

Implementación de un sistema de visión artificial para el fortalecimiento del aseguramiento de calidad y liberación de piezas en procesos de inyección de plásticos.

Implementation of a Computer Vision System to Enhance Quality Assurance and Product Release in Plastic Injection Molding Processes.

Arturo Aguilar Pérez ^a, Ricardo Vázquez Ortiz ^b, José Daniel Castro Díaz ^a, Blanca Gabriela Cuevas González ^b, María de la Luz Delgadillo Torres ^b, Wenceslao Cuauhtémoc Bonilla Blancas ^c

^a Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Estudios Superiores Aragón, Centro Tecnológico Aragón, C.P. 57170, Ciudad Nezahualcóyotl, Estado de México, México

^b Tecnológico Nacional de México/ TES de Ecatepec, División de Ingeniería Química y Bioquímica, C.P. 55210, Ecatepec de Morelos, Estado de México, México.

^c Tecnológico Nacional de México/ TES de Ecatepec, Laboratorio de Energías Alternas Renovables, Posgrado en Eficiencia Energética y Energías Renovables, C.P. 55210, Ecatepec de Morelos, Estado de México, México.

Resumen

La inspección visual manual de piezas obtenidas mediante moldeo por inyección puede presentar variabilidad asociada al criterio del operador y favorecer errores en la aceptación o rechazo de productos. Este trabajo describe la implementación y validación preliminar de un sistema de visión artificial orientado al fortalecimiento del aseguramiento de calidad y la liberación de piezas en procesos de inyección de plásticos. El sistema se basó en un sensor de visión Keyence® IV-500CA, configurado mediante herramientas de reconocimiento de patrones, presencia/ausencia y evaluación geométrica. Se diseñó una estación experimental para controlar las condiciones de inspección y favorecer la repetibilidad. El sistema permitió clasificar preliminarmente piezas conformes (OK) y no conformes (NG) ante defectos como rebabas, deformaciones y desviaciones geométricas. Los resultados demostraron la factibilidad técnica de la arquitectura desarrollada para reducir la subjetividad de la inspección visual y fortalecer la consistencia de los criterios de aceptación y rechazo. Como trabajo futuro, se plantea ampliar su validación mediante métricas cuantitativas de desempeño e integración en condiciones reales de producción.

Palabras clave: visión artificial, aseguramiento de calidad, inyección de plásticos, inspección automatizada, integración de sensores industriales.

Abstract

Manual visual inspection of injection-molded parts may introduce variability associated with operator judgment and lead to errors in product acceptance or rejection. This work describes the implementation and preliminary validation of a computer vision system aimed at strengthening quality assurance and part release in plastic injection molding processes. The system was based on a Keyence® IV-500CA vision sensor configured using pattern recognition, presence/absence detection, and geometric evaluation tools. An experimental station was designed to control inspection conditions and improve repeatability. The system enabled the preliminary classification of conforming (OK) and non-conforming (NG) parts based on defects such as flash, deformation, and geometric deviations. The results demonstrated the technical feasibility of the developed architecture for reducing the subjectivity of visual inspection and improving the consistency of acceptance and rejection criteria. Future work will focus on extending its validation through quantitative performance metrics and integration under actual production conditions.

Keywords: computer vision, quality assurance, plastic injection molding, automated inspection, industrial sensor integration.

1. Introducción

La industria de transformación de plásticos mediante moldeo por inyección constituye uno de los procesos

manufactureros más utilizados debido a su capacidad para producir piezas con geometrías complejas, alta repetibilidad y elevados volúmenes de producción. Su aplicación abarca sectores como el automotriz, médico, electrónico, alimentario

*Autor para la correspondencia: arturoaguilar8s5@aragon.unam.mx

Correo electrónico: arturoaguilar8s5@aragon.unam.mx (Arturo Aguilar Pérez)

y de bienes de consumo, donde la calidad dimensional y superficial constituye un requisito fundamental para garantizar la funcionalidad y aceptación del producto final [1]–[3].

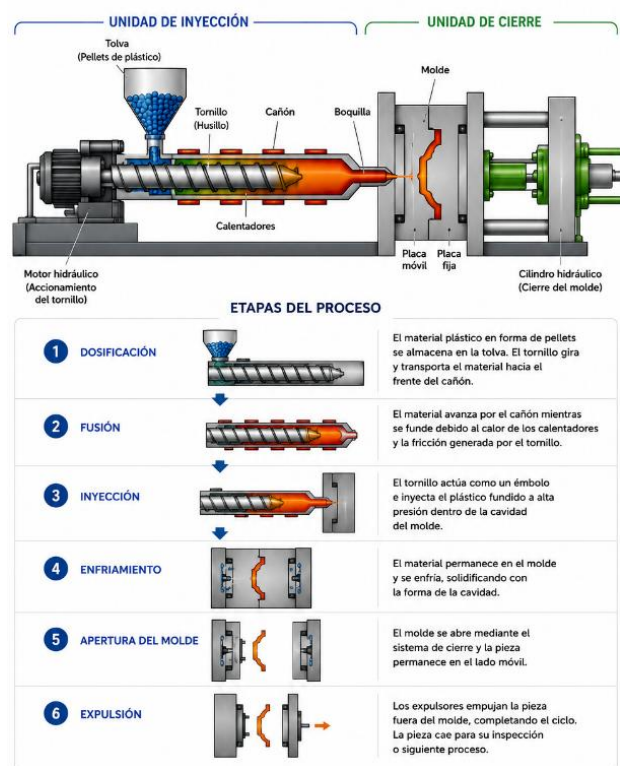


Figura 1: Proceso de inyección de plásticos.

