

ARTÍCULO ORIGINAL



Propuesta de una arquitectura de monitoreo industrial orientada a Industria 4.0

*Proposal for an Industrial Monitoring Architecture
Oriented to Industry 4.0*



Ramón Quiza Sardiñas

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

Onell Hernández Ramírez

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

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, CUBA

Recibido: 2023-05-21 • Aceptado: 2023-07-16

RESUMEN

Basada en conceptos de la llamada cuarta revolución industrial o Industria 4.0, en este trabajo se propone una arquitectura de monitoreo industrial, la cual se organizó de manera modular para facilitar su despliegue y garantizar su escalabilidad. El diseño de la arquitectura tuvo como premisa garantizar los requisitos de ligereza, apertura de código y uso de herramientas de inteligencia artificial. Para lograr lo primero, se utilizó MQTT, por ser un protocolo de mensajería ligera. Todas las herramientas y librerías de código empleadas son permisivas y, excepto una, compatibles con las directrices de *software* libre de Debian. Por último, la concepción del módulo de modelado garantiza la posibilidad de utilizar diversas herramientas de inteligencia artificial (IA), para realizar clasificaciones y regresiones que permitan el monitoreo indirecto de variables. Para una validación preliminar del sistema, este se desplegó en un sistema un sistema para monitorear las dimensiones de las costuras ecuatoriales en los cilindros de gas licuado de 10 kg. Esas dimensiones se determinan, de forma indirecta, a partir del procesamiento digital de las imágenes capturadas a través del uso de una red neuronal convolucional. El sistema desplegado



mostró ampliamente su capacidad para cumplir la tarea de monitoreo, según lo cual fue concebido.

PALABRAS CLAVE: monitoreo industrial, Industria 4.0, arquitectura, inteligencia artificial.

ABSTRACT

In the work, an industrial monitoring architecture is proposed, based on concepts of the so-called fourth industrial revolution or Industry 4.0. It is organized in a modular way, to facilitate its use and guarantee its scalability. The design of the architecture had, as a premise, to guarantee the requirements of lightness, open code and use of artificial intelligence tools. For achieving the first requirement, MQTT was chosen, as it is a lightweight message protocol. For their part, all the tools and code libraries used are permissive and (except one of them) compatible with the Debian free software guidelines. Finally, the conception of the modeling module guarantees the possibility of using various artificial intelligence tools to perform classifications and regressions, which allow the indirect monitoring of variables. For a preliminary validation of the system, it has been deployed in a monitoring system of the equatorial welded joint dimensions in 10 kg liquefied gas cylinders. These dimensions are determined, indirectly, through the digital processing of the captured images, by using a convolutional neural network. The deployed system widely showed its capability to fulfill the monitoring task for which it was designed.

KEYWORDS: industrial monitoring, Industry 4.0, architecture, artificial intelligence.

INTRODUCCIÓN

La «Industria 4.0 o cuarta revolución industrial» es un término utilizado para describir la transformación de los procesos de fabricación, a través de la fusión de un grupo de tecnologías disruptivas que combinan las esferas física, digital y biológica, lo que permite tomar decisiones en tiempo real y, consecuentemente, una mayor eficiencia en los procesos de fabricación (Benitez, Ghezzi, & Frank, 2023). El nombre está inspirado en la iniciativa de Alemania para promover la informatización en la fabricación y se centra, sobre todo, en la interconectividad, la automatización, el aprendizaje automático y los datos en tiempo real (Kowalikova, Polak, & Rakowski, 2020).

La Industria 4.0 abarca varias tecnologías de vanguardia que están disponibles comercialmente e interconectadas dentro de la fabricación, lo que permite el acceso en tiempo real a datos y resultados. Dentro de esas tecnologías se destacan la Internet de las Cosas (*Internet of things*, IoT) (Saravanan *et al.*, 2022), los grandes volúmenes de datos (*big data*), la fabricación inteligente (*smart manufacturing*), los sistemas ciberfísicos (*cyber physical systems*, CPS) (Javaid, Haleem, Singh, & Suman, 2023) y las cadenas de bloques (*blockchain*) (Nuttah, Roma, Lo Nigro, & Perrone, 2023). Estas tecnologías permiten el análisis de datos en tiempo real, la automatización, el aprendizaje automático y una mayor eficiencia en los procesos de fabricación. Los robots móviles autónomos, las impresoras 3D y otras tecnologías, también son componentes críticos de la Industria 4.0, que impulsan a la industria manufacturera con nuevos medios de eficiencia, precisión y confiabilidad.

