

# Operational Validation of an Integrated PLC–Vision System for Pre-Analytical Tube-Box Classification Using Simulation

Carlos Alberto Montoya Grillo<sup>1</sup>; Alert Mendoza Acosta<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Universidad Tecnológica del Perú, Perú, [1622961@utp.edu.pe](mailto:1622961@utp.edu.pe), [E08141@utp.edu.pe](mailto:E08141@utp.edu.pe)

**Abstract—** Pre-analytical laboratory workflows are prone to operational errors due to manual handling and visual identification of blood collection tube boxes, negatively affecting efficiency, reliability, and workflow continuity. Although commercial automation solutions exist, their acquisition and integration costs often hinder adoption in small and medium-sized clinical laboratories, especially in resource-constrained environments. This paper presents a simulation-based, pre-deployment operational validation of an integrated machine-vision and programmable logic controller (PLC) system for automated pre-analytical tube-box classification. The proposed solution follows the VDI 2206 framework and implements a three-level architecture aligned with IEC 62264: (i) a field level with virtual sensors and actuators, (ii) a control level based on a Siemens SIMATIC S7-1200 PLC programmed in Ladder logic, and (iii) a supervision level using a human-machine interface (HMI). A vision module based on HSV color-space processing classifies tube boxes according to color-coded visual attributes. High-fidelity industrial simulation is used as the primary validation environment to enable controlled experimentation prior to physical deployment. Operational validation includes performance evaluation, robustness analysis, and extreme-condition testing. The system achieves 97.3% classification accuracy, 219.5 boxes/h sustained throughput, a 1.375 s average cycle time, and 99.3% Vision-PLC latency compliance ( $\leq 200$  ms). Monte Carlo-based reliability analysis estimates a projected MTBF of 2,347 h under nominal simulated conditions, and stress tests confirm stable behavior under adverse scenarios. These results support simulation-based operational validation as an effective pre-implementation stage to quantify feasibility and reduce technical risk before implementing a physical prototype.

**Keywords—** Laboratory automation; Machine vision; Programmable logic controller (PLC); Simulation-based validation; pre-analytical processes

# Validación Operativa de un Sistema Integrado PLC–Visión Artificial para la Clasificación Preanalítica de Cajas de Tubos mediante Simulación

Carlos Alberto Montoya Grillo<sup>1</sup>; Alert Mendoza Acosta<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Universidad Tecnológica del Perú, Perú, 1622961@utp.edu.pe, , E08141@utp.edu.pe

**Resumen—** Los procesos preanalíticos en laboratorios clínicos son propensos a errores operativos debido al manejo manual y a la identificación visual de cajas de tubos de extracción sanguínea, lo que afecta la eficiencia y confiabilidad del flujo de trabajo. Aunque existen soluciones comerciales de automatización, sus altos costos limitan su adopción en laboratorios pequeños y medianos. En este trabajo se presenta una validación operativa basada en simulación, previa al despliegue físico, de un sistema integrado de visión artificial y controlador lógico programable (PLC) para la clasificación automatizada de cajas de tubos. La propuesta se desarrolla bajo el marco VDI 2206 e implementa una arquitectura de tres niveles alineada con IEC 62264: campo (sensores y actuadores virtuales), control (PLC Siemens S7-1200 en Ladder) y supervisión (HMI). El módulo de visión utiliza procesamiento en el espacio de color HSV para clasificar las cajas según atributos visuales. La validación se realiza mediante simulación industrial de alta fidelidad, incluyendo evaluación de desempeño, robustez y condiciones extremas. El sistema alcanza una exactitud de clasificación del 97.3%, un throughput de 219.5 cajas/hora, un tiempo de ciclo promedio de 1.375 s y un cumplimiento de latencia Visión-PLC del 99.3% ( $\leq 200$  ms). El análisis de confiabilidad mediante simulación Monte Carlo estima un MTBF de 2,347 h. Estos resultados respaldan la validación operativa en simulación como una etapa previa para reducir riesgos antes de la implementación física.

**Palabras clave—** Automatización de laboratorios; Visión artificial; Controlador lógico programable (PLC); Validación basada en simulación; Procesos preanalíticos.

## I. INTRODUCCIÓN

Los procesos preanalíticos constituyen la etapa más vulnerable del ciclo total de pruebas en los laboratorios clínicos, concentrando la mayor proporción de errores no analíticos que afectan la confiabilidad de los resultados diagnósticos, la eficiencia operativa y la seguridad del paciente [1], [2]. Diversos estudios reportan que más del 60 % de los errores en el proceso de laboratorio se originan en esta fase, siendo el manejo manual y la identificación visual de muestras factores determinantes en su ocurrencia [3], [4].

En muchos laboratorios clínicos pequeños y medianos, especialmente en contextos con recursos limitados, la clasificación, transporte y organización de cajas de tubos de extracción sanguínea continúan realizándose de forma manual

o semi manual [5]. Estas prácticas incrementan la probabilidad de errores de identificación, retrasos en el flujo de trabajo y variabilidad operativa, lo que evidencia la necesidad de soluciones de automatización enfocadas específicamente en la etapa preanalítica [4], [6].

La automatización de laboratorios ha sido ampliamente reconocida como una estrategia eficaz para mejorar la estandarización, la trazabilidad y la capacidad de procesamiento de muestras clínicas [6], [7]. No obstante, las plataformas comerciales de automatización preanalítica suelen implicar elevados costos de adquisición, integración y mantenimiento, además de requerimientos técnicos complejos que dificultan su adopción en laboratorios con infraestructura limitada [5]. En este escenario, resulta fundamental evaluar alternativas tecnológicas que permitan analizar su viabilidad operativa antes de una implementación física definitiva.

