecanismos automatizados para reducir la variabilidad del sistema.

En la Figura 8 se procedió con la jerarquización de Activo /Procesos ya que es un paso crítico en el proceso de la automatización.

Figura 8. Análisis de criticidad

Según el análisis de criticidad (Figura 8), el proceso de

Activo / Proceso	Frecuencia de fallas	Consecuencia o Severidad				Criticidad		
		Impacto Operacional	Fiabilidad Operacional	Costos de Mantenimiento	Impacto en Seguridad y Medio Ambiente	Total	Valor	Categoría
Llenado manual de agua tratada	5	6	5	6	5	67	335	Crítico
Manipulación manual de válvulas	3	4	3	5	3	45	135	Media Criticidad
Control visual del nivel	2	3	2	3	2	30	60	Media Criticidad
Medición manual de temperatura	1	2	2	2	2	23	23	Baja Criticidad

llenado manual de agua tratada obtuvo la mayor puntuación (67), lo que lo clasifica como "Crítico". Esta criticidad se origina por su alta frecuencia de fallas y por el impacto combinado en la operación, la confiabilidad, los costos de mantenimiento y los riesgos para la seguridad y el medio ambiente. En consecuencia, este proceso debe ser priorizado dentro de la estrategia de automatización, a fin de mejorar el control, reducir errores operativos y mitigar riesgos asociados.

En la Tabla 3 se procedió con el análisis del AMFE y nos permitió identificar y evaluar los modos de fallo de los activos/Proceso.

Línea/Parte a analizar	Descripción de la función principal	Modo potencial de falla	Efecto de falla potencial	Severidad (S)	Causa potencial de falla	Ocurrencia (O)	Controles Propuestos de detección	Detección (D)	NP R	Controles Propuestos de prevención
Llenado manual de agua tratada	Llenar el tanque con agua tratada de forma manual y precisa	Sobrellenado del tanque	Desbordamiento, pérdida de agua, posible riesgo de daños eléctricos o al entorno	8	Falta de supervisión constante, sin sensores automáticos	8	Inspección visual poco frecuente	5	320	Instalación de sensores de nivel y corte automático
		Subllenado del tanque	Producción incompleta, interrupciones por falta de volumen adecuado	7	Dispersión del operador, falta de estandarización	7	Revisión visual manual antes del uso	6	294	Control automatizado de volumen con alarmas
		Tiempos de llenado prolongados	Atrasos en los procesos, menor productividad general	6	Llenado por gravedad sin control de flujo	6	Registro manual de tiempo	4	144	Uso de válvulas automáticas con cronómetro
		Contaminación cruzada	Afectación de la calidad del agua tratada	7	Utensilios compartidos sin limpieza protocolar	5	Verificación manual ocasional	5	175	Establecer protocolos y automatizar la línea cerrada
		Variabilidad por error humano	Inestabilidad en el rendimiento y calidad	7	Fatiga, poca capacitación	6	Supervisión por turno y reportes manuales	6	252	Estandarización y automatización del procedimiento

Según el análisis AMFE (Tabla 3), los modos de fallo más críticos fueron el sobrellenado del tanque (RPN 320), el subllenado (RPN 294) y la variabilidad por error humano (RPN 252), todos con valores superiores a 200, umbral a partir del cual se recomienda una intervención prioritaria. El sobrellenado se relaciona con la falta de sensores automáticos, mientras que los otros fallos derivan de la ausencia de estandarización y control. Por ello, se priorizó la instalación de sensores de nivel, alarmas de volumen y la automatización del procedimiento.

En la Figura 9 se muestra una reducción en el tiempo de ciclo del periodo 2025 tras la aplicación de la automatización.

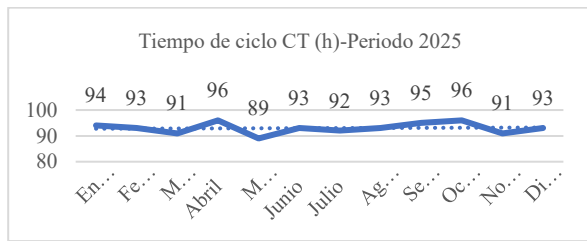


Figura 9. Variación de los valores del tiempo de ciclo

En la Figura 10 se muestra un aumento del Rendimiento en el periodo 2025

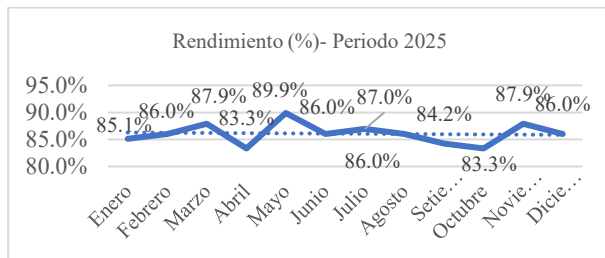


Figura 10. Variación de los valores del Rendimiento

En la Figura 11 se muestra la reducción del índice de fallas de la operación del llenado en el periodo 2025.

