

ARTÍCULO ORIGINAL

# Módulo de captura de imágenes para monitoreo de procesos industriales basado en tecnologías de Industria 4.0

*Image capture module for monitoring industrial processes based on  
Industry 4.0 technologies*

Onell Hernández Ramírez

onell.hernandez@umcc.cu • <https://orcid.org/0000-0002-6252-6564>

Ramón Quiza

ramon.quiza@umcc.cu • <https://orcid.org/0000-0003-1293-6044>

Yanelys Cuba Arana

yanelys.cuba@umcc.cu • <https://orcid.org/0000-0002-9535-8253>

Marcelino Rivas Santana

marcelino.rivas@umcc.cu • <https://orcid.org/0000-0002-0305-515X>

UNIVERSIDAD DE MATANZAS “CAMILO CIENFUEGOS”, CUBA

Recibido: 2024-01-11 • Aceptado: 2024-02-29

## RESUMEN

Este artículo está dirigido a la implementación de un módulo de captura y preprocesamiento de imágenes para monitoreo de procesos industriales. El módulo forma parte de una arquitectura de monitoreo ligera, abierta e inteligente, basada en tecnologías de Industria 4.0. Para la implementación del módulo se utilizaron componentes de hardware y herramientas de software abiertos. La transmisión se implementó sobre protocolo MQTT. Se incluyeron diversas técnicas de preprocesamiento, como: filtrado gaussiano, transformación a espacio HVS, segmentación por color, extracción de la región de interés, rotación y escalado. En el caso de estudio utilizado para comprobar el funcionamiento del módulo, este mostró eficacia y eficiencia para la realización de las tareas correspondientes.

**Palabras clave:** procesamiento digital de imágenes, Industria 4.0, monitoreo industrial.

## ABSTRACT

*This work is aimed at the implementation of an image capture and preprocessing module for industrial process monitoring. This module is part of a lightweight, open and intelligent monitoring architecture based on Industry 4.0 technologies. Both open hardware components and software tools were used to implement the module. The transmission was implemented*

*over MQTT protocol. Various preprocessing techniques were included, such as Gaussian filtering, transformation to HVS space, color segmentation, region of interest extraction, rotation and scaling. In the case study used to test the performance of the module, it showed effectiveness and efficiency in performing the corresponding tasks.*

**Keywords:** digital image processing, Industry 4.0, industrial monitoring.

## INTRODUCCIÓN

La Industria 4.0, también conocida como la cuarta revolución industrial, es un término utilizado para describir la automatización y digitalización en curso de la fabricación y otras industrias. Implica la integración de tecnologías avanzadas como el Internet de las Cosas (Internet of Things, IoT), la computación en la nube, la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático para crear fábricas y cadenas de suministro «inteligentes» (Rahman et al., 2023).

La Industria 4.0 se caracteriza por el uso de sensores, máquinas y sistemas interconectados que se comunican entre sí y con los seres humanos en tiempo real, lo que permite una mayor transparencia, eficiencia y flexibilidad en los procesos de fabricación (Lemstra & De Mesquita, 2023). También implica el uso de análisis de datos y mantenimiento predictivo para optimizar la producción y reducir el tiempo de inactividad (Cannavacciuolo, Ferraro, Ponsiglione, Primario, & Quinto, 2023).

En el contexto de la Industria 4.0, los sistemas de monitoreo pueden utilizarse para recopilar datos de sensores y otros dispositivos desplegados en una fábrica o instalación industrial (Contini, Peruzzini, Bulgarelli, & Bosi, 2023). A continuación, estos datos pueden analizarse en tiempo real utilizando IA y otras herramientas de análisis avanzado para identificar patrones, tendencias y anomalías. Al supervisar las máquinas y los procesos de este modo, es posible comprender mejor el funcionamiento de sus sistemas y tomar decisiones más informadas sobre cómo optimizar el rendimiento y reducir el tiempo de inactividad (Mohapatra et al., 2023).