Las tecnologías de la Industria 4.0 permiten el monitoreo de estados y condiciones en tiempo real, lo cual constituye un aspecto crítico de los sistemas industriales modernos. El monitoreo en tiempo real permite a los fabricantes recopilar grandes cantidades de datos de los sensores en la planta de producción y analizarlos para obtener visibilidad en tiempo real de los activos de fabricación, detectar posibles problemas antes de que ocurran y optimizar los procesos de producción (Xiao, Hu, Liu, & Zhou, 2023). A la larga, esto permite mejorar la eficiencia de la producción, reducir el tiempo de inactividad y mejorar la calidad del producto (Chen, Wong, Park, & Hugo, 2023).

Un sistema de monitoreo basado en Industria 4.0, generalmente incluye una combinación de sensores, *software* de análisis de datos y plataformas basadas en la nube, que funcionan juntas para brindar información en tiempo real sobre el rendimiento de los procesos y equipos industriales. El sistema puede recopilar datos sobre una variedad de parámetros, como temperatura, presión, humedad y vibración, y usarlos para identificar tendencias, patrones y anomalías que pueden indicar problemas potenciales u oportunidades de optimización (Bian *et al.*, 2021; Li *et al.*, 2022). El sistema de monitoreo también puede incorporar inteligencia artificial (IA) y algoritmos de aprendizaje automático, para analizar los datos e identificar patrones o anomalías que podrían indicar posibles problemas u oportunidades de optimización (Adeleke, Nwulu, & Ogbolumani, 2023; Thomas, Crasta, Kausthubha, Gowda, & Rao, 2021).

Este artículo tiene como objetivo diseñar una arquitectura de monitoreo basada en las tecnologías habilitadora de Industria 4.0, para sistemas industriales, así como desplegarla en un caso de estudio para su validación preliminar.

METODOLOGÍA

CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA ARQUITECTURA

La arquitectura propuesta recibe el nombre de LOIA I4.0 (*Light Open Intelligent Architecture for Industry 4.0*), la cual, como indica su nombre, se ha diseñado para cumplir los siguientes requisitos:

- Ligera: se basa en el uso de Transporte de Telemetría de Cola de Mensajes (*Message Queuing Telemetry Transport*, MQTT), el cual es un protocolo de mensajería de publicación-suscripción ligero, diseñado para su uso en entornos restringidos, como dispositivos IoT de bajo consumo y bajo ancho de banda (Domínguez, Campos, Barral, Escudero, & García, 2022; Donta, Srirama, Amgoth, & Annavarapu, 2022).
- Abierta: toda la implementación se realizó en Python 3.11, utilizando bibliotecas libres y de código abierto. Como servidor de base de datos se utilizará MongoDB, versión 6.1. Todo el *software* que conforma la arquitectura se distribuirá bajo Licencia Pública General de GNU (*GNU General Public License*, GNU GPL), versión 3 (Free Software Foundation, 2022).
- Inteligente: se utilizan herramientas de inteligencia artificial para la modelación, tanto para el monitoreo indirecto como para la detección de estados, las cuales incluyen diversas técnicas de aprendizaje automático, como son las redes neuronales artificiales (Xu *et al.*, 2021), los sistemas neuroborrosos (Djeddi, Hafaifa, Iratni, Hadroug, & Chen, 2021) y el aprendizaje profundo (Srivastava, Avasthi, & R., 2023).

