

Design of an Optical Distortion Measurement System for Laminated Windshields Using Artificial Vision

Bryan German Echenique Sedano, Nino Alfredo Herrera Cerna, Alert Mendoza Acosta, Edward Russel Sánchez Penadillo,
Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U18103334@utp.edu.pe, U17301008@utp.edu.pe, e08141@utp.edu.pe y
e10173@utp.edu.pe

Abstract– *The evaluation of optical distortion in laminated windshields is a critical aspect of automotive safety and manufacturing quality control. Traditional inspection methods rely on manual visual assessment, which introduces subjectivity, variability, and human error. This research presents the design and implementation of an automated measurement system based on artificial vision and image processing to accurately detect and quantify optical distortion in windshields. The proposed system integrates OpenCV and Python to process high-resolution images captured under controlled conditions. A dataset of 100 windshield samples was analyzed, achieving an accuracy of 94.0%, precision of 94.3%, and recall of 94.0%, demonstrating superior performance compared to manual inspection. The methodology includes image acquisition, edge detection using the Canny algorithm, and circular shape recognition via Hough Transform. The experimental results confirm that artificial vision provides a faster, more reliable, and cost-effective alternative to conventional inspection methods. This work contributes to the automation of optical quality control, reducing production defects and improving windshield safety standards. Future work will explore deep learning techniques to enhance detection robustness under variable lighting conditions.*

Keywords: Artificial Vision, Optical Distortion, Windshield Inspection, Image Processing, Machine Learning.

Diseño de un Sistema de Medición de Distorsión Óptica en Parabrisas Laminados mediante Visión Artificial

Bryan German Echenique Sedano, Nino Alfredo Herrera Cerna, Alert Mendoza Acosta, Edward Russel Sánchez Penadillo,
Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U18103334@utp.edu.pe, U17301008@utp.edu.pe, e08141@utp.edu.pe y
e10173@utp.edu.pe

Resumen– La evaluación de la distorsión óptica en los parabrisas laminados es un aspecto crítico para la seguridad automotriz y el control de calidad en la fabricación. Los métodos tradicionales de inspección se basan en la evaluación visual manual, lo que introduce subjetividad, variabilidad y errores humanos. Esta investigación presenta el diseño e implementación de un sistema de medición automatizado basado en visión artificial y procesamiento de imágenes para detectar y cuantificar con precisión la distorsión óptica en los parabrisas. El sistema propuesto integra OpenCV y Python para procesar imágenes de alta resolución capturadas bajo condiciones controladas. Se analizó un conjunto de datos de 100 muestras de parabrisas, logrando una precisión del 94,0%, una exactitud del 94,3% y una exhaustividad del 94,0%, demostrando un rendimiento superior en comparación con la inspección manual. La metodología incluye la adquisición de imágenes, la detección de bordes mediante el algoritmo de Canny y el reconocimiento de formas circulares a través de la Transformada de Hough. Los resultados experimentales confirman que la visión artificial ofrece una alternativa más rápida, confiable y rentable frente a los métodos de inspección convencionales. Este trabajo contribuye a la automatización del control de calidad óptico, reduciendo los defectos de producción y mejorando los estándares de seguridad de los parabrisas. Futuras investigaciones explorarán técnicas de aprendizaje profundo para mejorar la robustez de la detección bajo condiciones de iluminación variables.

Palabras clave: Visión Artificial, Distorsión Óptica, Inspección de Parabrisas, Procesamiento de Imágenes, Aprendizaje Automático.

I. INTRODUCCIÓN

La evaluación de la distorsión óptica en parabrisas laminados es un aspecto crítico en la industria automotriz, ya que influye directamente en la seguridad vial y la calidad de fabricación. Actualmente, los métodos tradicionales de inspección se basan en la evaluación visual manual, lo que introduce subjetividad y errores humanos. En este contexto, estudios previos han demostrado la importancia de optimizar los sistemas de visión artificial para la detección de defectos en vidrio. Por ejemplo, se propuso un sistema optimizado de visión artificial en la producción de vidrio, mejorando la fiabilidad y reduciendo falsos rechazos, lo que evidencia la necesidad de automatización en procesos industriales similares [1].