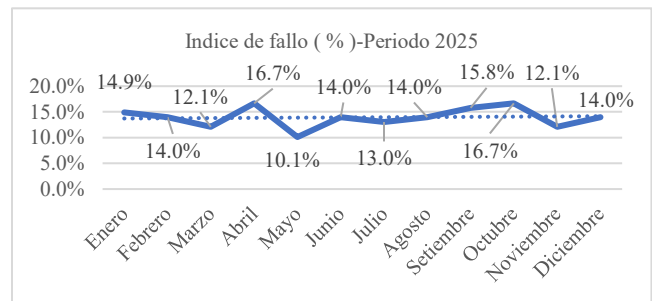


Figura 11. Índice de fallo del año 2025 tras la implementación de la automatización.

Estos resultados confirman que la automatización no solo mejora los indicadores operativos, sino que también fortalece la toma de decisiones basada en datos, permitiendo una gestión proactiva del proceso, la detección temprana de desviaciones en desempeño y la implementación oportuna de acciones correctivas.

#### IV. DISCUSIÓN

La literatura previa se centralizaba en casos aislados, en el estudio se demuestra la aplicabilidad de esos principios en un entorno químico complejo, enriqueciendo la evidencia sobre la versatilidad de los sistemas PLC.

El estudio analiza la optimización del proceso de llenado mediante un sistema automatizado en la industria, destacando su impacto en el tiempo de ciclo, rendimiento e índice de fallos.

De acuerdo con los resultados, el tiempo de ciclo promedio se redujo de 114 h (Figura 5) a 92,5 h (Figura 9), lo que da una disminución del 18,9 %. El rendimiento de llenado aumentó de 70,7 % (Figura 6) a 85,9 % (Figura 10), es decir, un incremento del 15,3 %. El índice de fallos descendió de 29,3 % (Figura 7) a 14 % (Figura 11), disminuyendo un 15,3%.

La automatización del proceso de llenado permite identificar y reducir significativamente el tiempo de ciclo, lo que se traduce en una mejora del rendimiento productivo [39]. Este avance confirma no solo la eficiencia del sistema automatizado, sino que también resalta la ventaja competitiva de optimizar la cadena productiva mediante tecnologías inteligentes [40], [41]. La inversión en estos sistemas, aunque requiere de una planificación y un análisis intensivo, lo que se refleja en una mayor capacidad operativa y en la disminución de errores que mejoran la calidad final del producto [42]. No obstante, es importante reconocer que la implementación del sistema automatizado no elimina la influencia de factores externos. Variaciones en la adaptación del personal, posibles errores en los componentes y condiciones ambientales adversas pueden incidir en la operación [43]. Estudios en otros sectores han demostrado mejoras significativas mediante la automatización: en la industria automotriz, el modelo automatizado aplicado en la producción del cable Bowden redujo el tiempo de ciclo en un 25% y aumentó la productividad en un 30% [44], mientras que en el sector de manufactura, la automatización en la producción de implantes evidenció un incremento del 4,5% en la producción diaria y una mejora del 3,8% en la eficiencia operativa [45].

Con lo antes mencionado, verificamos que la arquitectura de un sistema PLC permite la escalabilidad a plantas de distinta envergadura, desde instalaciones pequeñas hasta grandes operaciones. Es importante realizar una implementación por etapas ya que facilita la integración y adaptación gradual al tamaño de la planta.

Como limitantes durante la implementación, al inicio los sensores no detectaban correctamente el líquido, lo que generaba inconsistencias en las lecturas de nivel. Este inconveniente se solucionó mediante el ajuste manual de los umbrales de detección y su seguimiento correspondiente. Por otro lado, la adaptación al sistema de parte de los operarios provocó demoras iniciales; sin embargo, una explicación clara del funcionamiento permitió retomar el trabajo con normalidad.