DESCRIPCIÓN DE LA ARQUITECTURA Y SUS COMPONENTES

La figura 1 muestra una representación gráfica de la arquitectura, la cual tiene un diseño modular con el propósito de garantizar su escalabilidad y aplicabilidad a diversas situaciones industriales. Entre los módulos concebidos se encuentran:

- Agente MQTT (*MQTT Broker*): es el componente central del sistema. Actúa como intermediario o mediador entre editores y suscriptores. Recibe todos los mensajes publicados por los editores y los reenvía a los que se hayan suscrito al tema. Del mismo modo, el corredor es responsable de recibir mensajes de los suscriptores y reenviarlos a los editores suscritos. Se puede implementar tanto en un servidor local como en la nube.
- Nodos de captura de datos: actúan como editores. Publica los datos de los dispositivos de la planta industrial, como pueden ser sensores, controladores lógicos programables (*programmable logic controller*, PLC) o sistemas de control de supervisión y adquisición de datos (*supervisory control and data acquisition*, SCADA).

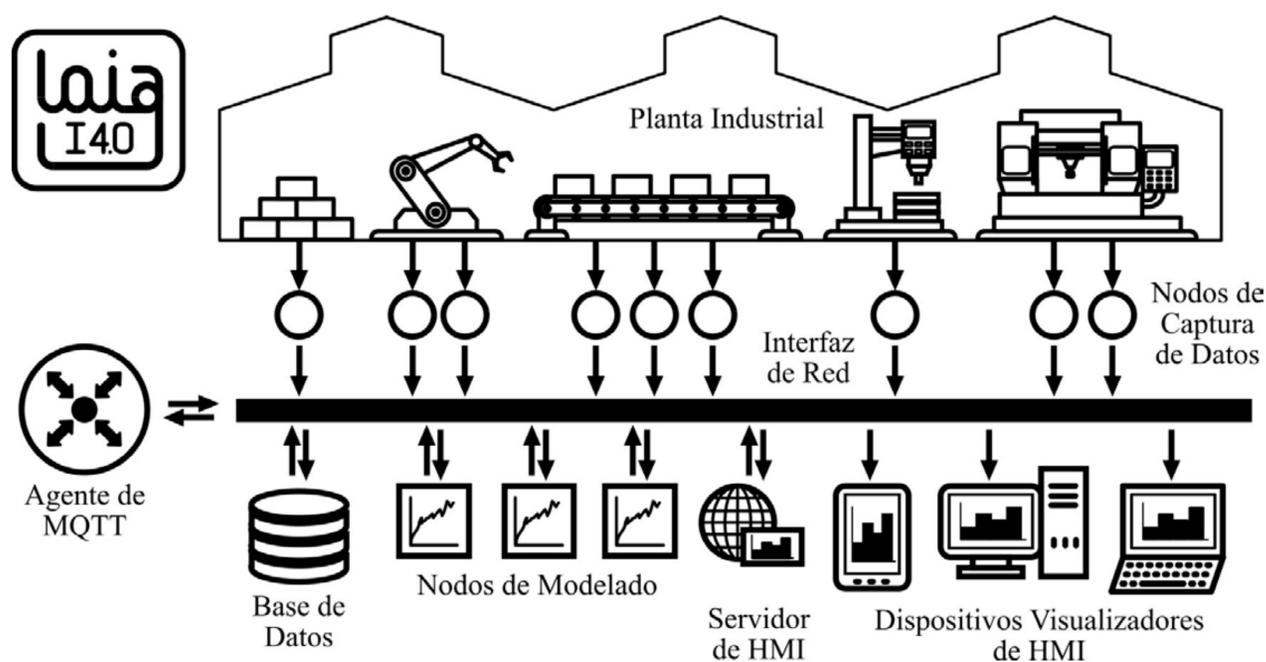
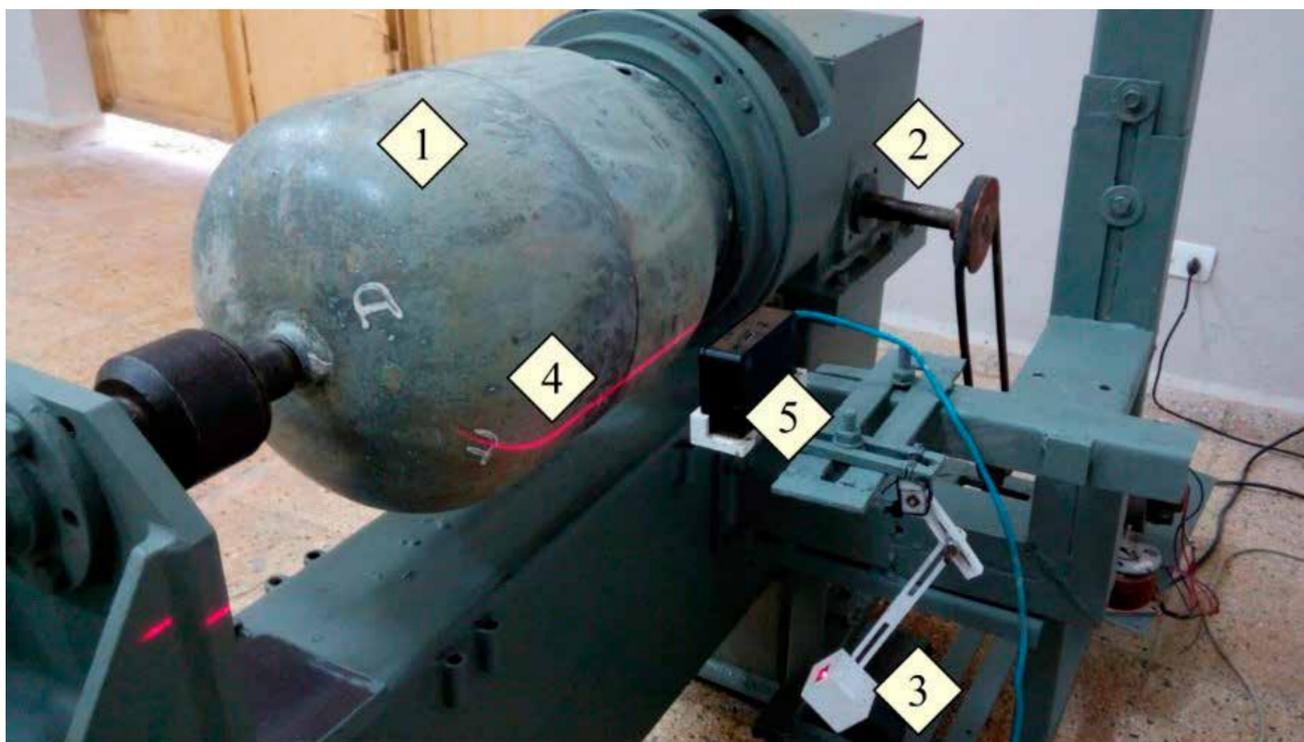