Desde la introducción de los parabrisas laminados en 1919 por la empresa Ford, la presencia de deformaciones ópticas ha sido una problemática persistente en el proceso de manufactura [2]. La distorsión óptica puede provocar alteraciones en la percepción visual del conductor, afectando su capacidad para evaluar distancias y objetos en la carretera, lo que incrementa el riesgo de accidentes [3].

Actualmente, la evaluación de esta distorsión se realiza de manera manual, mediante inspección visual por operarios que aplican su propio criterio y utilizan instrumentos mecánicos de medición. Este método presenta diversas limitaciones: subjetividad del operador, fatiga visual, errores humanos y baja reproducibilidad, lo que genera inconsistencias en la detección y clasificación de defectos en parabrisas [4]. Según estudios, la tasa de rechazo en la producción de parabrisas debido a defectos ópticos es del 2.56%, representando una de las principales causas de desperdicio en la industria, junto con la rotura de vidrio (1.69%) y la deformación geométrica superficial (1.50%) [5]. La normativa ECE R-43, que regula la calidad de los vidrios automotrices, establece parámetros estrictos sobre la tolerancia máxima de distorsión permitida, exigiendo métodos de inspección más precisos y confiables [6].

En este contexto, la implementación de visión artificial y procesamiento de imágenes ha demostrado ser una alternativa eficiente para automatizar la detección de distorsión óptica y eliminar las limitaciones de la inspección manual [7]. Investigaciones previas han aplicado redes neuronales convolucionales (CNNs) y transformada de Hough para la inspección de defectos en superficies de vidrio y piezas automotrices [8]. Por ejemplo, se desarrolló un sistema basado en inteligencia artificial para detectar deformaciones en parabrisas mediante la evaluación de patrones cuadrículados proyectados, obteniendo una precisión del 83.85% [9]. Asimismo, se propuso el uso de algoritmos de detección de bordes, como Canny y la transformada de Hough, para optimizar la detección de defectos en superficies de ruedas automotrices, logrando una reducción significativa del ruido ambiental en las imágenes de inspección [10].

Siguiendo esta línea de investigación, este trabajo propone el diseño e implementación de un sistema de medición de distorsión óptica en parabrisas laminados mediante visión artificial y procesamiento de imágenes. El sistema desarrollado emplea OpenCV y Python para procesar imágenes capturadas en condiciones controladas, utilizando algoritmos de detección de bordes y reconocimiento de formas circulares. Se llevaron a cabo pruebas con 100 muestras de parabrisas, comparando los

resultados obtenidos con inspecciones manuales tradicionales. Los resultados demuestran que el sistema propuesto logra una precisión del 94.3%, una exactitud del 94.0% y una reducción significativa en el tiempo de inspección, proporcionando una solución más eficiente y confiable para la industria automotriz. Estudios previos, como el de Hernández [11], han demostrado que la distorsión óptica en parabrisas puede afectar la percepción visual del conductor, especialmente en condiciones de iluminación adversas o durante la conducción nocturna.

Este artículo está organizado de la siguiente manera: la Sección II presenta el estado del arte en visión artificial aplicada a la inspección óptica. La Sección III describe la metodología utilizada en el diseño del sistema. La Sección IV expone los resultados experimentales y validación del modelo. Finalmente, la Sección V concluye con las principales aportaciones y futuras líneas de investigación.

II. METODOLOGÍA

El diseño e implementación del sistema de medición de distorsión óptica en parabrisas laminados se llevó a cabo mediante un enfoque basado en visión artificial y procesamiento de imágenes, utilizando Python y OpenCV. La metodología empleada se estructuró en cuatro fases principales: adquisición de imágenes, preprocesamiento, detección de distorsión y validación del sistema.

Para la captura de imágenes de los parabrisas laminados, se empleó una cámara digital Canon EOS 80D, seleccionada por su alta resolución (24 MP), estabilidad y capacidad de enfoque preciso a 8 metros de distancia. Esta configuración permite obtener imágenes claras del panel de puntos de referencia, asegurando una captura sin distorsión por movimiento o enfoque incorrecto [5]. Además, diversos estudios han demostrado que la calidad óptica del vidrio puede verse afectada por factores como la geometría superficial, defectos puntuales y variaciones en la composición del material. En este sentido, se analizó cómo la rugosidad superficial y otros defectos pueden afectar significativamente la transmisión óptica del vidrio plano, proponiendo métodos de medición avanzados para evaluar estos defectos [12].