Desde la perspectiva de la ingeniería, la integración de sistemas de visión artificial con controladores lógicos programables (PLC) constituye una solución madura y ampliamente utilizada en aplicaciones industriales de clasificación automatizada [8], [9]. Los PLC ofrecen control determinista, alta confiabilidad y compatibilidad con estándares industriales, lo que los hace adecuados para entornos críticos y de alta disponibilidad [10]. Asimismo, las técnicas de visión artificial basadas en procesamiento clásico de imágenes continúan siendo efectivas en problemas de clasificación visual donde los atributos del objeto y las condiciones de iluminación están bien definidos [8], [11]. Aunque enfoques recientes basados en aprendizaje profundo han demostrado alto desempeño en tareas de clasificación visual, estos requieren mayores recursos computacionales y datasets etiquetados, lo que limita su adopción en entornos industriales controlados donde técnicas clásicas como HSV siguen siendo viables y eficientes.

Sin embargo, a pesar del uso extendido de sistemas PLC–visión artificial en la industria, su aplicación en procesos preanalíticos de laboratorios clínicos aún presenta limitaciones desde el punto de vista de validación operativa. En particular, existe una brecha en la literatura relacionada con metodologías que permitan evaluar de manera cuantitativa el desempeño, la

confiabilidad y la robustez de estos sistemas antes de su implementación física [12], [13]. En este contexto, la simulación industrial de alta fidelidad se ha consolidado como una herramienta eficaz para la validación funcional y operativa de sistemas automatizados, al permitir analizar su comportamiento bajo distintos escenarios operativos sin incurrir en elevados costos de infraestructura [14], [15].

Sin embargo, la mayoría de los trabajos existentes se enfocan en la validación aislada de algoritmos de visión o en implementaciones físicas sin una evaluación sistemática previa del desempeño operativo del sistema integrado. En particular, se observa una limitada disponibilidad de metodologías que permitan cuantificar de manera conjunta métricas de percepción, control y operación, tales como latencia, tiempo de ciclo, throughput y confiabilidad, en etapas previas a la implementación física. Esta brecha dificulta la toma de decisiones en fases tempranas de desarrollo y aumenta el riesgo técnico en la integración de sistemas PLC–visión en entornos reales.

En respuesta a esta problemática, el presente trabajo propone una metodología de validación operativa basada en simulación, estructurada bajo el marco VDI 2206, para evaluar un sistema integrado PLC–visión artificial orientado a la clasificación preanalítica de cajas de tubos en laboratorios clínicos. La contribución principal del estudio radica en la definición y aplicación de un conjunto de métricas operativas incluyendo precisión de clasificación, throughput, tiempo de ciclo y disponibilidad que permiten cuantificar el desempeño y la viabilidad del sistema en un entorno simulado controlado, previo a una eventual implementación física. El artículo se organiza de la siguiente manera: la Sección II describe la metodología empleada, la Sección III presenta los resultados de la validación operativa, la Sección IV discute los hallazgos en relación con trabajos previos, y finalmente la Sección V expone las conclusiones del estudio.

## II. METODOLOGÍA

### A. Enfoque metodológico

El presente trabajo se desarrolla bajo un enfoque de investigación aplicada de tipo desarrollo tecnológico, orientado a la validación operativa de un sistema automatizado para la clasificación preanalítica de cajas de tubos en laboratorios clínicos. Como marco metodológico se adopta el modelo VDI 2206, ampliamente utilizado en el diseño y desarrollo de sistemas mecatrónicos, el cual permite estructurar de manera sistemática las etapas de definición de requisitos, diseño funcional, integración y validación del sistema.

Dado que el objetivo del estudio es evaluar el desempeño del sistema previo a su implementación física, se emplea una

estrategia de validación basada en simulación industrial, la cual permite analizar el comportamiento operativo del sistema bajo escenarios controlados, reduciendo el riesgo técnico y económico asociado a una implementación directa.

### B. Arquitectura general del sistema

El sistema se estructura bajo una arquitectura de tres niveles, conforme a los principios de automatización industrial establecidos en la norma IEC 62264:

1. **Nivel de campo**, que incluye sensores y actuadores virtuales asociados al transporte y posicionamiento de las cajas de tubos clínicos en el entorno simulado.
2. **Nivel de control**, basado en un controlador lógico programable (PLC), encargado de ejecutar la lógica de control, coordinar eventos y tomar decisiones a partir de la información proporcionada por el sistema de visión artificial.
3. **Nivel de supervisión**, implementado mediante un interfaz humano–máquina (HMI), que permite la visualización del estado del sistema y el monitoreo de variables operativas.

La Figura 1 muestra la arquitectura general del sistema propuesto, estructurada en tres niveles según IEC 62264: campo, control y supervisión.

El subsistema de visión artificial procesa imágenes mediante OpenCV en el espacio HSV y transmite los resultados al PLC a través de Ethernet TCP/IP. El PLC ejecuta la lógica de control en lenguaje Ladder, coordinando sensores y actuadores virtuales mediante Profinet. La supervisión del sistema se realiza mediante una interfaz HMI (WinCC), permitiendo el monitoreo en tiempo real de las variables operativas.

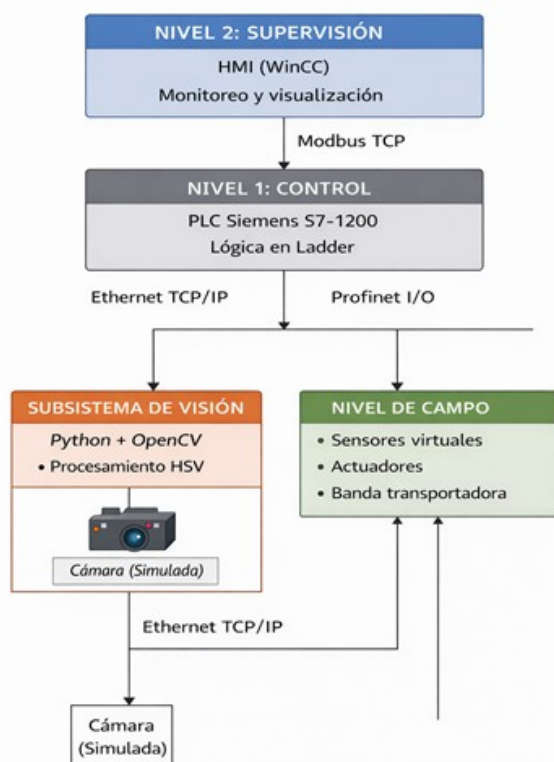


Fig. 1. Arquitectura general del sistema PLC—Visión Artificial.