Fig. 1
Representación
gráfica de la
arquitectura
LOIA-I4.0.

- Base de datos: actúa como editor y suscriptor. Publica los datos almacenados y está suscrito a los datos publicados por los nodos de captura y modelado.
- Nodos de modelado: actúan como editor y suscriptor. Publican los datos generados con los modelos y están suscritos a los datos publicados por la base de datos.
- Servidor de HMI: actúa como suscriptor. Está suscrito a los datos de la base de datos y genera la interfaz hombre-máquina (*human-machine interface*, HMI), mediante un servidor web. Fue desarrollado en PHP, versión 8.2.
- Visualizadores de HMI: utilizan navegadores web para visualizar la HMI.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Con el objetivo de realizar una prueba de concepto de la arquitectura propuesta, esta se implementó para un caso de estudio, consistente en el monitoreo indirecto de las dimensiones de la costura, de la soldadura ecuatorial de cilindros de gas de 10 kg. Para ello se utilizó un sistema basado en la iluminación del cilindro con un láser de línea de 650 nm y la captura de imágenes, mediante una computadora de placa reducida Raspberry Pi (RPi) 3B, equipada con una Raspberry Pi Camera Module V2, de 8 MP (figura 2). La rotación del cilindro se llevó a cabo con un motor eléctrico con variación de velocidad acoplado a un reductor y fue monitoreada con un codificador Omrom E6B2. Una descripción más detallada del sistema de sensores utilizado se puede encontrar en Cruz y coautores (2020).