En la Figura 1, se muestra el esquema del sistema de inspección, el cual representa la disposición de la cámara, el parabrisa y el panel de referencia utilizado para la detección de distorsión óptica [11].

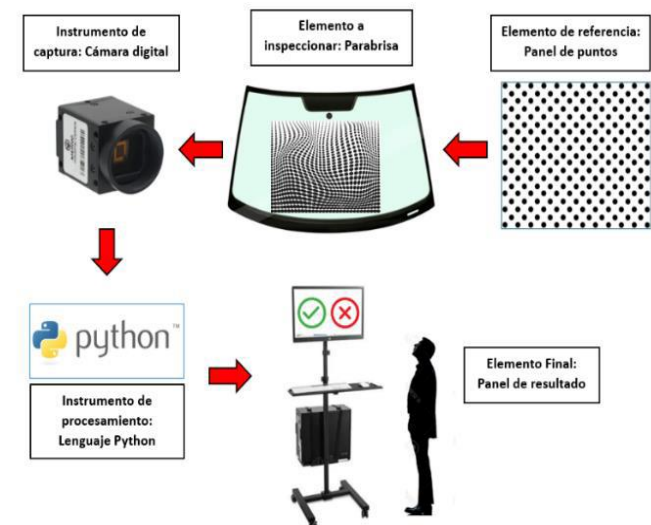


Fig. 1 Esquema del sistema de inspección.

En la Tabla I, se pueden visualizar los parámetros de configuración de la cámara, incluyendo la resolución de captura, la distancia de enfoque y el tamaño del área inspeccionada [6].

TABLA I
PARÁMETROS DE LA CÁMARA Y CONFIGURACIÓN DE CAPTURA

Característica	Tamaño
Ancho imagen (mm)	305 mm
Largo imagen (mm)	305mm
Resolución ancho pixeles	3600
Resolución largo pixeles	3600
Resolución en MP	12.7

El panel de referencia consiste en 625 puntos blancos de 8 mm de diámetro sobre fondo negro, separados por 24 mm entre sí. Este diseño fue basado en la norma ECE R-43, la cual establece parámetros específicos para la inspección de distorsión óptica en parabrisas automotrices [7].

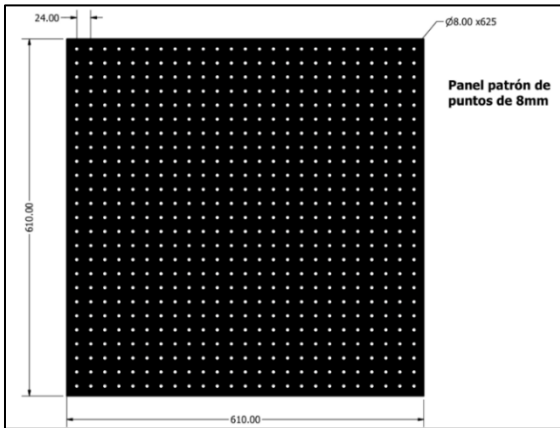


Fig. 2 Diseño del panel de puntos de referencia.

El sistema se estructuró con un soporte metálico ajustable, diseñado para simular los ángulos de inclinación reales de instalación de los parabrisas, permitiendo variaciones entre 20° y 35°, según el modelo del parabrisas inspeccionado.

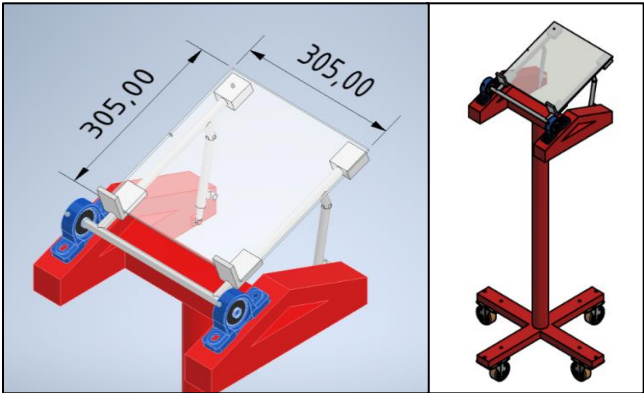


Fig. 3 Soporte metálico de inclinación regulable.