La implementación de sistemas de automatización adaptados al sector de elaboración de productos de limpieza resulta importante al considerar los siguientes factores, como la fatiga del operario, la variabilidad en la velocidad de llenado y la manipulación manual de válvulas. Los resultados obtenidos, evidenciados en el año 2025, demuestran que la automatización en los procesos manuales no solo mejora la continuidad operativa, sino que también incrementa la confiabilidad y reduce el margen de error humano. Los hallazgos resaltan la importancia de integrar tecnologías inteligentes, dado que tal adopción no solo optimiza la eficiencia del sistema, sino que también fortalece la competitividad. Asimismo, indicadores como el tiempo de ciclo y el rendimiento de producción proporcionan una base técnica para ajustar de forma continua las intervenciones operativas, promoviendo una cultura de mejora continua y sostenibilidad en la planta de producción. Además, la automatización no solo permite estabilizar el proceso productivo actual, sino que sienta las bases para la incorporación de gemelos digitales, analítica de datos en tiempo real y mantenimiento predictivo, habilitando la adaptación autónoma a variaciones de demanda y la escalabilidad de la operación en un entorno de Industria 4.0.

#### V. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos permiten concluir que la automatización mediante PLC representa una solución técnica efectiva para optimizar procesos de llenado industrial, logrando mejoras sustanciales en eficiencia y control. La implementación del sistema automatizado con sensores de nivel y controladores lógicos programables (PLC) permitió aumentar el rendimiento en un 15,3 % (de 70,7 % a 86,0 %) y reducir el índice de pérdidas en un 15,3 % (de 29,3 % a 14,0 %). Estas mejoras reflejan una operación más precisa, con menor dependencia de la intervención humana y mayor confiabilidad en el cumplimiento del ciclo de llenado.

Estos resultados coinciden con lo planteado por [46], quienes destacan que la automatización incrementa la eficiencia operativa al reducir la variabilidad del proceso. De manera similar, [47] señalan que la implementación de PLC en sistemas de llenado asegura mayor precisión en tiempo y volumen, lo que reduce desperdicios y mejora la uniformidad de la producción. El monitoreo del ciclo mediante sensores conectados a interfaces humano-máquina, habilitado por la integración de PLC, permite realizar ajustes en tiempo real, incrementando la confiabilidad del sistema al anticipar y corregir fallas operativas.

La disminución del tiempo de ciclo, que pasó de un promedio mensual de 113,1 horas a 92,8 horas, está respaldada por lo indicado [48], quienes afirman que el control automatizado de actuadores en procesos de llenado reduce tiempos muertos y mejora el ritmo de producción. Además, [49] resaltan que el uso de interfaces hombre-máquina intuitivas disminuye la necesidad de intervención constante, fortaleciendo la continuidad operativa. Finalmente, [50] enfatizan que una estrategia de automatización debe incluir la

recolección y análisis de datos en tiempo real para optimizar el mantenimiento y prevenir fallas operativas.

En conjunto, estas investigaciones respaldan la implementación de tecnologías de automatización en procesos repetitivos como el llenado de agua, no solo por su impacto positivo en la eficiencia, sino también por su capacidad para aumentar la estabilidad y confiabilidad del proceso. La experiencia desarrollada en este trabajo evidencia que la incorporación de PLC, sensores, monitoreo en tiempo real y análisis de datos constituye una propuesta sólida cuya aplicación en la realidad industrial no solo valida su efectividad, sino que además puede ser replicada en contextos similares, fortaleciendo la transferencia de conocimiento y el alcance de los resultados obtenidos.

Como líneas futuras de investigación, se plantea la integración de inteligencia artificial para la optimización automática de parámetros de operación, así como el desarrollo de plataformas para mantenimiento predictivo y supervisión remota. En suma, la automatización industrial mediante PLC no solo optimiza los resultados operativos inmediatos, sino que sienta las bases para una transformación digital sostenible y orientada a la mejora continua.