La Industria 4.0 mejora la eficiencia de los sistemas de supervisión de varias maneras, en comparación con revoluciones industriales anteriores. En primer lugar, permite recopilar datos de sensores en tiempo real y otros dispositivos desplegados por una fábrica o instalación industrial. Esto permite a los operarios supervisar el rendimiento de las máquinas y los sistemas en tiempo real y tomar medidas inmediatas si surge algún problema (Justus & G. R., 2022).

En segundo lugar, la Industria 4.0 permite el uso de herramientas analíticas avanzadas, como la IA y los algoritmos de aprendizaje automático, para analizar los datos recogidos por los sistemas de supervisión. Estas herramientas pueden identificar patrones, tendencias y anomalías, que serían difíciles o imposibles de detectar con los sistemas de supervisión tradicionales (Jan et al., 2023).

En tercer lugar, la Industria 4.0 facilita el desarrollo de sistemas de mantenimiento predictivo, que utilizan algoritmos de aprendizaje automático para predecir cuándo es probable que fallen las máquinas, basándose en datos históricos. Al identificar posibles problemas antes de que se produzcan, los sistemas de mantenimiento predictivo pueden ayudar a los operadores a minimizar el tiempo de inactividad y reducir los costes de mantenimiento (Lambán, Morella, Royo, & Sánchez, 2022).

Por último, la Industria 4.0 permite la supervisión remota de máquinas y sistemas, lo que significa que los operadores pueden supervisar el rendimiento de los procesos industriales, desde cualquier lugar del mundo. Esto puede ayudar a reducir la necesidad de personal in situ y mejorar la eficiencia general del sistema de supervisión (Di Capaci, Scali, Vallati, & Anastasi, 2020).

Dentro del monitoreo industrial, el procesamiento digital de imágenes desempeña un papel clave, al permitir el análisis de datos visuales procedentes de cámaras y otros dispositivos de captura de imágenes. Al analizar las imágenes en tiempo real, el procesamiento digital de estas puede proporcionar información valiosa sobre el rendimiento de máquinas, productos y procesos (Ren, Fang, Yan, & Wu, 2022).

Los pasos comunes en el procesamiento digital de imágenes pueden variar en función de la aplicación específica y las técnicas que se utilicen. Sin embargo, hay algunos pasos comunes que suelen incluirse en muchos flujos de trabajo de procesamiento digital de imágenes. Estos pasos incluyen:

- **Adquisición de imágenes:** el primer paso en el procesamiento digital de imágenes es adquirir la imagen utilizando una cámara u otro dispositivo de imagen. Esto puede implicar ajustar la configuración de la cámara, como la exposición y el enfoque, para capturar la imagen con la calidad deseada (Aydemir & Paynabar, 2020).
- **Preprocesamiento:** la imagen adquirida puede someterse a preprocesamiento para eliminar ruido, ajustar el brillo y el contraste o corregir distorsiones. El preprocesamiento puede mejorar la calidad de la imagen y facilitar su análisis (Al-Ghaili et al., 2023).
- **Segmentación:** la segmentación es el proceso de dividir la imagen en regiones u objetos más pequeños, en función de sus características, como: el color, la textura o la forma. La segmentación puede utilizarse para separar objetos de interés del fondo o para identificar diferentes regiones dentro de una imagen (Cheng & Li, 2021).
- **Extracción de características:** la extracción de características consiste en identificar y cuantificar las características específicas de los objetos o las regiones segmentados. Las características pueden incluir el tamaño, la forma, la textura, el color y otras características relevantes para la aplicación (Cruz, Rivas, Quiza, Beruvides, & Haber, 2020)
- **Clasificación:** la clasificación consiste en asignar objetos o regiones de la imagen a diferentes categorías, en función de sus características. Esto puede hacerse utilizando algoritmos de aprendizaje automático u otras técnicas que se entrenan en un conjunto de imágenes etiquetadas (Vladimir, Evgen, & Aung, 2019).
- **Posprocesado:** el posprocesado puede implicar un filtrado o suavizado adicional, para eliminar ruido o artefactos de la imagen. También puede implicar la visualización de los resultados, como mostrar objetos clasificados en un color diferente o superponerlos sobre la imagen original (Steffens, Messias, Drews-Jr, & Botelho, 2020).