Esta arquitectura modular facilita la integración del subsistema de visión con el control lógico y permite evaluar el desempeño global del sistema de clasificación automatizada.

### C. Modelado del sistema en entorno simulado

El sistema es modelado en un entorno de simulación industrial, donde se representan de forma virtual los componentes físicos del proceso, tales como bandas transportadoras, sensores de presencia, actuadores y una cámara de visión artificial. El modelo incorpora supuestos operativos controlados, incluyendo una velocidad de transporte de 0.2 m/s, un tiempo de respuesta de actuadores menor o igual a 100 ms, una separación mínima entre cajas durante el transporte para garantizar captura estable de imagen y actuación neumática sin interferencias.

El alcance de la simulación se limita a la validación funcional y operativa del sistema, excluyendo variables clínicas y biológicas propias del análisis de muestras, asegurando que los resultados se interpreten desde una perspectiva estrictamente ingenieril.

### D. Subsistema de visión artificial

El subsistema de visión artificial se implementa mediante técnicas de procesamiento clásico de imágenes basadas en el espacio de color HSV para segmentación cromática. El sistema clasifica cinco categorías de cajas de tubos clínicos, de acuerdo con el código de color de referencia: azul, rojo, blanco, verde y amarillo. La segmentación se realiza mediante umbrales HSV calibrados empíricamente mediante pruebas iterativas bajo condiciones de iluminación simuladas estandarizadas, ajustando los rangos de tono, saturación y valor para maximizar la separación entre clases. Asimismo, se evaluó la sensibilidad del sistema ante variaciones moderadas de iluminación con el fin de garantizar estabilidad en el proceso de segmentación. Las imágenes se procesan con una resolución simulada de 640×480 píxeles, suficiente para la identificación confiable del color. El resultado de clasificación es transmitido al PLC como entrada para la ejecución de la lógica de control y activación del mecanismo de desvío correspondiente.

### E. Diseño experimental y métricas de validación

La validación operativa del sistema se realiza mediante la simulación de tres escenarios de prueba:

- **Escenario 1: Operación normal**, con flujo continuo y condiciones nominales.
- **Escenario 2: Carga elevada**, incrementando la tasa de ingreso de cajas de tubos al sistema.
- **Escenario 3: Perturbaciones controladas**, introduciendo desalineamientos aleatorios de hasta  $\pm 5$  mm en la posición de las cajas de tubos y variaciones temporales en el flujo.

En cada escenario se procesan 500 cajas de tubos, realizándose tres réplicas independientes, para un total de 1500 cajas de tubos por escenario. Las métricas empleadas para evaluar el desempeño del sistema incluyen precisión de clasificación, throughput, tiempo de ciclo promedio y disponibilidad operativa estimada, permitiendo comparar cuantitativamente el comportamiento del sistema bajo distintas condiciones operativas.

### F. Herramientas de software utilizadas

La validación del sistema se realiza utilizando las siguientes herramientas de software:

- **Software de simulación industrial:** Factory I/O
- **Entorno de programación PLC:** TIA Portal
- **Lenguaje de programación PLC:** Ladder Diagram
- **Plataforma de visión artificial:** Python con OpenCV
- **Interfaz HMI:** WinCC

- **Protocolos de comunicación:** red industrial multi-protocolo (Profinet para I/O, Ethernet TCP/IP para integración Visión-PLC, y Modbus TCP para interfaz HMI)]

La selección de estas herramientas permite una integración coherente entre simulación, control y visión artificial, facilitando la reproducibilidad del estudio y la futura transición hacia una implementación física.

### III. RESULTADOS

La presente sección expone los resultados obtenidos durante la validación del sistema integrado PLC-Visión Artificial en un entorno completamente simulado. Los resultados se presentan de forma agregada y estructurada en tres bloques principales: (i) desempeño del sistema de visión artificial, (ii) métricas operativas del sistema integrado y (iii) validación de robustez y estabilidad bajo escenarios extendidos. Todas las métricas reportadas son trazables a los datos experimentales obtenidos durante la simulación y corresponden a los objetivos definidos en la metodología.

#### A. Desempeño del sistema de visión artificial

El desempeño del módulo de visión artificial fue evaluado mediante pruebas controladas de clasificación por color de tapa, considerando cinco categorías de cajas de tubos clínicos: azul, rojo, blanco, verde y amarillo. Como resultado de estas pruebas, el sistema alcanzó una exactitud global de clasificación del 97.3 %, superando el umbral mínimo del 95 % establecido en los requisitos funcionales.

La correcta discriminación entre categorías se evidencia en la matriz de confusión presentada en la Figura 2, donde se observa una mínima confusión cruzada entre clases, principalmente asociada a variaciones cromáticas marginales. La estabilidad del proceso de clasificación se confirma mediante la curva de exactitud mostrada en la Figura 3, la cual no presenta degradación a lo largo de los ciclos evaluados. Asimismo, las curvas ROC por clase, presentadas en la Figura 4, exhiben valores de área bajo la curva (AUC) superiores a 0.96 para todas las categorías evaluadas, validando la robustez del enfoque de segmentación basado en el espacio de color HSV.