1) cilindro 2) sistema de movimiento 3) generador de láser de línea
4) huella del láser de línea 5) Raspberry PI con cámara

Fig. 2 Sistema de captura de imágenes para el control de la calidad de la soldadura automática.

La implementación de la arquitectura (figura 3) se realizó a través de cinco módulos. En primer lugar, el módulo de captura de datos, que se desplegó en la Raspberry PI, toma los datos del codificador rotatorio y, para cada desplazamiento angular preestablecido, capta una

imagen con la cámara. Una vez que ha completado una revolución publica los datos de las imágenes capturadas.

Los módulos de agente MQTT, de base de datos, modelado y servidor de HMI, se desplegaron en una computadora personal que hace función de servidor local e incluye un procesador Intel Core i7-10750H operando a 2.60GHz, con 16GB DDR4, y una unidad de procesamiento gráfico NVIDIA GeForce RTX 2060 con 6Gb GDDR6.

El agente de MQTT se implementó usando la librería de Python MQTTTools (distribuida

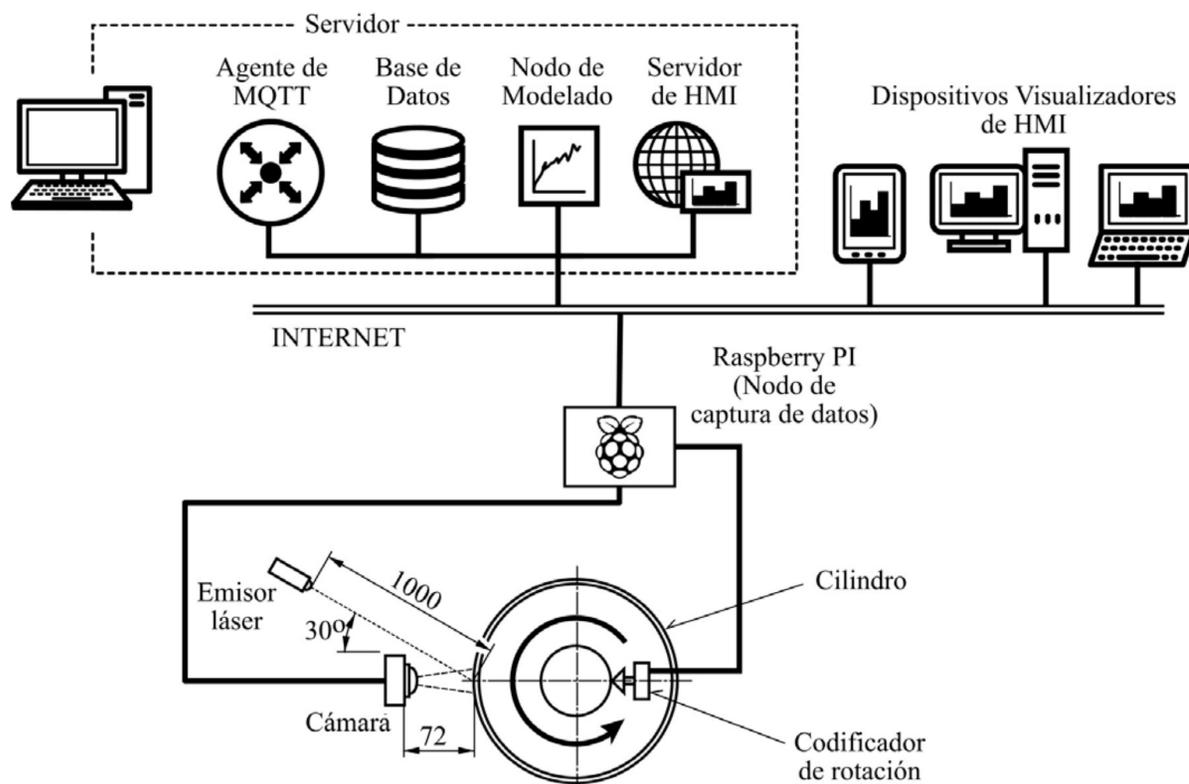


Fig. 3
Representación
esquemática de
la arquitectura de
monitoreo
para el control de la
calidad de la soldadura
automática.