Durante el proceso de inyección, como se muestra de manera esquemática en la **Figura 1**, el material termoplástico es plastificado, inyectado dentro del molde, enfriado y posteriormente expulsado. Las variaciones en parámetros como temperatura, presión, velocidad de inyección, tiempo de enfriamiento y condiciones del molde pueden favorecer la aparición de defectos como rebabas (*flash*), rechupes (*sink marks*), deformaciones (*warpage*) y variaciones dimensionales. Estas no conformidades pueden generar desperdicio de material, reprocesos y pérdidas económicas, por lo que su detección oportuna constituye una actividad crítica dentro del aseguramiento de calidad [4]–[6].

Tradicionalmente, la inspección de piezas moldeadas puede realizarse mediante evaluación visual manual, cuya efectividad depende de factores como la experiencia del operador, las condiciones de inspección y la repetibilidad de los criterios de aceptación. Frente a estas limitaciones, los sistemas de visión artificial constituyen una alternativa para automatizar la adquisición y evaluación de información visual, permitiendo establecer criterios objetivos y repetibles para la detección y clasificación de defectos en procesos de manufactura [7]–[10]. En años recientes, estas tecnologías han evolucionado hacia sistemas de inspección cada vez más automatizados, incluyendo técnicas de procesamiento digital de imágenes, aprendizaje automático y aprendizaje profundo

para aplicaciones industriales de detección de defectos [11]–[15].

En este contexto, el objetivo del presente trabajo es implementar y realizar una validación preliminar de un sistema de visión artificial basado en un sensor industrial Keyence IV-500CA, orientado al fortalecimiento del aseguramiento de calidad y al apoyo del proceso de liberación de piezas obtenidas mediante moldeo por inyección de plásticos. La contribución del trabajo se centra en la integración tecnológica del sistema de inspección, el establecimiento de criterios automatizados de aceptación y rechazo y su aplicación para la clasificación de piezas conformes (OK) y no conformes (NG), sin plantear el desarrollo de un nuevo algoritmo de visión computacional.

2. Antecedentes

2.1 Inyección de plásticos y defectos de manufactura

El moldeo por inyección es un proceso de manufactura en el que un material termoplástico es fundido e introducido a presión dentro de la cavidad de un molde, donde posteriormente se enfría y solidifica hasta adquirir la geometría requerida. La calidad de las piezas obtenidas depende de la interacción entre las propiedades del material, las características del molde y parámetros de operación como temperatura, presión y velocidad de inyección, tiempo de sostenimiento y condiciones de enfriamiento [1]–[5].



Figura 2: Presencia de exceso de material (*flash*).

Las variaciones en estas condiciones de procesamiento pueden favorecer la aparición de defectos como rebabas (*flash*), rechupes (*sink marks*), deformaciones (*warpage*), llenado incompleto, líneas de flujo y desviaciones dimensionales. Como se observa en las **Figuras 2 y 3**, este tipo de no conformidades puede modificar tanto la geometría como la apariencia superficial del producto, afectando su funcionalidad y los criterios establecidos para su liberación.

La identificación oportuna de estos defectos resulta, por tanto, fundamental para disminuir desperdicios, reprocesos y variabilidad dentro del proceso productivo [4]–[10].



Figura 3. Producto incompleto.

2.2 Visión artificial aplicada al aseguramiento de calidad

La visión artificial se ha consolidado como una alternativa tecnológica para automatizar actividades de inspección y control de calidad mediante la adquisición y procesamiento digital de imágenes. Su aplicación en ambientes de manufactura permite evaluar características visuales y geométricas de manera sistemática, reducir la dependencia de evaluaciones exclusivamente manuales e incrementar la repetibilidad de los criterios utilizados para identificar productos conformes y no conformes [9]–[15].

En años recientes, la inspección visual automatizada ha incorporado técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes, aprendizaje automático y aprendizaje profundo para la detección y clasificación de defectos industriales. Arquitecturas basadas en redes neuronales convolucionales (CNN), detectores de objetos como YOLO y, más recientemente, *Vision Transformers* han mostrado resultados relevantes en aplicaciones de inspección industrial [11]–[15]. Sin embargo, su implementación puede requerir conjuntos de datos etiquetados, etapas de entrenamiento y recursos computacionales adicionales, por lo que los sensores de visión inteligentes con herramientas de inspección embebidas continúan representando una alternativa práctica para aplicaciones industriales con características y criterios de aceptación previamente definidos.



Figura 4. Inspección con visión artificial [16].