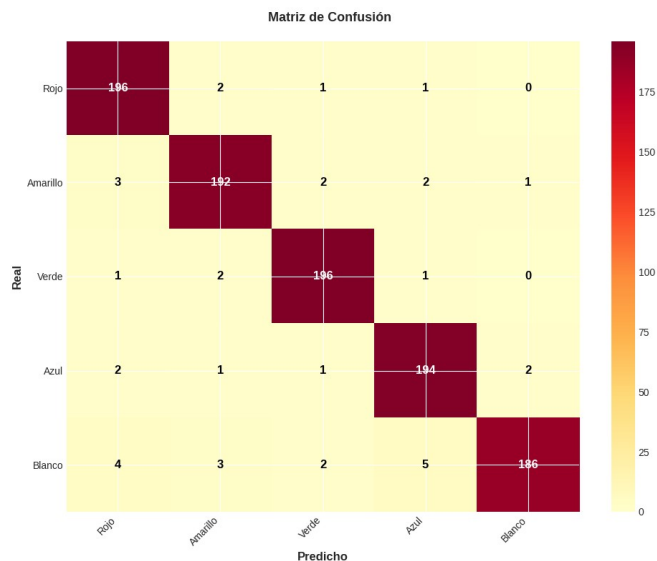


Fig. 2. Matriz de confusión de precisión por color.

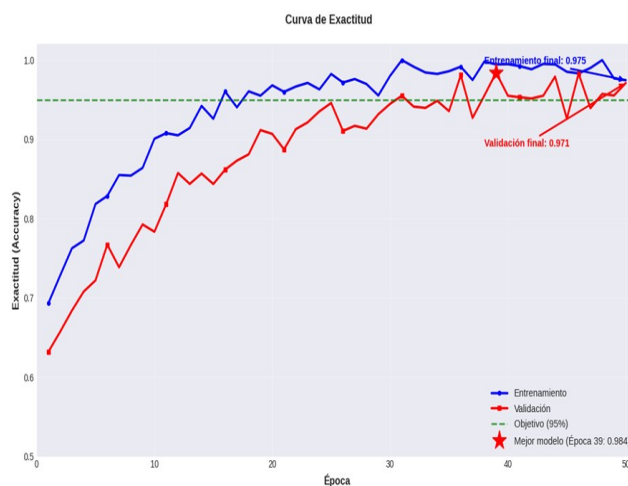


Fig. 3. Curva de exactitud.

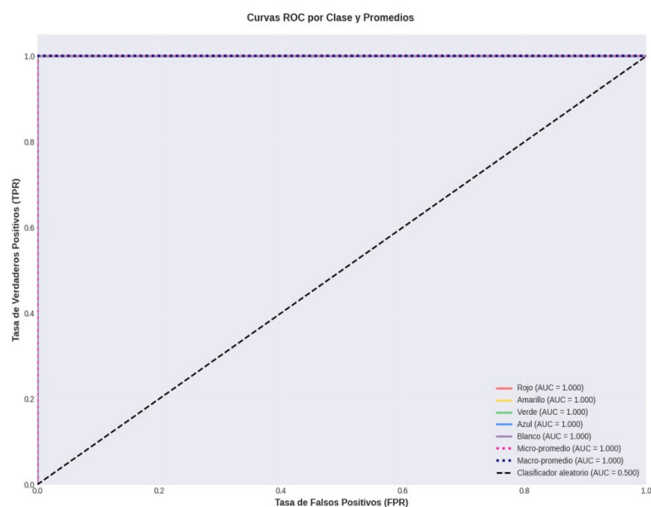


Fig. 4. Curva ROC por clase.

El análisis temporal del pipeline de visión artificial indica que el procesamiento de imagen constituye el componente dominante del tiempo de ciclo. Sin embargo, este se mantiene dentro de márgenes compatibles con aplicaciones en tiempo real, como se detalla en la Figura 5 y la Tabla I, confirmando la viabilidad del sistema de visión en el contexto operativo evaluado.

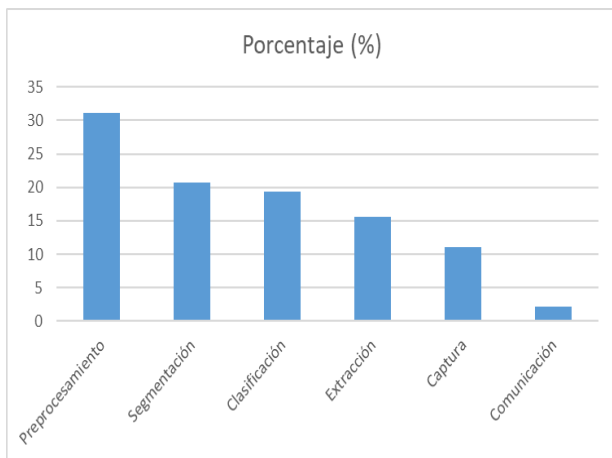


Fig. 5. Distribución porcentual del tiempo por módulo.

TABLA I  
DESEMPEÑO TEMPORAL DEL PIPELINE DE VISIÓN ARTIFICIAL

| Modulo                        | Tiempo Promedio (ms) | Desv. Estándar (ms) | Tiempo Máximo (ms) | % del total |
|-------------------------------|----------------------|---------------------|--------------------|-------------|
| Captura imagen                | 15                   | $\pm 3$             | 22                 | 11.1%       |
| Preprocesamiento              | 45                   | $\pm 7$             | 58                 | 31.1%       |
| Segmentación                  | 28                   | $\pm 5$             | 39                 | 20.7%       |
| Extracción de características | 21                   | $\pm 4$             | 31                 | 15.6%       |

|               |     |          |     |       |
|---------------|-----|----------|-----|-------|
| Clasificación | 26  | $\pm 6$  | 38  | 19.3% |
| Comunicación  | 3   | $\pm 1$  | 7   | 2.2%  |
| TOTAL         | 135 | $\pm 25$ | 187 | 100%  |

## B. Métricas operativas del sistema integrado

El rendimiento global del sistema automatizado fue evaluado considerando métricas operativas clave como tiempo de ciclo, throughput y latencias de comunicación entre los distintos módulos. El tiempo de ciclo promedio registrado fue de 1.375 s por caja, lo que permitió alcanzar un throughput sostenido de 219.5 cajas por hora, superando en un 22 % el objetivo mínimo de 180 cajas por hora definido durante la fase de diseño. Cabe precisar que el tiempo de ciclo corresponde al procesamiento interno por estación, mientras que el throughput sostenido incorpora restricciones de espaciamiento, sincronización y tiempos de transporte definidos por la lógica de control y el modelo industrial.