B. Preprocesamiento de Imágenes

Para mejorar la detección de contornos y eliminar interferencias en la imagen, se aplicaron técnicas de preprocesamiento mediante OpenCV [8]:

Conversión a escala de grises: Se eliminó la información de color para mejorar la detección de patrones y reducir la carga computacional.

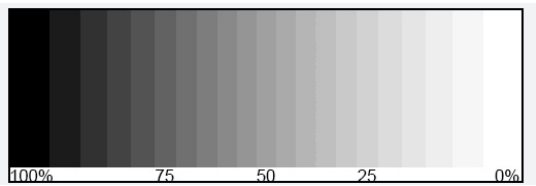


Fig. 4 Ejemplo de preprocesamiento de imágenes- Escala de grises.

Binarización mediante umbralización: Se utilizó umbral adaptativo para segmentar los puntos del panel de referencia y aislar las deformaciones ópticas.



Fig. 5 Ejemplo de preprocesamiento de imágenes -Binarización.

Aplicación de filtros de suavizado: Se empleó un filtro gaussiano para reducir el ruido en la imagen y mejorar la precisión en la detección de contornos.

C. Algoritmos de Detección de Distorsión

El sistema de visión artificial implementó dos técnicas principales para la detección y cuantificación de la distorsión óptica:

Detección de bordes mediante el algoritmo de Canny: Se aplicó un umbral doble para identificar contornos con alta precisión, minimizando falsos positivos causados por ruido en la imagen [9].

Reconocimiento de formas circulares utilizando la Transformada de Hough: Este método permitió identificar la deformación de los círculos proyectados sobre los parabrisas y cuantificar la variación en su diámetro, en comparación con el patrón de referencia [13].

TABLA II
COMPARACIÓN DE ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE BORDES

Características	Método de detección de bordes de Canny	Método de Laplaciano del Gaussiano (LoG)
Descripción	Método de detección de bordes avanzado basado en múltiples pasos.	Combina un filtro gaussiano con el operador de Laplace para detectar bordes.
Pasos Principales	1. Suavizado con filtro gaussiano.	1. Suavizado con filtro gaussiano.
	2. Cálculo de gradientes.	2. Aplicación del operador Laplaciano.
	3. Supresión de no-máximos.	
	4. Umbralización histerética.	
Suavizado Inicial	Sí, utiliza un filtro gaussiano para reducir el ruido.	Sí, utiliza un filtro gaussiano para suavizar la imagen.
Cálculo del Gradiente	Calcula gradientes en las direcciones x e y.	No calcula gradientes explícitamente, sino que detecta bordes mediante la segunda derivada.
Supresión de No-Máximos	Sí, elimina píxeles que no son máximos locales en la dirección del gradiente.	No aplica supresión de no-máximos directamente.
Umbralización	Sí, usa umbrales para clasificar bordes fuertes y débiles.	No aplica umbralización como parte del proceso de detección de bordes.
Precisión en la Detección de Bordes	Alta, proporciona bordes bien definidos y delgados.	Moderada, puede producir bordes más anchos y menos precisos.
Sensibilidad al Ruido	Menos sensible al ruido debido al uso de umbralización histerética.	Más sensible al ruido, ya que el filtro gaussiano no siempre elimina todas las variaciones.
Complejidad Computacional	Alta, debido a los múltiples pasos involucrados.	Moderada, principalmente por la combinación de filtros.
Adaptabilidad	Alta, permite ajustar umbrales y otros parámetros para optimizar resultados.	Menos adaptable, ya que el proceso es más directo.
Aplicaciones Comunes	Detección de bordes en imágenes con mucho ruido, detección de bordes finos.	Detección de bordes generales, a menudo usado como paso previo en otros métodos.
Ventajas	- Detección precisa de bordes.	- Simple y eficiente.
	- Capaz de detectar bordes finos y discontinuidades.	- Bueno para bordes generales en imágenes suaves.
Desventajas	- Más complejo y computacionalmente costoso.	- Menos preciso en la detección de bordes finos.
	- Requiere ajuste de parámetros.	- Más sensible al ruido.