## REFERENCIAS

- [1] M. Javaid, A. Haleem, R. P. Singh, and R. Suman, "An integrated outlook of Cyber-Physical Systems for Industry 4.0: Topical practices, architecture, and applications," *Green Technologies and Sustainability*, vol. 1, October 2022.
- [2] B. Tomar, N. Kumar, and M. Sreejeth, "Real Time Automation and Ratio Control Using PLC & SCADA in Industry 4.0," *Computer Systems Science and Engineering*, vol. 45, November 2023.
- [3] R. Harrison, D. Vera, and B. Ahmad, "Towards the realization of dynamically adaptable manufacturing automation systems," *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 379, no. 2207, October 2021.
- [4] S. De Blasi, M. Bahrami, E. Engels, and A. Gepperth, "Safe contextual Bayesian optimization integrated in industrial control for self-learning machines," *J Intell Manuf*, vol. 35, no. 2, February 2024.
- [5] V. Azamfirei, F. Psarommatis, and Y. Lagrosen, "Application of automation for in-line quality inspection, a zero-defect manufacturing approach," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 67, pp. 1–22, January 2023.
- [6] M. Saeed, H. Imran, L. A. Khan, and K. Nazir, "Design, analysis, and model fabrication of an industrial manipulator for quality control purposes using computer vision as a sorting mechanism," *Mehran University Research Journal of Engineering and Technology*, vol. 44, no. 1, pp. 20–33, January 2025.
- [7] M. O. Arowolo, O. O. Martins, and A. A. Adekunle, "Design, Implementation, and Evaluation of an Automated Liquid Dispensing Machine," *Gazi University Journal of Science*, vol. 37, no. 1, pp. 443–455, March 2024.
- [8] A. Torres, N. Zevallos, Y. Sullca, and M. Beraún, "Design and Optimization of a Citrus Essential Oil Extraction System by Steam Distillation with Automated Control in Lima, Peru," *2021 6th International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering (CACRE)*, pp. 142–147, July 2024.
- [9] H. Büyükpapat and H. Bayrakçı, "Performance Analysis and Realization of the Design for the Use of Social Areas of Industrial Liquid Filling Systems," *Journal of Polytechnic*, vol. 27, no. 2, pp. 503–514, March 2024.
- [10] M. Volk, O. Yuksel, I. Baran, J. Hattel, J. Spangenberg, and M. Sandberg, "Cost-efficient, automated, and sustainable composite profile manufacture: A review of the state of the art, innovations, and future of pultrusion technologies," *Compos B Eng*, vol. 246, p. 110135, November 2022.
- [11] A. Faiz, A. Hakam, R. Puriyanto, A. Al Hakam, and R. Puriyanto, "Automatic Liquid Filling in Deep Water Culture Hydroponic System Based on Water Level and TDS Meter Value," *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 4, no. 3, pp. 111–121, January 2022.
- [12] Jonny, "Reducing an Indonesian Auto Part Production Cycle Time using the PDCA Approach: A Case Study," *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 15, no. 1, pp. 19690–19694, February 2025.
- [13] G. Havellant, B. Illés, D. Bušek, and A. Géczy, "Improving efficiency of vapour phase soldering ovens with pressure and temperature-based process monitoring," *Case Studies in Thermal Engineering*, vol. 57, p. 104315, May 2024.
- [14] O. Abdullah, W. Abbood, and H. Hussein, "Development of automated liquid filling system based on the interactive design approach," *FME Transactions*, vol. 48, no. 4, pp. 938–945, January 2020.
- [15] T. Yang, S. Y. Lin, Y. H. Hung, and C. C. Hong, "A Study on the Optimization of In-Process Inspection Procedure for Active Pharmaceutical Ingredients Manufacturing Process," *Sustainability 2022, Vol. 14, Page 3706*, vol. 14, no. 6, p. 3706, March 2022.
- [16] J. Siderska, "Robotic Process Automation-a driver of digital transformation?," *Engineering Management in Production and Services*, vol. 12, no. 2, pp. 21–31, June 2020.
- [17] N. U. Ahmad, M. T. Miskon, M. Z. Katon, N. Ibrahim, R. Ismail, and H. Mohamed, "Design and Implementation of Washing-Filling-Capping Machine for Small-Scale Reverse Osmosis Water Industry," *J Phys Conf Ser*, vol. 1529, no. 4, p. 042001, April 2020.
- [18] B. Salah, A. M. Alsamhan, S. Khan, and M. Ruzayqat, "Designing and Developing a Smart Yogurt Filling Machine in the Industry 4.0 Era," *Machines 2021, Vol. 9, Page 300*, vol. 9, no. 11, p. 300, November 2021.
- [19] L. Littner, R. Protz, E. Kunze, Y. Bernhardt, M. Kreutzbruck, and M. Gude, "Flow Front Monitoring in High-Pressure Resin Transfer Molding Using Phased Array Ultrasonic Testing to Optimize Mold Filling Simulations," *Materials 2024, Vol. 17, Page 207*, vol. 17, no. 1, p. 207, December 2023.
- [20] A. Hansen, D. Bedeaux, F. Bresme, B. F. Santoro, D. Rincón, and D. F. Mendoza, "Entropy Production and Filling Time in Hydrogen Refueling Stations: An Economic Assessment," *Entropy 2024, Vol. 26, Page 735*, vol. 26, no. 9, p. 735, August 2024.
- [21] I. Ali, M. Turki, J. Belhadj, and X. Roboam, "Fuzzy logic for solving the Water-Energy management problem in standalone water desalination systems," *International Journal of Fuzzy System Applications*, vol. 12, no. 1, pp. 1–28, February 2023.