Para el desarrollo experimental del presente trabajo se empleó específicamente un sensor de visión industrial Keyence® IV-500CA, mostrado de manera representativa en la **Figura 4**. Este dispositivo integra adquisición y procesamiento de imágenes en una plataforma industrial compacta y permite configurar herramientas de inspección orientadas al reconocimiento de patrones, detección de presencia/ausencia y evaluación de características geométricas. Estas funciones permiten establecer umbrales de evaluación para la clasificación automatizada de las piezas inspeccionadas como conformes (OK) o no conformes (NG) [16].

3. Metodología

La metodología empleada se estructuró con el propósito de implementar y realizar una validación preliminar de un sistema de visión artificial orientado al fortalecimiento del aseguramiento de calidad y al apoyo de la liberación de piezas obtenidas mediante moldeo por inyección. El procedimiento comprendió el diagnóstico del proceso convencional de inspección, la selección de tecnologías de medición, la identificación de variables críticas de calidad, la definición de criterios de aceptación y rechazo, el diseño y fabricación de una estación experimental y la configuración y validación preliminar del sistema de visión artificial.



Figura 5. Metodología.

La plataforma de inspección se basó en un sensor industrial Keyence® IV-500CA, seleccionado por integrar adquisición y procesamiento de imágenes, así como herramientas configurables para reconocimiento de patrones, presencia/ausencia y evaluación geométrica [16]. La **Figura 5** presenta de manera esquemática las etapas que conformaron la metodología experimental.

3.1 Diagnóstico del proceso

Se realizó un análisis del procedimiento convencional de inspección empleado para la evaluación de piezas plásticas moldeadas por inyección. Durante esta etapa se identificaron los defectos recurrentes, los criterios utilizados para la

liberación del producto y las principales limitaciones asociadas con la inspección visual manual.

El diagnóstico permitió identificar características susceptibles de ser evaluadas mediante visión artificial y establecer los requerimientos iniciales del sistema de inspección. La **Figura 6** muestra una de las condiciones utilizadas para la inspección convencional de las piezas.



Figura 6. Tarima de inspección.

3.2 Selección de tecnologías de medición e inspección

A partir del diagnóstico se seleccionaron las tecnologías de medición e inspección aplicables a las características críticas del producto. Para la evaluación dimensional se consideraron instrumentos convencionales y un medidor magnético de espesores Magna-Mike, mostrado en la **Figura 7**.

Para la inspección visual automatizada se seleccionó un sensor Keyence® IV-500CA que se muestra en la **Figura 8**, perteneciente a la serie IV de sensores de visión industrial. El dispositivo incorpora un sensor de imagen CMOS a color y herramientas embebidas que permiten configurar diferentes criterios de inspección y generar resultados de clasificación OK/NG [16].

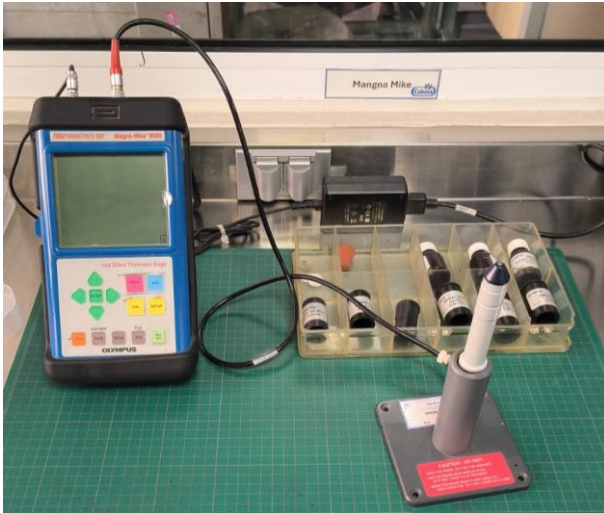


Figura 7. Medidor magnético de espesores Magna Mike.

La combinación de medición dimensional y visión artificial permitió establecer un esquema complementario de inspección, en el cual las características visuales y geométricas susceptibles de automatización fueron asignadas al sistema de visión.



Figura 8. Sensor IV [16].

3.3 Definición de variables críticas y puntos de inspección

Posteriormente se identificaron las características críticas de calidad y las zonas de interés de las piezas moldeadas. Se consideraron variables relacionadas con geometría, presencia de rebaba, deformaciones, integridad superficial, presencia o ausencia de características específicas y conformidad dimensional.

A partir de este análisis se determinaron las regiones prioritarias de inspección y se estableció qué características podían evaluarse mediante las herramientas disponibles en el sensor de visión. Esta etapa permitió relacionar cada defecto potencial con un criterio observable y establecer las condiciones necesarias para su posterior clasificación.

3.4 Definición de criterios de aceptación y rechazo

Con base en las características identificadas se establecieron criterios de aceptación y rechazo para la

clasificación de las piezas inspeccionadas. Las condiciones de referencia correspondientes a una pieza conforme fueron utilizadas para configurar las herramientas de inspección y establecer los umbrales necesarios para diferenciar entre productos aceptables y no conformes.