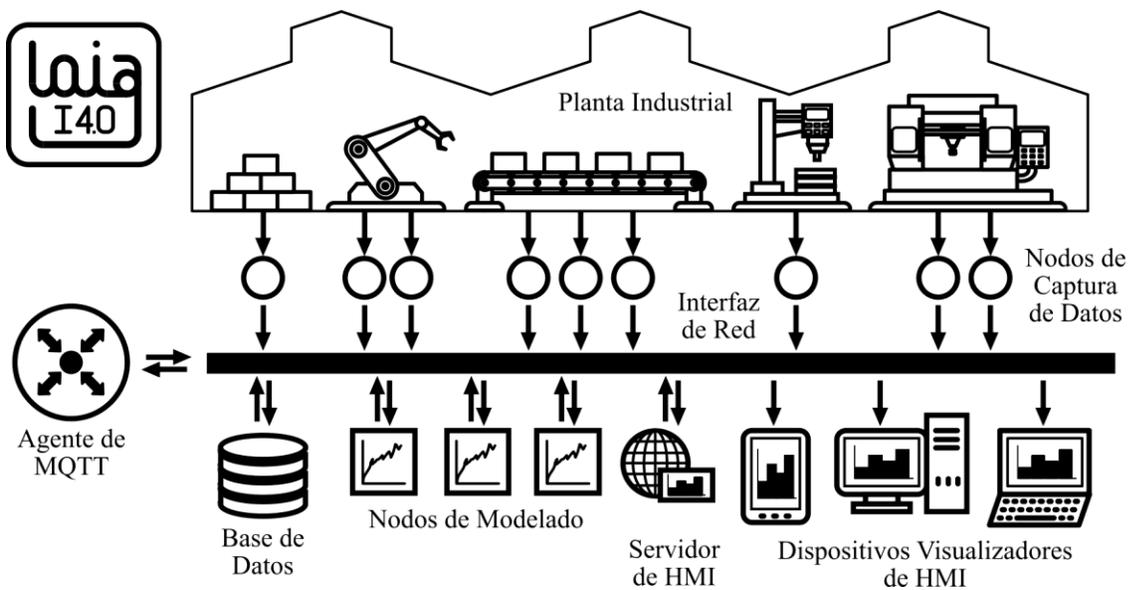
La aplicación del procesamiento digital de imágenes a la detección de defectos en los sistemas de monitoreo industrial, puede presentar, sin embargo, algunas limitaciones y dificultades. Entre ellos están la mala calidad de las imágenes, la variabilidad de los productos, la escalabilidad, los falsos positivos y la integración. Las malas condiciones de iluminación o las cámaras de baja calidad pueden dar lugar a imágenes borrosas o con poco contraste, lo que dificulta la detección de defectos por parte de los algoritmos (Coady, Riordan, Dooly, Newe, & Toal, 2019). La variabilidad de los productos que se mueven a lo largo de una línea de producción puede dificultar el desarrollo de

algoritmos capaces de detectar defectos con precisión en todos los productos. A medida que aumenta el volumen de productos, las exigencias informáticas del procesamiento digital de imágenes pueden convertirse en un factor limitante (Shukla, Merugu, & Jain, 2020). Los falsos positivos pueden dar lugar a un despilfarro de recursos y a una menor confianza del operario en el sistema, y la integración puede ser un reto, ya que requiere la coordinación entre múltiples sistemas y partes interesadas (Shi et al., 2019). Hacer frente a estos retos requiere planificación cuidadosa, inversión en hardware y software de tratamiento de imágenes de alta calidad, y supervisión y mantenimiento continuos, para garantizar que el sistema funciona eficazmente.

En este trabajo se expone la implementación de un módulo de captura y preprocesamiento de imágenes para monitoreo de procesos industriales, basado en tecnologías de Industria 4.0.