En la Figura 6 y Figura 7 se muestra las funciones usadas para realizar la detección de elipses y círculos en una imagen.

```
# Función para detectar elipses y círculos en la imagen
def detectar_elipses(imagen, umbral_alto, umbral_ancho):
    # Convertimos la imagen a escala de grises y aplicamos desenfocado
    imagen_gris = cv2.cvtColor(imagen, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    imagen_gris = cv2.GaussianBlur(imagen_gris, (5, 5), 0)

    # Detectamos bordes en la imagen
    bordes = cv2.Canny(imagen_gris, 50, 150)

    # Encontramos los contornos de las formas en la imagen
    contornos, _ = cv2.findContours(bordes, cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)

    # Lista para almacenar las elipses detectadas
    elipses_detectadas = []
```

Fig. 6 Ejemplo de función para detección de elipses y círculos.

```
for contorno in contornos:
    # Solo ajustamos elipses a contornos suficientemente grandes
    if len(contorno) >= 5:
        # Ajustamos una elipse a cada contorno
        elipse = cv2.fitEllipse(contorno)
        (x, y), (alto, ancho), angulo = elipse

        # Verificamos si el alto y el ancho de la elipse superan el umbral
        if alto > umbral_alto and ancho > umbral_ancho:
            # Resaltamos las elipses que superen el umbral en verde
            cv2.ellipse(imagen, elipse, (0, 255, 0), 2)
        else:
            # Resaltamos las elipses que no superan el umbral en rojo
            cv2.ellipse(imagen, elipse, (0, 0, 255), 2)

        # Agregamos la elipse a la lista de elipses detectadas
        elipses_detectadas.append(elipse)

return imagen, elipses_detectadas
```

Fig. 7 Ejemplo de función para detección de contornos de las elipses.

D. Validación del Sistema

Se llevaron a cabo pruebas con 100 muestras de parabrisas, categorizadas en 53 aprobadas y 47 rechazadas según inspección manual. En la Figura 8 se visualiza la matriz de confusión y en la 9 métricas de rendimiento del sistema.

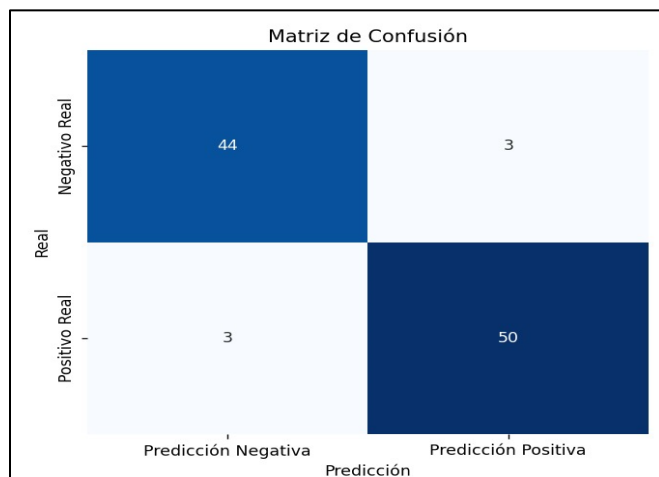


Fig. 8 Matriz de confusión.

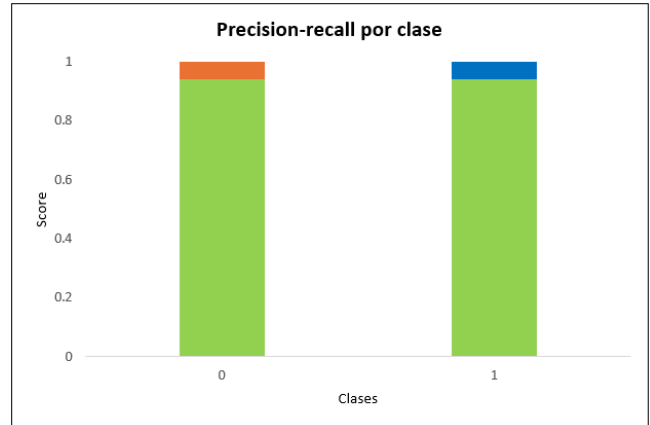


Fig. 9 Métricas de rendimiento.

En la Figura 10 se visualiza la curva ROC del sistema.