El sistema se configuró para generar una clasificación OK cuando las características evaluadas se encontraban dentro de los criterios establecidos y NG cuando se detectaban desviaciones respecto de la condición de referencia. De esta manera, la decisión de inspección se realizó mediante criterios previamente configurados, reduciendo la dependencia de una evaluación exclusivamente visual por parte del operador.

3.5 Desarrollo de estación experimental

Con el propósito de evaluar el funcionamiento del sistema antes de una posible integración en una línea de producción, se diseñó una estación experimental mediante modelado tridimensional asistido por computadora utilizando SolidWorks®, como se muestra en la **Figura 9**.

El diseño consideró una base rígida para el posicionamiento de las piezas y un soporte destinado al montaje del sensor Keyence IV-500CA. La geometría de la estación permitió mantener controladas la orientación del sensor y la posición relativa entre el dispositivo de captura y la pieza inspeccionada, reduciendo las variaciones ocasionadas por el posicionamiento manual.

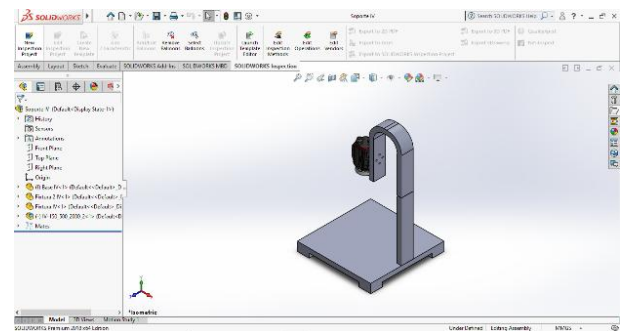


Figura 9. Diseño CAD.

La estructura propuesta consistió en una base rígida de soporte y un brazo de fijación destinado al montaje del sensor de visión industrial serie IV de Keyence®, permitiendo mantener una distancia controlada entre el sistema de captura y la pieza inspeccionada. La configuración geométrica fue diseñada para garantizar una correcta orientación del sensor respecto al área de inspección, favoreciendo condiciones repetibles de adquisición de imágenes y reduciendo variaciones asociadas al posicionamiento manual.

Esta estación permitió establecer un entorno controlado para la realización de pruebas preliminares de captura, detección de defectos y validación de criterios de aceptación y rechazo, previo a una integración potencial dentro de ambientes reales de manufactura. Asimismo, facilitó la simulación de escenarios de inspección y la evaluación conceptual de variables relacionadas con iluminación, campo

de visión, posicionamiento de pieza y repetibilidad del sistema, contribuyendo al fortalecimiento del esquema de aseguramiento de calidad propuesto.

3.6 Fabricación e integración de la estación de prueba

Una vez concluido el diseño CAD, se fabricaron mediante manufactura aditiva los componentes necesarios para integrar la estación experimental. Posteriormente se realizó el montaje del sensor y se verificó la estabilidad mecánica del conjunto.



Figura 10. Estación de Pruebas.

La estación construida mostrada en la **Figura 10** permitió realizar pruebas iniciales de captura, configuración del campo visual, evaluación de iluminación y verificación del desempeño del sistema de inspección frente a defectos presentes en piezas moldeadas por inyección. Asimismo, posibilitó validar la viabilidad de integrar criterios automatizados de aceptación y rechazo basados en reconocimiento de patrones, presencia/ausencia y evaluación geométrica de piezas inspeccionadas.

3.7 Configuración y validación

Una vez fabricada e integrada la estación experimental, se procedió a la configuración del sistema de visión artificial Keyence IV-500CA, con el propósito de establecer condiciones controladas y repetibles para la adquisición e inspección de las piezas. Inicialmente se realizaron pruebas de posicionamiento y captura para verificar el funcionamiento conjunto del sensor y la estación desarrollada, como se muestra en la **Figura 11**.

Durante esta etapa se definieron parámetros relacionados con el posicionamiento del sensor, distancia de trabajo, orientación del sistema de captura y área efectiva de inspección, buscando asegurar repetibilidad en la adquisición

de imágenes y minimizar variaciones derivadas del acomodo manual de las piezas. Asimismo, se consideraron las condiciones de iluminación y enfoque con el objetivo de mejorar el contraste visual y favorecer la detección de características geométricas y superficiales presentes en las piezas moldeadas, como se muestra en la **Figura 12**, utilizando el software IV Navigator de Keyence®.



Figura 11. Pruebas preliminares.

Posteriormente, se configuraron las herramientas embebidas del sensor Keyence IV-500CA de acuerdo con las características de interés previamente definidas. Para cada inspección se estableció una condición de referencia y se ajustaron los criterios de evaluación necesarios para discriminar entre piezas conformes (OK) y no conformes (NG).