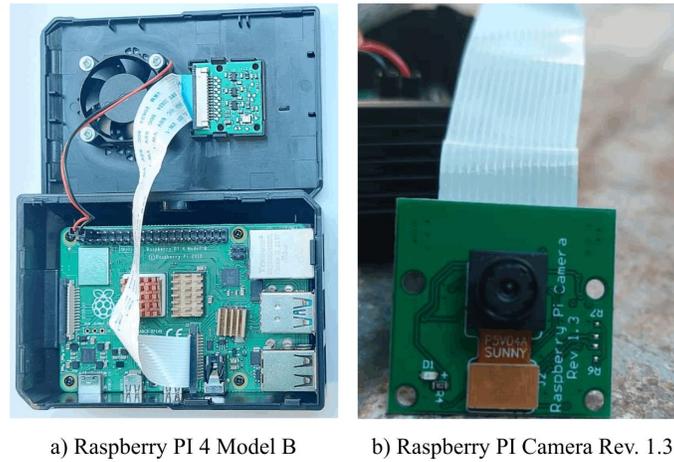
## METODOLOGÍA

El módulo implementado forma parte de una arquitectura para monitoreo de procesos industriales, denominada LOIA I4.0 (Light Open Intelligent Architecture for Industry 4.0) (Quiza, Hernández, Cuba Arana, & Rivas, 2023), la cual se basa en el protocolo MQTT y tiene un diseño modular que se muestra en la figura 1.



**Figura 1.** Representación gráfica de la arquitectura LOIA-I4.0 (Quiza et al., 2023).

En esta, el módulo de captura de imágenes es un nodo de captura de datos. El módulo, desde el punto de vista de hardware, está compuesto por una computadora de placa reducida Raspberry 4 Model B (figura 2a) y una Raspberry Pi Camera Rev. 1.3 (figura 2b), que se conecta a la anterior a través de la Interfaz en Serie de Cámara (Camera Serial Interface). El sistema operativo utilizado fue Debian 11.



**Figura 2.** Hardware del módulo de captura de datos.

La implementación del software de captura se realizó en Python 3.9.15. El algoritmo de la solución propuesta se muestra en la figura 3. Como se puede observar, se comienza cargando el archivo de configuración del programa, el cual tiene formato JSON y almacena la siguiente información (figura 4): (i) identificador del cliente, dirección IP del agente y tópico utilizado para la comunicación en el protocolo MQTT; (ii) resolución (ancho y altura) de la cámara y tiempo de muestreo; y (iii) parámetros de las técnicas de preprocesamiento.

```
01: inicio
02:   cargar archivo de configuración
03:   inicializar y configurar la cámara
04:   iniciar cliente de MQTT
05:   conectar cliente de MQTT al agente
06:   asignar rutinas para evento de recepción de mensajes MQTT
07:   asignar rutinas para publicación de imágenes capturadas
08:   iniciar bucle de eventos MQTT
09:   repetir
10:     capturar imagen con la cámara
11:     leer la imagen capturada
12:     publicar el contenido de la imagen en el canal MQTT
13:     esperar el tiempo de muestreo
14:   hasta interrumpir
15: fin
```

**Figura 3.** Algoritmo de la solución propuesta.

```

01: {
02:   "mqtt": {
03:     "client": "cam/welding",
04:     "broker": "10.34.16.132",
05:     "topic": "joint2"
06:   },
07:   "camera": {
08:     "resolution": {
09:       "width": 2592,
10:       "height": 1944
11:     },
12:     "sampling-rate": 2.5
13:   },
14:   "preprocessing": {
15:     "filtering": {
16:       "active": true,
17:       "convolution": {
18:         "height": 5,
19:         "width": 5
20:       }
21:     },
    (...)
  }
}

22: (...)
23:   "hvs-transform": {
24:     "active": true
25:   },
26:   "segmentation": {
27:     "active": true,
28:     "h": 220,
29:     "v": 0,
30:     "s": 80
31:   },
32:   "roi": {
33:     "active": true
34:   },
35:   "thinning": {
36:     "active": true,
37:     "line-width": 3,
38:     "resize": {
39:       "height": 500,
40:       "width": 250
41:     }
42:   }
43: }

```

Figura 4. Ejemplo de archivo de configuración.