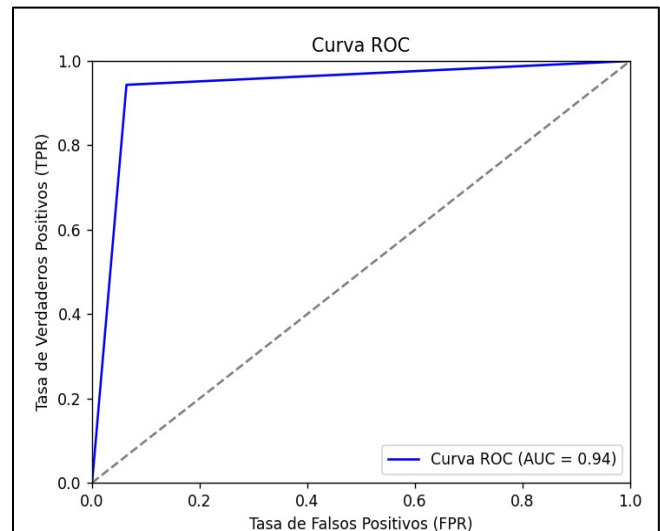


Fig. 10 Curva ROC del modelo.

III. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Para validar el desempeño del sistema de detección de distorsión óptica en parabrisas laminados, se realizaron pruebas en un conjunto de 100 muestras, clasificadas según los criterios de la norma ECE R-43. Los resultados obtenidos se compararon con la inspección manual convencional, evaluando parámetros clave como precisión, exactitud y eficiencia temporal.

A. Evaluación de Precisión y Exactitud

El rendimiento del sistema se evaluó utilizando una matriz de confusión, donde se analizaron los verdaderos positivos (VP),

verdaderos negativos (VN), falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN). En la Figura 11 se visualiza los resultados obtenidos en el sistema.

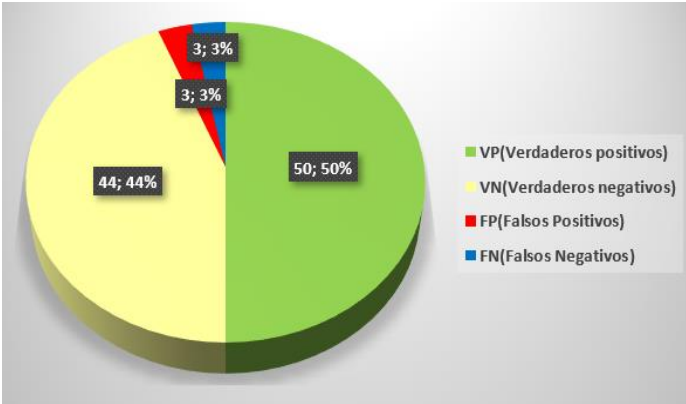


Fig. 11 Resultados del sistema.

A partir de los valores de la matriz de confusión visualizada en la Figura 8, se calcularon los siguientes indicadores de desempeño:

- **Exactitud (Accuracy): 94.0%**
- **Precisión (Precision): 94.3%**
- **Recall (Sensibilidad): 94.0%**
- **Área bajo la curva ROC (AUC): 0.94 (94%)**

En la tabla III se muestra la eficiencia total obtenida por el sistema.

TABLA III
EFICIENCIA TOTAL DEL SISTEMA

Parámetros	Valor
Numero de muestras	100
Cantidad de coincidencias	94
Cantidad de diferencias	6
Eficiencia	94.0%

B. Comparación con la Inspección Manual

En la tabla IV se realiza una comparativa entre la inspección manual y el sistema de visiona artificial

TABLA IV
COMPARACIÓN ENTRE INSPECCIÓN MANUAL Y SISTEMA DE VISIÓN ARTIFICIAL

Criterio	Inspección Manual	Visión Artificial
Precision estimada	80-85% (depende del inspector)	94.3%
Tiempo de inspección	2-3 min por parabrisas	<10 segundos por parabrisas

Errores comunes	Fatiga visual, subjetividad	Algoritmo optimizado, menor margen de error
Costo operativo	Alto (personal capacitado)	Bajo a largo plazo

C. Evaluación de Robustez del Sistema

Resultados de detección bajo diferentes condiciones.