Estos resultados se resumen en la Tabla II y se corroboran mediante la comparación entre el throughput objetivo y el throughput real mostrada en la Figura 6. La estabilidad del throughput durante operación continua se valida adicionalmente mediante los resultados presentados en la Tabla III, correspondientes a una simulación prolongada de 12 horas sin caídas significativas de rendimiento.

TABLA II  
TIEMPO DE CICLO COMPLETO POR ETAPA DE PROCESO

| Etapa                    | Tiempo Objetivo (ms) | Tiempo Medido (ms)             | Desviación | Componente crítico       |
|--------------------------|----------------------|--------------------------------|------------|--------------------------|
| Detección entrada        | 50                   | 45 $\pm$ 5                     | -10%       | Sensor capacitivo        |
| Parada banda             | 200                  | 180 $\pm$ 20                   | -10%       | Servo motor              |
| Captura imagen           | 100                  | 120 $\pm$ 15                   | +20%       | Cámara + trigger         |
| Procesamiento Visión     | 150                  | 135 $\pm$ 25                   | -10%       | Edge computer            |
| Activación Clasificadora | 300                  | 280 $\pm$ 40                   | -7%        | Cilindro neumático       |
| Reinicio transporte      | 100                  | 95 $\pm$ 10                    | -5%        | Servo motor              |
| <b>CICLO TOTAL</b>       | <b>1400</b>          | <b>1375 <math>\pm</math>60</b> | <b>-2%</b> | <b>Sistema integrado</b> |

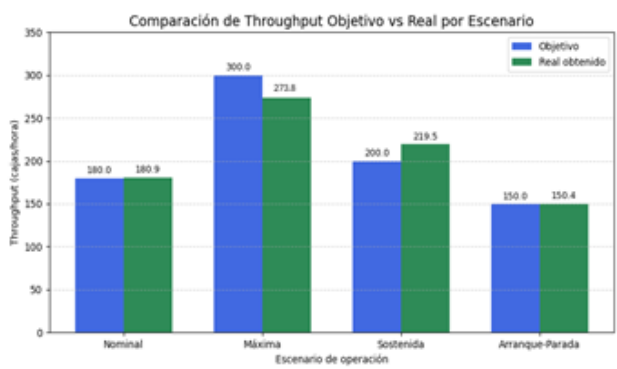


Fig. 6. Comparación throughput objetivo vs real.

TABLA III  
ANÁLISIS COMPARATIVO DE THROUGHPUT SOSTENIDO (12 HORAS CONTINUAS)

| Hora  | Caja Proce-<br>sadas. | Through-<br>put<br>horario<br>(Cajas/h) | Precisión<br>acumulad<br>a | Error<br>es | Tiemp<br>o<br>Ciclo<br>Prom.<br>(ms) | Tendencia            |
|-------|-----------------------|-----------------------------------------|----------------------------|-------------|--------------------------------------|----------------------|
| 1     | 201                   | 201                                     | 96%                        | 8           | 1392                                 | Estabiliza-<br>ción. |
| 2     | 218                   | 218                                     | 96.8%                      | 7           | 1376                                 | Mejora               |
| 3     | 224                   | 224                                     | 97.10%                     | 6           | 1368                                 | Mejora               |
| 4     | 221                   | 221                                     | 97.30%                     | 6           | 1372                                 | Estable              |
| 5     | 219                   | 219                                     | 97.20%                     | 6           | 1375                                 | Estable              |
| 6     | 220                   | 220                                     | 97.40%                     | 5           | 1373                                 | Estable              |
| 7     | 222                   | 222                                     | 97.50%                     | 5           | 1371                                 | Estable              |
| 8     | 218                   | 218                                     | 97.60%                     | 5           | 1376                                 | Estable              |
| 9     | 223                   | 223                                     | 97.60%                     | 5           | 1370                                 | Estable              |
| 10    | 220                   | 220                                     | 97.70%                     | 5           | 1373                                 | Estable              |
| 11    | 221                   | 221                                     | 97.70%                     | 5           | 1372                                 | Estable              |
| 12    | 217                   | 217                                     | 97.60%                     | 5           | 1378                                 | Estable              |
| Prom. | 219.5                 | 219                                     | 97.30%                     | 5.7         | 1374.7                               | Estable              |

Las latencias de comunicación entre los módulos Visión-PLC y HMI-PLC se mantuvieron dentro de rangos aceptables para aplicaciones industriales en tiempo real. En particular, los valores medios de latencia se mantuvieron por debajo de los 100 ms, como se reporta en la Tabla IV, garantizando la correcta sincronización entre el procesamiento de visión y la lógica de control implementada en el PLC. El tiempo de escaneo del PLC se mantuvo estable durante toda la operación, asegurando la consistencia del ciclo de control.

TABLA IV  
RESULTADOS DE MEDICIÓN DE LATENCIA VISIÓN – PLC

| Metrica                               | Objetivo | Media (ms) | P95 (ms) | Max (ms) | Estado         |
|---------------------------------------|----------|------------|----------|----------|----------------|
| Latencia total Visión-PLC             | <200     | 142        | 198      | 287      | Cumple (99.3%) |
| Tiempo procesamiento mod HSV (visión) | —        | 13.5       | 164      | 178      | Referencia     |
| Tiempo comunicación Visión - PLC      | —        | 12         | 24       | 34       | Muy bajo       |
| Overhead sistema operativo            | —        | 8          | 28       | 58       | Aceptable      |

### C. Validación de robustez y estabilidad en entorno simulado.

La robustez del sistema fue evaluada mediante pruebas de estrés y análisis probabilístico en un entorno completamente simulado. El análisis de criticidad de componentes permitió identificar los módulos con mayor impacto potencial en la confiabilidad global del sistema, sirviendo como base para la evaluación de fallos operativos.