Seguidamente, se inicializa la cámara (para lo cual se utiliza la librería PiCamera 1.13) y se establece la configuración de esta, a partir de los valores tomados del archivo de configuración. A continuación, se crea el cliente de MQTT, mediante la librería paho-mqtt 1.6.1. Al igual que para la cámara, el cliente de MQTT se configura con los parámetros previamente cargados y se conecta al agente MQTT. El siguiente paso es la asignación de las rutinas para los eventos de recepción y envío de mensajes MQTT, para lo cual se implementan las funciones correspondientes. En el primer caso, como el nodo es solamente emisor, la función carece de contenido. En el segundo, se implementa realizar una entrada en el archivo de logs del programa. Inmediatamente después se lanza el bucle de eventos de MQTT, que permite recibir y enviar mensajes al agente, sobre este protocolo. A esto sigue el lanzamiento de un bucle infinito (solo se detiene cuando lo hace el programa), para la captura, el preprocesamiento y el envío de la imagen.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Como caso de estudio para probar el funcionamiento del módulo desarrollado, se utilizó en la captura de imágenes de uniones soldadas en recipientes de gas, iluminadas con un láser de línea roja (650 nm de longitud de onda). Estas imágenes serán utilizadas para determinar las dimensiones del cordón y, consecuentemente, controlar la calidad de la costura.

La captura de las imágenes se realiza cada 2,5 s, lo que corresponde a 9° de rotación del recipiente, dando veinticuatro imágenes a lo largo de toda la costura. Cada una de las imágenes es sometida a un preprocesamiento de seis pasos (Menéndez, 2019).

En primer lugar, la imagen tomada (de 2 592 × 1 944 píxeles) (figura 5a) es sometida a un filtrado Gaussiano para eliminar ruidos no deseados y aleatorios en la imagen, procedentes del proceso de captura y debido a perturbaciones repentinas (figura 5b).

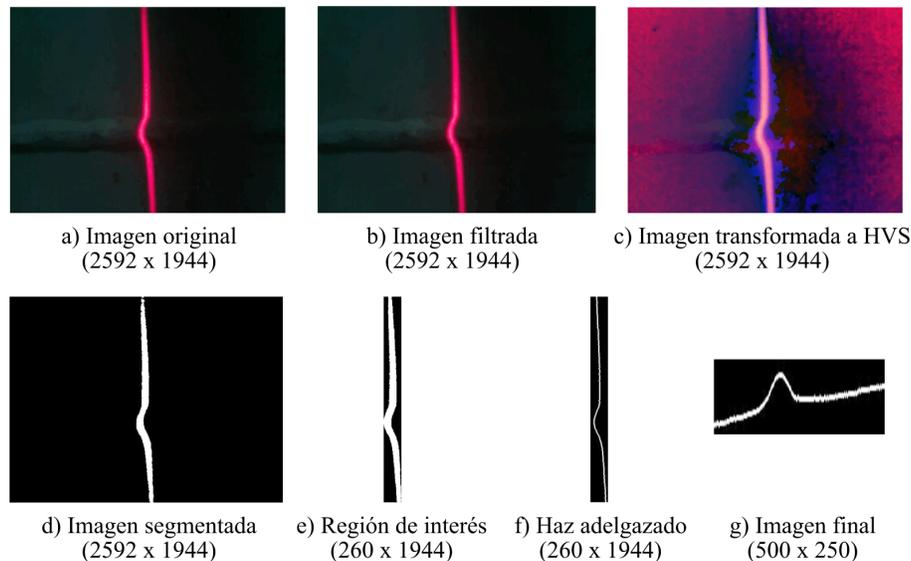
En segundo lugar, la imagen se convierte al modelo de colores HSL (Hue, Saturation, Lightness), a través de una transformación no lineal del espacio de color RGB, lo cual mejora la robustez del algoritmo, pues hace menos sensible el dispositivo a cambios de iluminación en la escena (figura 5c).

El tercer paso consiste en la segmentación de la imagen transformada en el espacio HSL. Esta técnica permite separar en la imagen, el objeto que se desea analizar del resto de la escena. La segmentación se realiza atendiendo a los parámetros del color rojo (650 nm), correspondiente al láser proyectado, transformando al espacio HSL sus valores ( $H = 220, S = 0, L = 80$ ) (figura 5d).