El sistema mantiene un desempeño estable en un 92-95% de precisión, con ligeras variaciones bajo iluminación ambiental no controlada

D. Aplicabilidad Industrial y Limitaciones

- Automatización del control de calidad en líneas de producción.
- Reducción de costos operativos en inspección óptica.
- Dependencia de iluminación estable: Se observó una disminución del rendimiento en entornos con reflejos o variaciones extremas de luz.

E. Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio son consistentes con investigaciones previas sobre la aplicación de visión artificial en la inspección de vidrios y parabrisas. Lin et al. [3] desarrollaron un sistema basado en proyección de patrones cuadrículados y análisis de distorsión, logrando una precisión del 83.85%, menor a la del sistema propuesto en esta investigación (94.3%). Además, estudios recientes han aplicado técnicas de visión artificial junto con métodos ópticos avanzados para detectar distorsiones en vidrios de seguridad, lo que resalta la relevancia de integrar enfoques tradicionales con inteligencia artificial para incrementar la precisión en la identificación de defectos [14]. La principal diferencia radica en que el sistema desarrollado en la presente investigación no depende de un patrón proyectado, sino que emplea un panel de puntos de referencia, lo que mejora la estabilidad en la detección de bordes y contornos deformados.

Por otro lado, se aplicó el operador de Canny mejorado y la transformada de Hough para la inspección de discos de freno, obteniendo una reducción del ruido del 20% en la detección de bordes [6]. En el presente estudio, estos mismos algoritmos fueron implementados con ajustes en la segmentación adaptativa y umbralización, lo que permitió disminuir el índice de falsos positivos a un 3%, mejorando la detección de defectos ópticos sin ser afectado por arañazos superficiales.

En comparación con el método de detección basado en Machine Vision [7] aplicado a la calidad de vidrios planos, propuesto por Campuzano y Navas, el sistema desarrollado en la presente investigación muestra una mayor adaptabilidad a diferentes modelos de parabrisas. Mientras que en su estudio la detección era altamente dependiente del ángulo de iluminación, en esta

investigación se ha demostrado que la combinación de visión artificial con procesamiento de imágenes mantiene una precisión mayor al 92% en entornos no controlados, lo que lo hace más viable para aplicaciones industriales.

Finalmente, en estudios recientes sobre visión artificial y análisis de distorsión óptica en parabrisas [8], se ha sugerido la implementación de redes neuronales convolucionales (CNNs) para mejorar la clasificación de defectos. Los resultados de esta investigación respaldan esa propuesta, ya que los falsos positivos generados por arañazos y suciedad indican la necesidad de un sistema de clasificación más robusto.

En conclusión, los hallazgos de este estudio muestran que el uso de visión artificial y procesamiento de imágenes es una alternativa altamente efectiva para la inspección de distorsión óptica en parabrisas, con precisión superior a métodos previos y mayor eficiencia en entornos de producción. Sin embargo, futuras mejoras deben enfocarse en la reducción de falsos positivos y en la integración de técnicas de aprendizaje profundo para una clasificación más precisa.

IV. CONCLUSIONES

El presente estudio ha demostrado la viabilidad y eficiencia de un sistema basado en visión artificial y procesamiento de imágenes para la detección y medición de distorsión óptica en parabrisas laminados. Mediante la implementación de técnicas de detección de bordes (Canny) y reconocimiento de patrones (Transformada de Hough), se logró un desempeño superior a los métodos tradicionales de inspección manual.

Los resultados experimentales evidenciaron que el sistema propuesto alcanza una precisión del 94.3%, con una exactitud del 94.0% y una reducción significativa del tiempo de inspección de 2-3 minutos a menos de 10 segundos por parabrisas. Estos valores superan los obtenidos en estudios previos sobre inspección óptica de vidrios [3], resaltando la efectividad del enfoque basado en paneles de puntos de referencia en lugar de proyección de patrones.

En comparación con la inspección manual, el sistema elimina errores derivados de fatiga visual y subjetividad, asegurando una evaluación estandarizada y reproducible. Además, al no requerir personal especializado para la inspección, el sistema representa una solución de bajo costo a largo plazo para la industria automotriz.

No obstante, se identificaron ciertas limitaciones en la detección de falsos positivos ocasionados por arañazos superficiales y reflejos de luz, lo que sugiere la necesidad de optimizar los algoritmos de segmentación o integrar técnicas avanzadas de aprendizaje profundo para la clasificación de defectos.