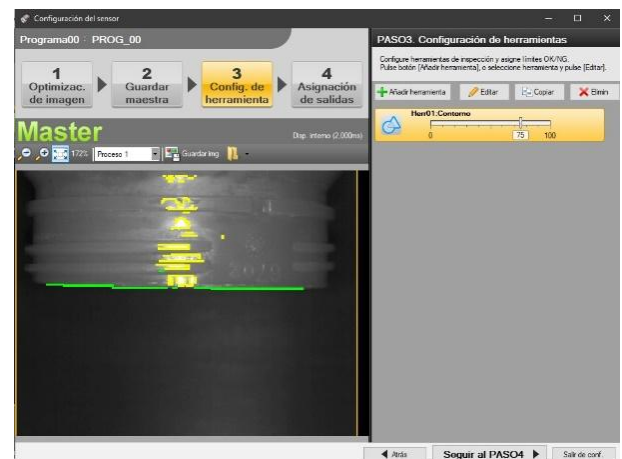


Figura 12. Configuración del IV.

Una vez configurado el sistema de visión artificial sobre la estación experimental, se llevaron a cabo pruebas preliminares de validación orientadas a verificar su funcionalidad antes de una posible implementación en un entorno productivo. La validación se enfocó en comprobar la estabilidad en la adquisición de imágenes, la repetibilidad del posicionamiento, la detección de características geométricas y la capacidad del sistema para discriminar condiciones de conformidad y no conformidad en piezas moldeadas por inyección, como se observa en la **Figura 13**.



Figura 13. Área de implementación del sistema.

Las piezas fueron sometidas a ciclos sucesivos de inspección bajo condiciones controladas con el propósito de verificar la consistencia de la clasificación OK/NG. Esta etapa permitió realizar una validación funcional de la arquitectura desarrollada y establecer las bases para la posterior evaluación cuantitativa del desempeño del sistema.

4. Resultados y discusión

4.1 Diseño y fabricación de la estación experimental

El diseño y fabricación de la estación experimental permitieron disponer de un entorno controlado para la adquisición de imágenes y evaluación de piezas moldeadas por inyección. La estructura desarrollada proporcionó estabilidad mecánica al sensor y permitió mantener una posición relativa definida entre el dispositivo de visión y la pieza inspeccionada, reduciendo variaciones asociadas con el posicionamiento manual.

La fabricación de los componentes mediante manufactura aditiva permitió materializar el diseño CAD propuesto y realizar los ajustes necesarios para el montaje del sensor Keyence IV-500CA. La estación obtenida fue utilizada posteriormente para las pruebas de configuración y validación preliminar mostradas en las **Figuras 10–13**.

4.2 Configuración del sistema de visión artificial

La integración del sensor industrial Keyence IV-500CA permitió implementar herramientas embebidas de inspección basadas en comparación de patrones, presencia/ausencia y

evaluación geométrica. Estas herramientas fueron configuradas a partir de características previamente definidas como referencia para establecer criterios de aceptación y rechazo.

La configuración realizada permitió generar una respuesta de clasificación OK/NG de acuerdo con los umbrales establecidos para cada característica inspeccionada. De esta manera, el sistema proporcionó un criterio automatizado de apoyo para la identificación de desviaciones respecto de las condiciones definidas como conformes.

Tabla 1. Características técnicas del sensor de visión Keyence IV-500CA [16].

CARACTERÍSTICA	ESPECIFICACIÓN
MODELO	Keyence IV-500CA
TIPO DE SENSOR	Sensor de visión, modelo estándar, color
ELEMENTO DE IMAGEN	CMOS color de 1/3"
RESOLUCIÓN	752 × 480 píxeles
DISTANCIA DE TRABAJO	50–500 mm
CAMPO DE VISIÓN A 50 MM	25 × 18 mm
CAMPO DE VISIÓN A 300 MM	126 × 95 mm
CAMPO DE VISIÓN A 500 MM	210 × 157 mm
TIEMPO DE EXPOSICIÓN	1/10 a 1/50 000 s
ILUMINACIÓN	LED blanco integrado
FUNCIONAMIENTO DE ILUMINACIÓN	Iluminación continua o pulsada
HERRAMIENTAS DE DETECCIÓN	Hasta 16 herramientas
AJUSTE DE POSICIÓN	1 herramienta
PROGRAMAS CONFIGURABLES	32 programas
SALIDA DE EVALUACIÓN	Clasificación OK/NG
INFORMACIÓN ESTADÍSTICA DISPONIBLE	Número de OK, NG, disparos y errores; tiempo de procesamiento último, máximo, mínimo y promedio
ALMACENAMIENTO DE IMÁGENES	Posibilidad de almacenar imágenes de inspección, incluyendo resultados NG

Las características técnicas del sensor empleado y su capacidad de procesamiento integrado permiten realizar la adquisición, evaluación y clasificación dentro del propio dispositivo. Para caracterizar técnicamente el sistema de

visión utilizado en las pruebas, la **Tabla 1** presenta las principales especificaciones del sensor Keyence IV-500CA, incluyendo resolución, distancia de trabajo, campo de visión, iluminación y capacidades de inspección. Estos parámetros son relevantes para establecer las condiciones de operación y reproducibilidad del sistema experimental [16].