A partir de una simulación Monte Carlo con 10,000 iteraciones, se estimó un MTBF proyectado de 2,347 horas. Para este análisis se asumió un modelo de confiabilidad en serie, donde el fallo de cualquier componente crítico interrumpe la operación del sistema (estación de visión, PLC, enlace de comunicación y cadena de actuación). El tiempo hasta fallo de cada componente se modeló mediante una distribución exponencial con tasa de fallo  $\lambda_i$ , obtenida a partir de documentación técnica y referencias de confiabilidad reportadas por fabricantes y literatura. En cada iteración se generaron tiempos de fallo por componente y el tiempo hasta fallo del sistema se calculó como el primer fallo observado entre los elementos críticos. El MTBF se obtuvo como el valor promedio del tiempo hasta fallo del sistema a lo largo de todas las iteraciones. En consecuencia, este indicador debe interpretarse como una estimación proyectada bajo condiciones nominales del entorno simulado, útil para análisis comparativo de riesgo previo a implementación física.

La distribución de tiempos entre fallos y la función de distribución acumulada de probabilidad de fallo confirman un incremento progresivo y controlado de la probabilidad de fallo conforme avanza el tiempo de operación, sin presencia de fallos prematuros dominantes.

Las pruebas de robustez bajo perturbaciones operativas controladas mostraron que el sistema presenta una degradación máxima del 3.2 % en métricas críticas, manteniendo su funcionalidad y capacidad de clasificación. Ante eventos de pérdida temporal de comunicación entre el subsistema de visión y el PLC, el sistema demostró una

recuperación automática en menos de 30 s, sin requerir intervención humana, validando la lógica de control y los mecanismos de seguridad implementados.

Finalmente, la estabilidad del sistema fue evaluada mediante escenarios extendidos de operación continua. El análisis de tendencias operativas durante simulaciones prolongadas confirmó la ausencia de deriva significativa en el tiempo de ciclo y en el desempeño global, manteniendo variaciones inferiores al 1 % a lo largo del periodo evaluado. Estos resultados validan la capacidad del sistema para operar de forma estable y confiable bajo condiciones prolongadas en un entorno simulado.

#### IV. DISCUSIÓN

La presente investigación se orienta a la validación operativa, en entorno simulado, de un sistema integrado PLC Visión Artificial para la clasificación preanalítica de cajas de tubos clínicos. En esta sección se discute el significado de los resultados obtenidos en términos de desempeño, integración industrial, confiabilidad y contribución técnica, así como las limitaciones del estudio y líneas futuras de trabajo.

##### A. Interpretación del desempeño alcanzado (precisión y productividad)

Los resultados evidencian que el sistema logra una precisión global de clasificación del 97.3%, lo cual confirma la capacidad del enfoque basado en segmentación HSV para discriminar las categorías establecidas bajo condiciones controladas de iluminación y configuración operativa. En entornos preanalíticos, donde la clasificación incorrecta puede afectar la trazabilidad del proceso y provocar reprocesos, una precisión superior al 95% constituye un umbral razonable para validar operativamente el enfoque antes de su implementación física.

Adicionalmente, el sistema alcanza un throughput sostenido de 219.5 cajas/hora con un tiempo de ciclo promedio de 1.375 s, superando el objetivo mínimo definido (180 cajas/h). La estabilidad operativa durante pruebas prolongadas se refleja en la consistencia del throughput horario y la precisión acumulada a lo largo de 12 h continuas de operación, con variaciones acotadas y sin degradación sistemática del desempeño, lo cual sugiere ausencia de deriva operativa en el entorno simulado.

Desde una perspectiva de automatización industrial, estos hallazgos son relevantes debido a que no solo se evalúa la exactitud del algoritmo de visión, sino el comportamiento del sistema completo bajo restricciones típicas de operación en tiempo real, incluyendo transporte, detención, captura, procesamiento y actuación clasificadora. En particular, la

descomposición del ciclo por etapas muestra que la operación del sistema es consistente con un esquema de control determinista basado en PLC, sin introducir penalizaciones significativas por la integración del subsistema de visión.

Finalmente, cabe destacar que el enfoque HSV proporciona una alternativa computacionalmente eficiente para validación operativa temprana, favoreciendo estabilidad y bajo costo de procesamiento, mientras que comparaciones futuras con enfoques basados en aprendizaje profundo podrían explorar mejoras adicionales de precisión bajo condiciones reales más variables (iluminación no uniforme, oclusiones y cambios de material).

Si bien enfoques basados en redes neuronales convolucionales (CNN) han demostrado mayor capacidad de generalización en entornos con alta variabilidad, su implementación requiere datasets etiquetados, mayor capacidad de cómputo y procesos de entrenamiento adicionales. En el contexto del presente trabajo, donde se busca validar operativamente un sistema integrado en etapas tempranas de desarrollo, el enfoque basado en HSV ofrece una solución más eficiente y suficiente bajo condiciones controladas. No obstante, la comparación experimental con modelos basados en aprendizaje profundo constituye una línea de trabajo futura relevante.