Fig. 3 Representación esquemática de la arquitectura de monitoreo para el control de la calidad de la soldadura automática.

bajo MIT License), versión 0.50.0. Recibe los mensajes de todos los emisores y los distribuye a los suscriptores correspondientes. Para el nodo de base de datos se utilizó MongoDB (distribuido bajo Server Side Public License –SSPL– version 1), versión 6.0. La codificación se realizó mediante la librería de Python PyMongo (distribuida bajo Apache License 2.0), versión 4.3.

Para el nodo de modelado se emplearon como herramientas redes neuronales convolucionales, las cuales fueron entrenadas con la librería Keras (distribuida bajo Apache License 2.0), versión 2.2.4, ejecutada sobre TensorFlow (distribuido bajo Apache License 2.0), versión 2.0. En la figura 4 se muestra la estructura de la red creada, la cual estuvo integrada por bloques convolucionales y un bloque de regresión. Los parámetros correspondientes fueron tomados según los resultados de Cruz y coautores (2021).

Finalmente, el nodo de interfaz hombre-máquina se implementó utilizando el *framework* Django (distribuido bajo la BSD 3-Clause), versión 4.1, para el *back end* y Bootstrap (distribuido bajo la MIT License), versión 5.0, para el *front end*. La figura 5 muestra la vista principal y la vista de detalles de la aplicación, en visualización desde un dispositivo móvil.