4.3 Detección preliminar de defectos y validación de criterios de aceptación y rechazo

Las pruebas realizadas permitieron verificar funcionalmente la capacidad del sistema para discriminar entre condiciones conformes y no conformes mediante criterios configurables de inspección. Entre las características consideradas se incluyeron presencia de rebabas, deformaciones, geometría general y presencia o ausencia de elementos específicos de las piezas moldeadas.

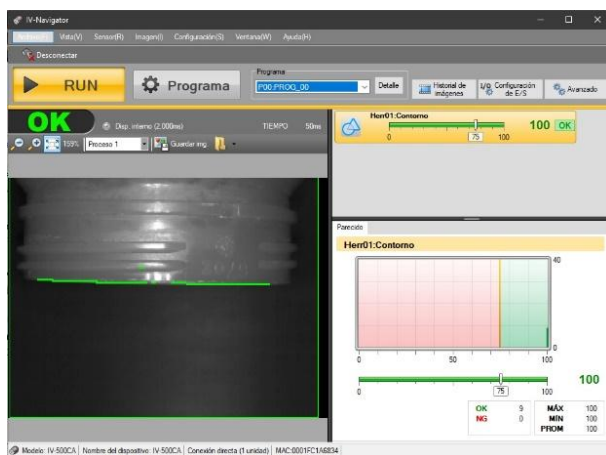


Figura 14. Identificación de defectos por rebaba con visión artificial.

En particular, la **Figura 14** muestra un ejemplo de la identificación de exceso de material o rebaba (flash) mediante el sistema de visión artificial. La región de interés y los criterios de evaluación configurados permitieron identificar desviaciones respecto de la condición utilizada como referencia y generar la correspondiente clasificación del producto.

Tabla 2. Variables de inspección.

VARIABLE INSPECCIONADA	EVALUACIÓN	CRITERIO
REBABA (FLASH)	PRESENCIA	OK / NG
DEFORMACIÓN	CONTORNO	OK / NG
GEOMETRÍA GENERAL	PATRÓN	OK / NG
PRESENCIA/AUSENCIA DE CARACTERÍSTICAS	PATRÓN	OK / NG
DIMENSIONALIDAD RELATIVA	PATRÓN	OK / NG

La **Tabla 2** resume las principales características consideradas durante las pruebas preliminares, así como el método utilizado para su evaluación y el criterio de clasificación establecido.

Durante los ciclos preliminares de inspección se observó consistencia en la adquisición de imágenes cuando se mantuvieron controladas las condiciones de posicionamiento e iluminación. Asimismo, el sistema permitió ejecutar repetidamente los criterios de evaluación configurados y proporcionar una salida de clasificación OK/NG, mostrando la viabilidad funcional de la arquitectura desarrollada para apoyar actividades de inspección y liberación de producto.

Estos resultados deben interpretarse como una validación preliminar de funcionamiento y no como una caracterización estadística definitiva del desempeño del sistema. Para determinar cuantitativamente parámetros como exactitud (accuracy), precisión (precision), sensibilidad (recall), especificidad y tasas de falsos positivos y falsos negativos, se requiere una campaña experimental con un conjunto de piezas previamente clasificadas mediante un método de referencia. Esta evaluación constituye una etapa posterior de validación del sistema.

4.4 Análisis comparativo del desempeño del proceso

Como complemento de la validación experimental, se analizaron registros históricos asociados con las no conformidades detectadas durante el proceso de fabricación. Este análisis tuvo como propósito contextualizar los principales defectos presentes en las piezas y establecer su comportamiento dentro del periodo evaluado. Los registros históricos se analizaron independientemente de las pruebas preliminares realizadas con el sistema Keyence IV-500CA, por lo que sus resultados no se consideran una demostración causal del desempeño del sistema de visión artificial.

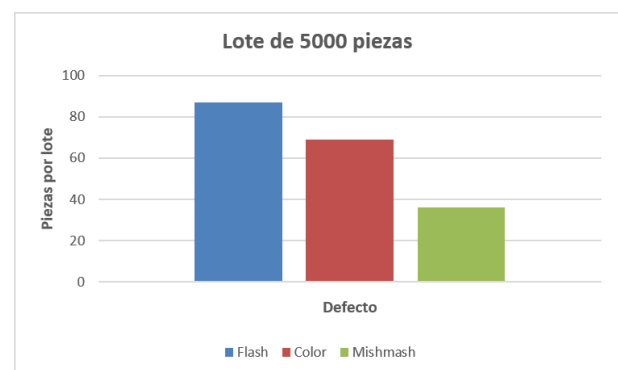


Figura 15. Diagrama de Pareto antes de la implementación.

La **Figura 15** presenta el diagrama de Pareto correspondiente al periodo previo considerado en el análisis. Los resultados permiten identificar los defectos con mayor frecuencia y establecer cuáles representan la mayor contribución al conjunto de no conformidades registradas.

La **Figura 16** presenta el diagrama de Pareto correspondiente al periodo posterior considerado. La comparación entre ambos diagramas permite observar cambios en la frecuencia y distribución de las diferentes categorías de defectos. No obstante, debido a que en el proceso intervienen múltiples variables de producción, estos cambios no pueden atribuirse exclusivamente a la incorporación del sistema de visión artificial.