- [22] R. Perryman, J. A. Taylor, and B. Karney, "Automatic flow control of water distribution systems," *Journal of Hydraulic Research*, November 2024.
- [23] S. R. Siraparapu and S. M. A. K. Azad, "A Framework for Integrating Diverse Data Types for Live Streaming in Industrial Automation," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 111694–111708, January 2024.
- [24] F. Mo *et al.*, "PLC orchestration automation to enhance human-machine integration in adaptive manufacturing systems," *J Manuf Syst*, vol. 71, pp. 172–187, December 2023.
- [25] P. Ruane, P. Walsh, and J. Cosgrove, "Development of a digital model and metamodel to improve the performance of an automated manufacturing line," *J Manuf Syst*, vol. 65, pp. 538–549, October 2022.
- [26] Y. Cui, X. Zhang, and J. Luo, "Filling Process Optimization through Modifications in Machine Settings," *Processes 2022*, Vol. 10, Page 2273, vol. 10, no. 11, p. 2273, November 2022.
- [27] M. V. A. R. Bahubalendruni *et al.*, "A Bottleneck Analysis of Robotics and Automation in the Coca-Cola Production Line," *Engineering Proceedings 2024*, Vol. 66, Page 22, vol. 66, no. 1, p. 22, July 2024.
- [28] O. Jorg and G. Fantoni, "A self-adaptive high precision gripper for shape variant components: Towards higher reliability and efficiency of a cobotic cell," *J Manuf Syst*, vol. 70, pp. 113–126, October 2023.
- [29] E. Suescun, C. Pardo, S. Rojas, and A. Velasquez, "DevOps in Industry 4.0: A Systematic Mapping," *Revista Facultad de Ingenieria*, vol. 30, no. 57, pp. e13314–e13314, July 2021.
- [30] G. Kokotinis, G. Michalos, Z. Arkouli, and S. Makris, "On the quantification of human-robot collaboration quality," *Int J Comput Integr Manuf*, vol. 36, no. 10, pp. 1431–1448, October 2023.
- [31] L. Janecki, D. Reh, and J. C. Arlinghaus, "Challenges of Quality Assurance in Early Planning and Ramp Up of Production Facilities - Potentials of Planning Automation via Virtual Engineering," *Procedia Comput Sci*, vol. 232, pp. 2498–2507, 2024.
- [32] M. Ersan and E. Irmak, "Development and Integration of a Digital Twin Model for a Real Hydroelectric Power Plant," *Sensors 2024*, Vol. 24, Page 4174, vol. 24, no. 13, p. 4174, June 2024.
- [33] S. Jendrysik, J. Rogala, D. Kowol, and A. Wiczorek, "Operation Optimization of a Bucket Conveyor Transporting Wastes in the Processing Plant of a Hard Coal Mine," *Applied Sciences 2024*, Vol. 14, Page 1764, vol. 14, no. 5, p. 1764, February 2024.
- [34] L. Krupp, C. Wiede, J. Friedhoff, and A. Grabmaier, "Explainable Remaining Tool Life Prediction for Individualized Production Using Automated Machine Learning," *Sensors 2023*, Vol. 23, Page 8523, vol. 23, no. 20, p. 8523, October 2023.
- [35] H. Espitia, I. Machón, and H. López, "Proposal of a Compact Neuro-Fuzzy Adaptive Controller for Filling Regulation of Two Coupled Spherical Tanks," *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 27, no. 2, pp. 391–409, March 2024.
- [36] J. Lario, J. Mateos, F. Psarommatis, and Á. Ortiz, "Towards Zero Defect and Zero Waste Manufacturing by Implementing Non-Destructive Inspection Technologies," *Journal of Manufacturing and Materials Processing 2025*, Vol. 9, Page 29, vol. 9, no. 2, p. 29, January 2025.