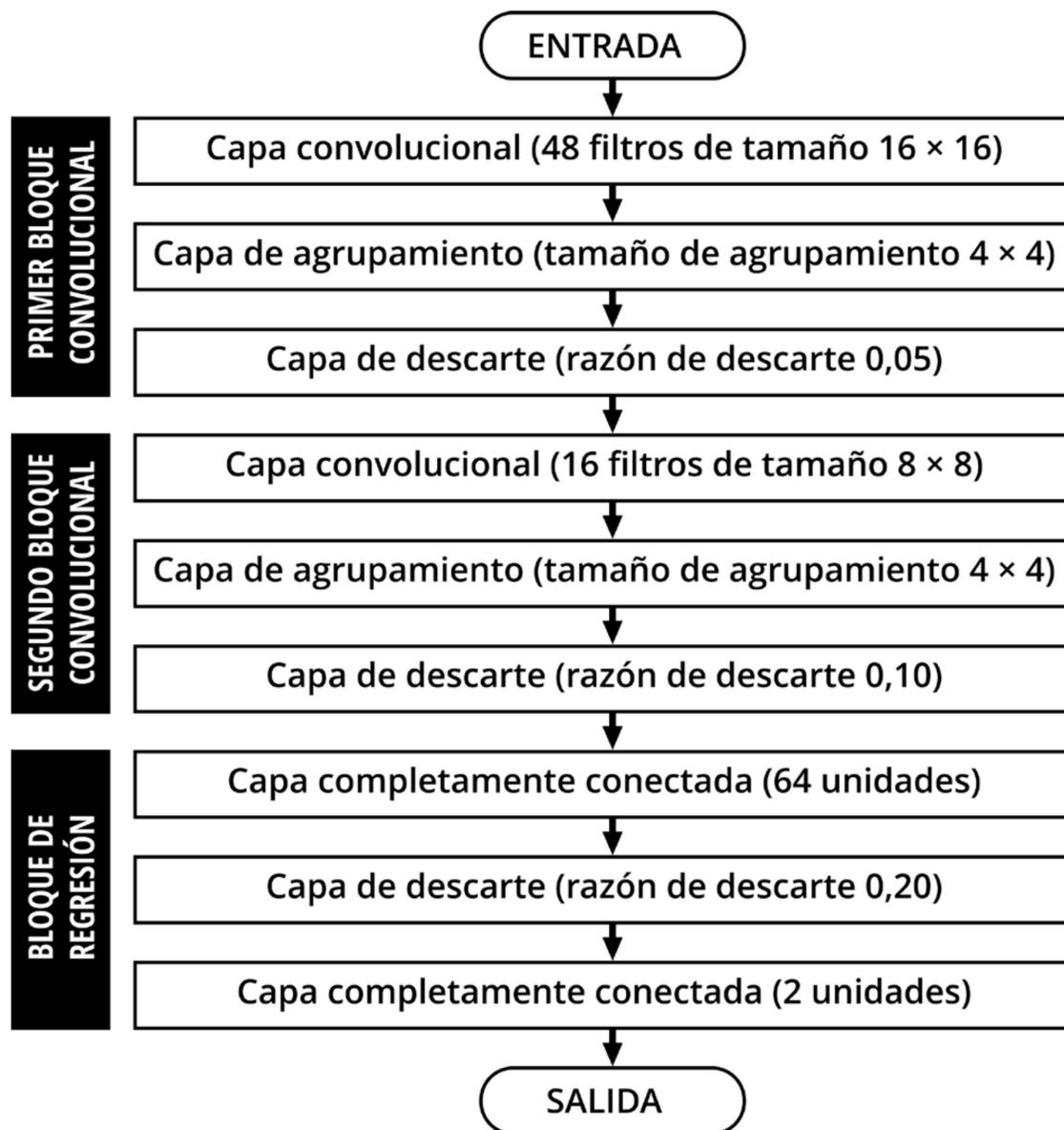


Fig. 4
Estructura de la red convolucional utilizada en el nodo de modelado.



Fig. 5
Vistas de la interfaz hombre-máquina.

CONCLUSIONES

En este trabajo se realizó el diseño de una arquitectura para monitoreo, tanto directo como indirecto, de procesos y sistemas mecánicos, la cual se concibió para cumplir un grupo de requisitos. En primer lugar, el uso del protocolo MQTT para la comunicación, garantizó la

ligereza del funcionamiento del sistema. Por otro lado, todas las librerías de código utilizadas son distribuidas bajo licencias permisivas, compatibles con las directrices de *software* libre de Debian (excepto la SSPL, que se considera *copyleft*), lo cual permite una amplia redistribución del código desarrollado. La modularidad de la arquitectura posibilitó no solo su escalabilidad, sino la utilización de una amplia gama de herramientas de inteligencia artificial para el modelado, lo que aumenta la capacidad para monitorear variables indirectas.

Para realizar una prueba de concepto preliminar, se implementó un sistema de monitoreo de las dimensiones de la costura ecuatorial de los cilindros de gas licuado, de 10 kg, la cual se realizó a través del procesamiento digital de imágenes capturadas, y se desplegaron los módulos de agente MQTT, de base de captura de datos, de base de datos, de modelado y de interfaz hombre-máquina. El uso de una red neuronal convolucional permitió estimar el ancho de la costura y la altura del refuerzo, a partir de las imágenes capturadas.

Como desarrollo futuro de este trabajo se impone, en primer lugar, la incorporación de elementos de seguridad en las comunicaciones de la arquitectura, que permitan su despliegue no solo en Intranet, sino también en Internet. Igualmente, se continuarán agregando casos de estudio, cada vez más complejos, con el objetivo de validar la eficacia y eficiencia de la plataforma desarrollada.