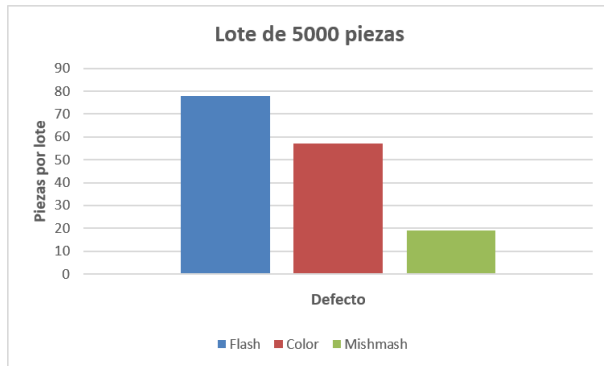


Figura 16. Diagrama de Pareto después de la implementación.

En conjunto, los diagramas de Pareto y la tendencia de defectos que se muestra en la **Figura 17** permiten contextualizar la problemática de calidad que motivó el desarrollo del sistema y evidenciar la importancia de contar con herramientas de inspección capaces de proporcionar criterios de evaluación repetibles. En este sentido, el sistema desarrollado representa una herramienta complementaria para apoyar la detección y clasificación de no conformidades, mientras que la determinación de su impacto cuantitativo sobre la reducción de defectos requerirá una evaluación experimental posterior bajo condiciones controladas.

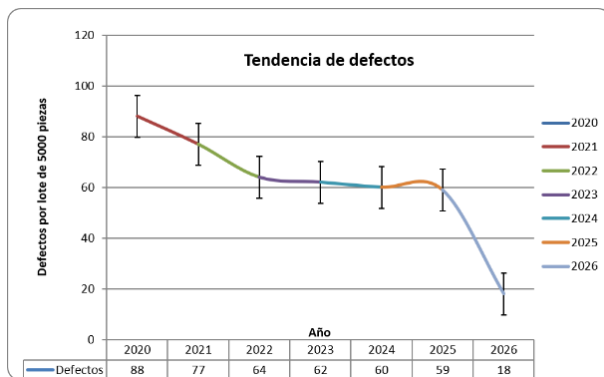


Figura 17. Evolución del desempeño.

La **Figura 18** presenta la evolución anual de las ventas asociadas al producto analizado. Este indicador se incluye únicamente como información complementaria para contextualizar el comportamiento productivo durante el periodo considerado y no como una medida directa del desempeño del sistema de visión artificial.

Aunque durante el periodo analizado se observa una variación en las ventas, su comportamiento puede estar relacionado con múltiples factores comerciales, productivos y de mercado. Por esta razón, con la información disponible no es posible establecer una relación causal entre la implementación del sistema de visión artificial, el comportamiento de las ventas y la satisfacción del cliente.

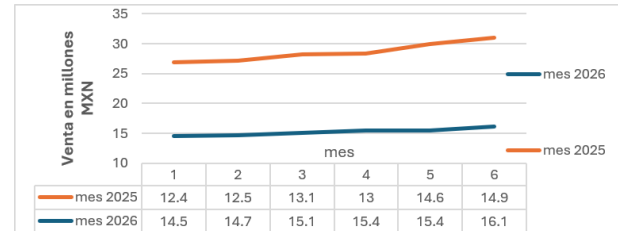


Figura 18. Ventas anuales.

El análisis de este indicador permite únicamente proporcionar contexto sobre la evolución del producto durante el periodo de estudio. Una evaluación del impacto económico atribuible específicamente al sistema de inspección requeriría considerar variables adicionales, tales como costos de no calidad, porcentaje de rechazo, reprocesos, desperdicio de material, reclamaciones y tiempos de inspección antes y después de su implementación.

5. Conclusiones

En este trabajo se implementó y realizó una validación preliminar de un sistema de visión artificial basado en un sensor industrial Keyence IV-500CA, orientado al fortalecimiento del aseguramiento de calidad y al apoyo de la liberación de piezas obtenidas mediante procesos de inyección de plásticos. El diseño y fabricación de una estación experimental permitió evaluar el sistema bajo condiciones controladas de posicionamiento, iluminación y adquisición de imágenes.

Las pruebas realizadas permitieron verificar funcionalmente la aplicación de criterios configurables de inspección para discriminar entre piezas conformes (OK) y no conformes (NG), mediante herramientas embebidas de comparación de patrones, presencia/ausencia y evaluación geométrica. La principal contribución del trabajo radica, por tanto, en la integración y validación funcional de una arquitectura de inspección industrial, más que en el desarrollo de un nuevo algoritmo de visión computacional.

El análisis histórico permitió contextualizar el comportamiento de las no conformidades; sin embargo, las variaciones observadas no pueden atribuirse exclusivamente al sistema de visión artificial debido a la intervención de otros factores productivos. Una validación posterior deberá incorporar un mayor número de piezas y métricas cuantitativas de clasificación y repetibilidad.