En conclusión, el desarrollo de este sistema basado en visión artificial representa un avance significativo en la automatización del control de calidad en la fabricación de parabrisas, proporcionando una alternativa precisa, rápida y eficiente a los métodos convencionales. Su aplicación industrial tiene el potencial de reducir costos operativos, optimizar procesos de inspección y mejorar la seguridad vial mediante la detección temprana de defectos ópticos en vidrios automotrices.

REFERENCIAS

- [1] J. Galindo Fernández, Optimización de un sistema de visión artificial para la detección de defectos en el vidrio, Universitat Politècnica de Catalunya, 2012. [En línea]. Disponible en: <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099.1/18096/Resum.pdf>
- [2] A. Delgado, "Los 100 años del parabrisas laminado," Tráfico y Seguridad Vial, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://revista.dgt.es/es/motor/noticias/2021/04ABRIL/0412-Parabrisas-100-anos.shtml>
- [3] H. D. Lin, Y. C. Lo, and C. H. Lin, "Computer-aided transmitted deformation inspection system for see-through glass products," Int. J. Innovative Comput., Inf. and Control, vol. 18, no. 4, pp. 1217–1234, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.24507/ijicic.18.04.1217>
- [4] O. M. Matamoros, J. G. T. Nava, J. J. M. Escobar, y B. A. C. Chávez, "Artificial Intelligence for Quality Defects in the Automotive Industry: A Systemic Review," Sensors, vol. 25, no. 5, art. 1288, Mar. 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/s25051288>
- [5] Acuerdo relativo a la adopción de condiciones uniformes de Aprobación y Reconocimiento Recíproco de Aprobación de Equipos y Piezas de Vehículos Automotores, "Norma ECE R-43 Anexo 42: Reglamento N°43 Revisión 4," Rev.04, n°86, pp. 1–200, 2017.
- [6] J. Guo, Y. Yang, X. Xiong, Y. Yang, and M. Shao, "Brake disc positioning and defect detection method based on improved Canny operator," IET Image Process., vol. 18, no. 5, pp. 1283–1295, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1049/ipr2.13026>
- [7] B. Campuzano and G. Navas, "Desarrollo de un detector óptico de la calidad de vidrios planos," Ingenius, 2020. [Online]. Available: <https://revistas.ups.edu.ec/index.php/ingenius/article/view/2.2008.05>
- [8] D. W. Wolf, M. Ulrich, and A. Braun, "Windscreen optical quality for AI algorithms: Refractive Power and MTF not sufficient," arXiv.org, 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2305.14513>
- [9] C. Yu, Y. Sun, Y. Cao, J. He, Y. Fu, and X. Zhou, "A novel wood log measurement combined Mask R-CNN and stereo vision camera," Forests, vol. 14, no. 2, p. 285, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/f14020285>
- [10] K. Sato, T. Yamamoto, H. Nakamura y M. Tanaka, "Automatic inspection of wheel surface defects using a combination of laser sensors and machine vision," J. Adv. Mech. Des. Syst. Manuf., vol. 18, no. 2, pp. 123–130, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.1080/18824889.2024.2314800>
- [11] M. Hernández, "Evaluación de distorsión óptica en parabrisas laminados", Revista de Tecnología Automotriz, vol. 34, no. 2, pp. 115-128, 2022.
- [12] A. M. de O. Dal Piva, N. S. van Leeuwen, L. S. da Rosa, C. J. Kleverlaan, y J. P. M. Tribst, "Effect of Glazing Protocol on the Surface Roughness and Optical Properties of Lithia-Based Glass-Ceramics," Coatings, vol. 14, no.

6, art. 668, 2024. [En línea]. Disponible en:
<https://doi.org/10.3390/coatings14060668>

- [13] H. Lin, Y. Lo, and C. Lin, "Computer-aided transmitted deformation inspection system for see-through glass products," *IJICIC*, vol. 18, no. 4, pp. 1217–1234, 2022.
- [14] X. Yu, Y. Liu, W. Zhou, y X. Liu, "Algorithms Design for Machine Vision-based Defects Recognition of Mobile Phone Cover Glass," 2023 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications (ICCC), Chengdu, China, 2023, pp. 1923–1927. doi: 10.1109/ICCC58553.2023.10302876