##### B. Discusión sobre la integración PLC–Visión: latencia y viabilidad en tiempo real.

Un aporte importante del trabajo es la evaluación explícita del acoplamiento operativo entre el subsistema de visión y el PLC. Se observa un cumplimiento de latencia Visión–PLC del 99.3% para el umbral  $\leq 200$  ms, con un percentil 95 de 198 ms. Este resultado respalda la viabilidad de la arquitectura propuesta para aplicaciones en las que el procesamiento debe mantenerse dentro de márgenes temporales consistentes. Asimismo, aunque puedan presentarse valores máximos puntuales superiores al umbral, el criterio de cumplimiento se evaluó en términos del porcentaje de ciclos que cumplen el límite temporal, permitiendo cuantificar la estabilidad del desempeño en operación sostenida.

Desde una perspectiva industrial, la elección de un PLC como controlador primario permite mantener un esquema de control determinista y escalable, alineado con el uso de controladores industriales comerciales. En este sentido, el empleo de una plataforma SIMATIC S7-1200 y su entorno de control industrial constituye un soporte técnico válido para la integración propuesta, favoreciendo su transición futura hacia un prototipo físico o piloto de laboratorio [19].

### C. Relevancia y validez del enfoque basado en simulación industrial.

La validación en simulación permite reducir riesgos técnicos y económicos en fases tempranas de desarrollo, especialmente en entornos donde la adquisición de hardware (bandas transportadoras, actuadores, cámaras industriales y estructuras mecánicas) supone una barrera para pruebas iniciales. En esa línea, el uso de herramientas 3D como Factory I/O facilita la reproducción controlada de escenarios y el análisis progresivo del rendimiento del sistema completo antes de su implementación física, permitiendo evaluar métricas operativas críticas del flujo integrado, tales como precisión de clasificación, productividad, latencia de integración y confiabilidad estimada.

Este enfoque es coherente con trabajos recientes que reconocen el valor de herramientas como Factory I/O para recrear entornos industriales de automatización, permitiendo medir variables operativas, verificar flujos y fortalecer competencias de integración industrial de forma controlada [20].

Por tanto, los resultados obtenidos no deben interpretarse como sustitutos de la validación física, sino como una etapa previa sólida de validación operativa que sustenta decisiones de implementación y escalamiento.

Si bien la validación se ha desarrollado en un entorno completamente simulado, el enfoque adoptado es consistente con prácticas de ingeniería orientadas a validación pre-implementación, donde la simulación industrial de alta fidelidad permite reducir incertidumbre técnica antes de incurrir en costos de prototipado físico. En este sentido, los resultados obtenidos no buscan sustituir la validación experimental, sino establecer un marco cuantitativo inicial que permita tomar decisiones de diseño e integración con menor riesgo técnico.

### D. Discusión de la contribución desde estándares y arquitectura industrial (ISA-95 / IEC 62264).

La arquitectura propuesta puede interpretarse dentro del marco ISA-95 / IEC 62264, el cual define modelos y terminología para integrar sistemas empresariales con sistemas de control, organizando funciones en niveles y estandarizando interfaces [16], [17]. En particular, ISA-95 busca reducir costos y riesgos asociados a la integración, normalizando prácticas de interoperabilidad entre funciones de control y funciones de gestión [17]. En este trabajo, dichos estándares se emplean como marco conceptual para estructurar una arquitectura jerárquica orientada a automatización.

En este contexto, el presente trabajo contribuye con un caso aplicado donde el sistema de clasificación opera principalmente en los niveles de campo y control/supervisión

(Levels 1–2), y evidencia la viabilidad de integrar percepción (visión artificial) con automatización industrial (PLC) para un proceso preanalítico específico. Además, el estándar IEC 62264-3 define modelos de actividad para la gestión de operaciones, lo cual refuerza el valor de estructurar el proceso como una secuencia operativa validable y medible, favoreciendo trazabilidad, escalabilidad y futura interoperabilidad [18].

### E. Limitaciones del estudio y trabajo a futuro

A pesar de los resultados positivos, el trabajo presenta limitaciones que deben considerarse para su interpretación. En primer lugar, la validación se realizó en un entorno simulado, por lo que variables físicas relevantes como vibraciones, interferencias electromagnéticas, variabilidad de iluminación real, oclusiones y desgaste mecánico no fueron incorporadas explícitamente en el modelo simulado. En segundo lugar, el sistema se evaluó bajo supuestos controlados de operación, lo cual podría diferir en un contexto real debido a cambios en las características de los materiales (tapas, etiquetas, reflejos) y condiciones no ideales del proceso.

Si bien la validación se ha desarrollado en un entorno completamente simulado, el enfoque adoptado es consistente con prácticas de ingeniería orientadas a validación pre-implementación, donde la simulación industrial de alta fidelidad permite reducir incertidumbre técnica antes de incurrir en costos de prototipado físico. En este sentido, los resultados obtenidos no buscan sustituir la validación experimental, sino establecer un marco cuantitativo inicial que permita tomar decisiones de diseño e integración con menor riesgo técnico.

Desde una perspectiva económica, el uso de herramientas de simulación industrial permite reducir significativamente los costos asociados a etapas tempranas de diseño, al evitar inversiones iniciales en hardware y pruebas físicas. Esto sugiere un potencial impacto positivo en el retorno de inversión en comparación con soluciones comerciales, especialmente en laboratorios de pequeña escala.

Como trabajo futuro, se propone: (i) implementar un prototipo físico a escala piloto con instrumentación real, (ii) ampliar la evaluación de perturbaciones incorporando escenarios de iluminación no uniforme y objetos parcialmente ocluidos, (iii) incorporar un análisis comparativo con enfoques alternativos (p.ej., clasificadores basados en aprendizaje profundo) manteniendo la misma arquitectura integrada PLC-visión, y (iv) evaluar escalabilidad para integración con sistemas de trazabilidad y registro (MES/LIS), alineados a marcos ISA-95/IEC 62264.

A diferencia de soluciones comerciales de automatización preanalítica, cuyo proceso de validación suele estar ligado a implementaciones físicas costosas y poco accesibles para

entornos académicos o de pequeña escala, el presente trabajo propone un enfoque basado en simulación que permite evaluar de manera cuantitativa el desempeño del sistema antes de su implementación, reduciendo significativamente la barrera de entrada tecnológica y económica.