Finalmente, la arquitectura desarrollada presenta potencial para evolucionar hacia un sistema de inspección y control en

lazo cerrado, mediante la integración del sensor de visión con PLC y sistemas de supervisión industrial. Esta integración permitiría utilizar los resultados de inspección no solo para clasificar o rechazar piezas, sino también para generar alarmas, detener el proceso o modificar variables de operación ante la detección recurrente de no conformidades. De esta manera, el sistema podría constituir una base para futuras estrategias de manufactura inteligente e Industria 4.0 orientadas tanto a la inspección como a la toma automatizada de acciones correctivas.

6. Agradecimientos

Al área de Cómputo y al laboratorio LARSE del Centro Tecnológico Aragón de la FES Aragón – UNAM, por las facilidades y apoyo para el desarrollo de este proyecto.

A profesores y estudiantes Tecnológico de Estudios Superiores de Ecatepec por el trabajo colaborativo.

Al Proyecto de investigación científica, humanística, de desarrollo tecnológico e innovación 2026 “Lógica difusa aplicada al control de contenido de agua en biofiltros de lecho escurrido para el tratamiento de emisiones gaseosas”.

7. Referencias

[1] N.-Y. Zhao, J.-Y. Lian, P.-F. Wang, and Z.-B. Xu, “Recent progress in minimizing the warpage and shrinkage deformations by the optimization of process parameters in plastic injection molding: A review,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 120, nos. 1–2, pp. 85–101, 2022, doi: 10.1007/s00170-022-08859-0.

[2] A. Mourya, A. Nanda, K. Parashar, Sushant, and R. Kumar, “An explanatory study on defects in plastic molding process caused by machine parameters in injection molding process,” *Materials Today: Proceedings*, vol. 78, pt. 3, pp. 656–661, 2023, doi: 10.1016/j.matpr.2022.12.070.

[3] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*, 2nd ed. Cham, Switzerland: Springer, 2022.

[4] C. Lee, Y. Kim, H. Noh, and H. Kim, “A real-time computer vision-based system for detecting defects in injection-molded products,” *Innovative Journal of Applied Science*, vol. 1, no. 1, 2024, doi: 10.70844/ijas.2024.1.10.

[5] R. Zhang, Y. Li, and Z. Guan, “Research on injection molded parts defect detection algorithm based on multiplicative feature fusion and improved attention mechanism,” *Scientific Reports*, vol. 14, Art. no. 30864, 2024.

[6] N. Hütten, M. Alves Gomes, F. Hölken, K. Andricevic, R. Meyes, and T. Meisen, “Deep learning for automated visual inspection in manufacturing and maintenance: A survey of open-access papers,” *Applied System Innovation*, vol. 7, no. 1, Art. no. 11, 2024, doi: 10.3390/asi7010011.

[7] A. M. C. T. Pereira et al., “A systematic review on deep learning with CNNs applied to surface defect detection,” *Journal of Imaging*, vol. 9, no. 10, Art. no. 193, 2023, doi: 10.3390/jimaging9100193.

[8] “A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, Art. no. 107717, doi: 10.1016/j.engappai.2023.107717.

[9] L. Zongyou, G. Chunyan, L. Xiaoling, and Z. Minglu, “A review of surface defect detection for metal materials based on deep learning,” *Manufacturing Technology & Machine Tool*, no. 6, pp. 61–67, 2023, doi: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2023.06.011.

[10] J. Han, G. Cui, Z. Li, and J. Zhao, “DBCW-YOLO: A modified YOLOv5 for the detection of steel surface defects,” *Applied Sciences*, vol. 14, no. 11, Art. no. 4594, 2024, doi: 10.3390/app14114594.

[11] L. Wang, G. Zhang, W. Wang, J. Chen, X. Jiang, H. Yuan, and Z. Huang, “A defect detection method for industrial aluminum sheet surface based on improved YOLOv8 algorithm,” *Frontiers in Physics*, vol. 12, Art. no. 1419998, 2024, doi: 10.3389/fphy.2024.1419998.

[12] V. Vasan, N. V. Sridharan, S. Vaithyanathan, and M. Aghaei, “Detection and classification of surface defects on hot-rolled steel using vision transformers,” *Heliyon*, vol. 10, no. 19, Art. no. e38498, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e38498.

[13] F. Tayalati, I. Boukrouh, A. Azmani, and M. Azmani, “Integrating Canny filter and convolutional neural networks for quality defect detection in injection molding process,” in *Proc. 10th World Congress on Electrical Engineering and Computer Systems and Sciences (EECSS 2024)*, Barcelona, Spain, 2024, doi: 10.11159/mvml24.120.

[14] Q. Jin and L. Chen, “A survey of surface defect detection of industrial products based on a small number of labeled data,” *arXiv preprint arXiv:2203.05733*, 2022.

[15] J. Chen et al., “NHD-YOLO: Improved YOLOv8 using optimized neck and head for product surface defect detection with data augmentation,” *IET Image Processing*, 2024, doi: 10.1049/ipr2.13073.

[16] KEYENCE Corporation, *IV Series Vision Sensor: Instruction Manual and Technical Specifications*, Osaka, Japan, 2026.