- [37] A. Neaz, E. H. Lee, T. H. Jin, K. C. Cho, and K. Nam, "Optimizing Yarn Tension in Textile Production with Tension-Position Cascade Control Method Using Kalman Filter," *Sensors 2023*, Vol. 23, Page 5494, vol. 23, no. 12, p. 5494, June 2023.
- [38] Q. Peng, Z. Qiao, G. Zhang, H. Su, S. Mi, and X. Lv, "Intelligent dosing and control analysis system for coal mine domestic sewage based on STM32F303," *Environ Res Commun*, vol. 7, no. 4, p. 045022, April 2025.
- [39] T. Kiatcharoenpol, K. Chaosamthong, P. Rawirangsun, and S. Klongboonjit, "A lean manufacturing approach to waste minimization: a case of industrial rack plant," *Edelweiss Applied Science and Technology*, vol. 8, no. 6, pp. 7750–7763, December 2024.
- [40] V. Tripathi *et al.*, "A Sustainable Productive Method for Enhancing Operational Excellence in Shop Floor Management for Industry 4.0 Using Hybrid Integration of Lean and Smart Manufacturing: An Ingenious Case Study," *Sustainability 2022*, Vol. 14, Page 7452, vol. 14, no. 12, p. 7452, June 2022.
- [41] F. Lamperti, "Unlocking machine learning for social sciences: The case for identifying Industry 4.0 adoption across business restructuring events," *Technol Forecast Soc Change*, vol. 207, p. 123627, October 2024.
- [42] M. Hussain, T. Chen, and R. Hill, "Moving toward Smart Manufacturing with an Autonomous Pallet Racking Inspection System Based on MobileNetV2," *Journal of Manufacturing and Materials Processing 2022*, Vol. 6, Page 75, vol. 6, no. 4, p. 75, July 2022.
- [43] G. Melo, N. Nascimento, P. Alencar, and D. Cowan, "Identifying Factors That Impact Levels of Automation in Autonomous Systems," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 56437–56452, June 2023.
- [44] V. F. C. Sousa, F. J. G. da Silva, R. D. S. G. Campilho, A. G. Pinto, L. P. Ferreira, and N. Martins, "Developing a Novel Fully Automated Concept to Produce Bowden Cables for the Automotive Industry," *Machines 2022*, Vol. 10, Page 290, vol. 10, no. 5, p. 290, April 2022.
- [45] M. M. Adrita, A. Brem, D. O'sullivan, E. Allen, and K. Bruton, "Methodology for Data-Informed Process Improvement to Enable Automated Manufacturing in Current Manual Processes," *Applied Sciences 2021*, Vol. 11, Page 3889, vol. 11, no. 9, p. 3889, April 2021.
- [46] O. Avram, C. Fellows, M. Menerini, and A. Valente, "Automated platform for consistent part realization with regenerative hybrid additive manufacturing workflow," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 119, no. 3–4, pp. 1737–1755, March 2022.
- [47] N. Miljević, N. Ratković Kovačević, D. Dihovični, and D. Slišković, "MAINTENANCE, TESTING AND AUTOMATIC CONTROL OF THE CUP FILLING MASHINE," *Advanced Engineering Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 49–57, June 2023.
- [48] F. Wei, D. Wang, and X. Zhang, "Development and Design of an Online Quality Inspection System for Electric Car Seats," *Sensors 2024*, Vol. 24, Page 7085, vol. 24, no. 21, p. 7085, November 2024.
- [49] M. Gardner *et al.*, "A Multimodal Intention Detection Sensor Suite for Shared Autonomy of Upper-Limb Robotic Prostheses," *Sensors 2020*, Vol. 20, Page 6097, vol. 20, no. 21, p. 6097, October 2020.
- [50] A. Ur Rehman, T. Salwa Rabbi Nishat, M. Uddin Ahmed, S. Begum, and A. Ranjan, "Chip Analysis for Tool Wear Monitoring in Machining: A Deep Learning Approach," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 112672–112689, August 2024.