A continuación, se extrae la región de interés, para lo cual se eliminan todas las columnas de la imagen, donde todos los píxeles sean negros, dejando, únicamente, aquellos donde está la huella del láser (figura 5e).

Luego se procede a adelgazar la imagen, lo que se realiza de fila en fila, dejando solo un número de píxeles blancos centrales (figura 5f).

Finalmente, la imagen se rota a  $90^\circ$  y se remuestrea a  $500 \times 250$  píxeles (figura 5f). Todo este preprocesamiento tomó un tiempo de  $(0,876 \pm 0,092)$  s, por lo que resulta significativamente menor que el tiempo de muestreo y es factible realizarlo sobre el propio nodo.



**Figura 5.** Preprocesamiento de las imágenes.

Para comprobar el funcionamiento del sistema se muestrearon diez cilindros; a cada uno se les tomaron veinticuatro imágenes. Se comprobó que tanto el preprocesamiento como el transporte hasta un nodo MQTT receptor no presentaron ningún error. Se comprobó que el tiempo de transporte fue de  $(0,087 \pm 0,027)$  s, lo cual garantiza el correcto funcionamiento del módulo y la trasmisión eficaz de las imágenes capturadas.

## CONCLUSIONES

A través del trabajo, se pudo diseñar, validar e implementar un módulo para la captura de imágenes y su trasmisión, utilizando el protocolo MQTT. Ese módulo forma parte de una arquitectura orientada a Industria 4.0, que

será empleada para monitoreo industrial. El módulo mostró un comportamiento fiable y fue capaz tanto de capturar las imágenes como de preprocesarlas y transmitir las eficaz y eficientemente. El módulo implementado será un componente importante para aplicaciones futuras, no solo en el campo del control de calidad de la soldadura, sino también en aplicaciones previstas en el campo de la robótica colaborativa. Queda, como futuro desarrollo del trabajo, el incremento de las técnicas de preprocesamiento que se van a aplicar.

## AGRADECIMIENTOS

La investigación que da origen a los resultados mostrados en estas líneas, recibió fondos de la Oficina de Gestión de Fondos y Proyectos Internacionales bajo el código PN223LH004-024.

## REFERENCIAS

Al-Ghaili, A. M., Kasim, H., Hassan, Z., Al-Hada, N. M., Othman, M., Kasmani, R. M., & Shayea, I. (2023). A Review: Image Processing Techniques & Roles towards Energy-Efficient and Secure IoT. *Applied Sciences*, 13(4). doi:10.3390/app13042098

Aydemir, G., & Paynabar, K. (2020). Image-Based Prognostics Using Deep Learning Approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16(9): 5956-5964. doi:10.1109/TII.2019.2956220

Cannavacciuolo, L., Ferraro, G., Ponsiglione, C., Primario, S., & Quinto, I. (2023). Technological innovation-enabling industry 4.0 paradigm: A systematic literature review. *Technovation*, 124, 102733. doi:10.1016/j.technovation.2023.102733

Cheng, Y., & Li, B. (2021, 14-16 April 2021). Image Segmentation Technology and Its Application in Digital Image Processing. Paper presented at the 2021 IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC).

Coady, J., Riordan, A. O., Dooly, G., Newe, T., & Toal, D. (2019, 2-4 Dec. 2019). An Overview of Popular Digital Image Processing Filtering Operations. Paper presented at the 2019 13th International Conference on Sensing Technology (ICST).

Contini, G., Peruzzini, M., Bulgarelli, S., & Bosi, G. (2023). Developing key performance indicators for monitoring sustainability in the ceramic industry: The role of digitalization and industry 4.0 technologies. *Journal of Cleaner Production*, 414, 137664. doi:10.1016/j.jclepro.2023.137664

Cruz, Y. J., Rivas, M., Quiza, R., Beruvides, G., & Haber, R. E. (2020). Computer Vision System for Welding Inspection of Liquefied Petroleum Gas Pressure Vessels Based on Combined Digital Image Processing and Deep Learning Techniques. *Sensors*, 20(16). doi:10.3390/s20164505