AGRADECIMIENTOS

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

REFERENCIAS

- Adeleke, I. A., Nwulu, N. I., & Ogbolumani, O. A. (2023). A hybrid machine learning and embedded IoT-based water quality monitoring system. *Internet of things*, (22): 100774. doi:10.1016/j.iot.2023.100774
- Benitez, G. B., Ghezzi, A., & Frank, A. G. (2023). When technologies become Industry 4.0 platforms: Defining the role of digital technologies through a boundary-spanning perspective. *International Journal of Production Economics*, (260): 108858. doi:10.1016/j.ijpe.2023.108858
- Bian, S., Li, C., Fu, Y., Ren, Y., Wu, T., Li, G.-P., & Li, B. (2021). Machine learning-based real-time monitoring system for smart connected worker to improve energy efficiency. *Journal of Manufacturing Systems*, (61): 66-76. doi:10.1016/j.jmsy.2021.08.009
- Chen, H., Wong, R. C.-K., Park, S., & Hugo, R. (2023). An AI-based monitoring system for external disturbance detection and classification near a buried pipeline. *Mechanical Systems and Signal Processing*, (196): 110346. doi:10.1016/j.ymsp.2023.110346
- 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
- Cruz, Y. J., Rivas, M., Quiza, R., Villalonga, A., Haber, R. E., & Beruvides, G. (2021). Ensemble of convolutional neural networks based on an evolutionary algorithm applied to an industrial welding process. *Computers in Industry*, (133): 103530. doi:10.1016/j.compind.2021.103530
- Djeddi, C., Hafaifa, A., Iratni, A., Hadroug, N., & Chen, X. (2021). Robust diagnosis with high protection to gas turbine failures identification based on a fuzzy neuro inference monitoring approach. *Journal of Manufacturing Systems*, (59): 190-213. doi:10.1016/j.jmsy.2021.02.012
- Domínguez-Bolaño, T., Campos, O., Barral, V., Escudero, C. J., & García-Naya, J. A. (2022). An overview of IoT architectures, technologies, and existing open-source projects. *Internet of things*, (20): 100626. doi:10.1016/j.iot.2022.100626
- Donta, P. K., Srirama, S. N., Amgoth, T., & Annavarapu, C. S. R. (2022). Survey on recent advances in IoT application layer protocols and machine learning scope for research directions. *Digital Communications and Networks*, 8(5): 727-744. doi:10.1016/j.dcan.2021.10.004
- Free Software Foundation. (2022). GNU General Public License. Retrieved from <https://www.gnu.org/licenses/gpl-3.0.html>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2023). An integrated outlook of Cyber–Physical Systems for Industry 4.0: Topical practices, architecture, and applications. *Green Technologies and Sustainability*, 1(1): 100001. doi:10.1016/j.grets.2022.100001
- Kowalikova, P., Polak, P., & Rakowski, R. (2020). The Challenges of Defining the Term “Industry 4.0”. *Society*, 57(6): 631-636. doi:10.1007/s12115-020-00555-7
- Li, H., Ren, H., Liu, Z., Huang, F., Xia, G., & Long, Y. (2022). In-situ monitoring system for weld geometry of laser welding based on multi-task convolutional neural network model. *Measurement*, (204): 112138. doi:10.1016/j.measurement.2022.112138
- Nuttah, M. M., Roma, P., Lo Nigro, G., & Perrone, G. (2023). Understanding *blockchain* applications in Industry 4.0: From information technology to manufacturing and operations management. *Journal of Industrial Information Integration*, (33): 100456. doi:10.1016/j.jii.2023.100456
- Saravanan, G., Parkhe, S. S., Thakar, C. M., Kulkarni, V. V., Mishra, H. G., & Gulothungan, G. (2022). Implementation of IoT in production and manufacturing: An Industry 4.0 approach. *Materials Today: Proceedings*, (51): 2427-2430. doi:10.1016/j.matpr.2021.11.604
- Srivastava, R., Avasthi, V., & R., K. P. (2023). Deep convolutional neural network for partial discharge monitoring system. *Advances in Engineering Software*, (180): 103407. doi:10.1016/j.advengsoft.2022.103407
- Thomas, J. K., Crasta, H. R., Kausthubha, K., Gowda, C., & Rao, A. (2021). Battery monitoring system using machine learning. *Journal of Energy Storage*, (40): 102741. doi:10.1016/j.est.2021.102741
- Xiao, H., Hu, W., Liu, G., & Zhou, H. (2023). Edge computing-based unified condition monitoring system for process manufacturing. *Computers & Industrial Engineering*, (177): 109032. doi:10.1016/j.cie.2023.109032

Xu, Y., Nascimento, N. M. M., de Sousa, P. H. F., Nogueira, F. G., Torrico, B. C., Han, T., . . . Rebouças Filho, P. P. (2021). Multi-sensor edge computing architecture for identification of failures short-circuits in wind turbine generators. *Applied Soft Computing*, (101): 107053. doi:10.1016/j.asoc.2020.107053

Copyright © 2023 Quiza Sardiñas R., Hernández Ramírez, O., Cuba Arana, Y., Rivas Santana, M.



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