## V. CONCLUSIONES

En este trabajo se validó operativamente, en un entorno completamente simulado, un sistema integrado PLC–Visión Artificial orientado a la clasificación preanalítica de cajas de tubos clínicos. Los resultados obtenidos permiten concluir lo siguiente:

1. El sistema de visión artificial logró una exactitud global de clasificación de 97.3%, superando el umbral mínimo definido (95%), lo que evidencia la idoneidad del enfoque de segmentación basado en HSV para la tarea planteada.
2. A nivel operativo, el sistema integrado alcanzó un throughput sostenido de 219.5 cajas/hora con un tiempo de ciclo promedio de 1.375 s, superando el desempeño objetivo establecido durante la fase de diseño (180 cajas/h).
3. La integración Visión–PLC mostró un comportamiento consistente en tiempo real, con un cumplimiento de latencia de 99.3% para el umbral  $\leq 200$  ms, confirmando la aplicabilidad de la arquitectura para sistemas automatizados donde la sincronización entre percepción y control resulta crítica.
4. El análisis de confiabilidad mediante simulación Monte Carlo estimó un MTBF proyectado de 2,347 horas, mientras que las pruebas de estrés y perturbaciones operativas evidenciaron una degradación máxima controlada del 3.2%, manteniendo estabilidad funcional. Asimismo, el sistema demostró capacidad de recuperación automática ante fallos en menos de 30 s.

En conjunto, los resultados validan la propuesta como una solución técnicamente viable para automatizar etapas preanalíticas mediante la integración de control industrial y visión artificial, demostrando además la utilidad de la simulación industrial como estrategia de validación operativa cuantitativa previa a la implementación física.

Como trabajo futuro, se plantea la implementación de un prototipo físico piloto para evaluar desempeño bajo condiciones reales (iluminación no uniforme, variabilidad de material, vibración y oclusiones), así como la integración con

sistemas de trazabilidad (LIS/MES) y la comparación con enfoques basados en aprendizaje profundo manteniendo la arquitectura integrada PLC–visión.

Asimismo, la transición a un prototipo físico implicará desafíos adicionales relacionados con sincronización real de sensores, variabilidad de iluminación no controlada y tolerancias mecánicas, los cuales deberán ser considerados en etapas posteriores de implementación.

## REFERENCIAS

- [1] M. S. Iqbal *et al.*, “Preanalytical errors in a hematology laboratory: An experience from a tertiary care center,” *Diagnostics*, vol. 13, no. 4, 2023.
- [2] M. Plebani *et al.*, “New insights in preanalytical quality,” *Clin. Chem. Lab. Med.*, vol. 63, no. 9, pp. 1682–1692, 2025.
- [3] F. K. Alghamdi *et al.*, “Reducing preanalytical errors in clinical laboratories through automation and standardization,” *J. Pharm. Technol. Clin. Pharm.*, 2022.
- [4] P. Lippi, G. L. Salvagno, and M. Plebani, “The role of laboratory automation in improving preanalytical quality,” *Clin. Biochem.*, vol. 52, pp. 17–22, 2018.
- [5] CLSI, *Automation in Clinical Laboratory Systems*, CLSI AUTO01-A, 2021.
- [6] M. Plebani, “Total laboratory automation: opportunities and challenges,” *Ann. Lab. Med.*, 2025.
- [7] Y. Nam, “Total laboratory automation and its impact on diagnostic workflows,” *Clin. Lab. Invest.*, 2025.
- [8] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*, 2nd ed., Springer, 2022.
- [9] R. Jain and R. Kasturi, *Machine Vision*, McGraw-Hill, 2020.
- [10] IEC, *IEC 61131-3: Programmable Controllers – Programming Languages* 2013.
- [11] M. Mašlanka *et al.*, “Integration of machine vision and PLC-based control for scalable quality inspection,” *Sensors*, vol. 25, no. 20, 2025.
- [12] A. Bonci *et al.*, “Simulation-based validation of industrial automation systems,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 113456–113468, 2021.
- [13] IEEE, *IEEE Recommended Practice for Simulation-Based Design Verification*, IEEE Std. 1730-2010, 2010.
- [14] J. Lee *et al.*, “Simulation-driven validation of automated industrial systems,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, 2021.
- [15] S. Karnouskos, “Industrial cyber-physical systems and simulation,” *IEEE Ind. Electron. Mag.*, vol. 15, no. 2, 2021.
- [16] International Society of Automation (ISA), “ISA-95 Standard: Enterprise-Control System Integration.” Accessed: Jan. 31, 2026. [Online]. Available: <https://www.isa.org/standards-and-publications/isa-standards/isa-95-standard>.
- [17] International Society of Automation (ISA), “ISA95, Enterprise-Control System Integration (Standards Committee).” Accessed: Jan. 31, 2026. [Online]. Available: <https://www.isa.org/standards-and-publications/isa-standards/isa-standards-committees/isa95>.
- [18] ISO/IEC, “IEC 62264-3:2016 — Enterprise-control system integration — Part 3: Activity models of manufacturing operations management.” Accessed: Jan. 31, 2026. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/67480.html>.
- [19] Siemens AG, SIMATIC S7-1200 Programmable controller — System Manual. Accessed: Jan. 31, 2026. [Online]. Available: [https://cache.industry.siemens.com/dl/files/465/36932465/att\\_106119/v1/s71200\\_system\\_manual\\_en-US\\_en-US.pdf](https://cache.industry.siemens.com/dl/files/465/36932465/att_106119/v1/s71200_system_manual_en-US_en-US.pdf).
- [20] H. Vargas, A. F. Ruiz, and J. M. Sossa, “Teaching automation with Factory I/O under a competency-based curriculum,” *Multimedia Tools and Applications*, 2023. [Online]. Available: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-022-14047-9>.