Di Capaci, R. B., Scali, C., Vallati, C., & Anastasi, G. (2020). A technological demonstrator for cloud-based performance monitoring and assessment of industrial plants: present architecture and future developments. *IFAC-PapersOnLine*, 53(2): 11656-11661. doi:10.1016/j.ifacol.2020.12.653

Jan, Z., Ahamed, F., Mayer, W., Patel, N., Grossmann, G., Stumptner, M., & Kuusk, A. (2023). Artificial intelligence for industry 4.0: Systematic review of applications, challenges, and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 216, 119456. doi:10.1016/j.eswa.2022.119456

Justus, V., & G R, K. (2022). Intelligent Single-Board Computer for Industry 4.0: Efficient Real-Time Monitoring System for Anomaly Detection in CNC Machines. *Microprocessors and Microsystems*, 93, 104629. doi:10.1016/j.micpro.2022.104629

Lambán, M. P., Morella, P., Royo, J., & Sánchez, J. C. (2022). Using industry 4.0 to face the challenges of predictive maintenance: A key performance indicators development in a cyber physical system. *Computers & Industrial Engineering*, 171, 108400. doi:10.1016/j.cie.2022.108400

Lemstra, M. A. M. S., & de Mesquita, M. A. (2023). Industry 4.0: a tertiary literature review. *Technological Forecasting and Social Change*, 186, 122204. doi:10.1016/j.techfore.2022.122204

Menéndez, D. (2019). Monitoreo de las dimensiones del cordón de soldadura mediante procesamiento de imágenes digitales, Maestría en Ingeniería Asistida por Computadora, Universidad de Matanzas, Matanzas, Cuba.

Mohapatra, A. G., Mohanty, A., Pradhan, N. R., Mohanty, S. N., Gupta, D., Alharbi, M., . . . Khanna, A. (2023). An Industry 4.0 implementation of a condition monitoring system and IoT-enabled predictive maintenance scheme for diesel generators. *Alexandria Engineering Journal*, 76, 525-541. doi:10.1016/j.aej.2023.06.026

Quiza, R., Hernández, O., Cuba Arana, Y., & Rivas, M. (2023). Propuesta de una arquitectura de monitoreo industrial orientada a Industria 4.0. *Revista Cubana de Transformación Digital*, 4(3): e222.

Rahman, M. S., Ghosh, T., Aurna, N. F., Kaiser, M. S., Anannya, M., & Hosen, A. S. M. S. (2023). Machine learning and internet of things in industry 4.0: A review. *Measurement: Sensors*, 28, 100822. doi:10.1016/j.measen.2023.100822

Ren, Z., Fang, F., Yan, N., & Wu, Y. (2022). State of the Art in Defect Detection Based on Machine Vision. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 9(2): 661-691. doi:10.1007/s40684-021-00343-6

Shi, Z., Hao, H., Zhao, M., Feng, Y., He, L., Wang, Y., & Suzuki, K. (2019). A deep CNN based transfer learning method for false positive reduction. *Multimedia Tools and Applications*, 78(1): 1017-1033. doi:10.1007/s11042-018-6082-6

Shukla, A., Merugu, S., & Jain, K. (2020). A Technical Review on Image Super-Resolution Techniques. In V. K. Gunjan, S. Senatore, A. Kumar, X.-Z. Gao, & S. Merugu (Eds.), *Advances in Cybernetics, Cognition, and Machine Learning for Communication Technologies*, 543-565. Singapore: Springer Singapore.

Steffens, C. R., Messias, L. R. V., Drews-Jr, P. J. L., & Botelho, S. S. d. C. (2020). CNN Based Image Restoration. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 99(3): 609-627. doi:10.1007/s10846-019-01124-9

Vladimir, G., Evgen, I., & Aung, N. L. (2019, 28-31 Jan. 2019). Automatic Detection and Classification of Weaving Fabric Defects Based on Digital Image Processing. Paper presented at the 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EICoN Rus).

Copyright © 2024, Hernández Ramírez, O., Quiza, R., Cuba Arana, Y., Rivas Santana, M.



*Este obra está bajo una licencia de Creative Commons Atribución-No Comercial 4.0 Internacional*