XXI Simposio CEA de Control Inteligente
24-26 de junio de 2026, Salamanca

Work in Progress: Sensores virtuales inteligentes en desalación

Díaz-Hernández, Ana.[a,*], Sánchez, Javier.[b], Carta, José A.[c], Callicó, Gustavo M.[d], Cabrera, Pedro.[c]

[a] *Universidad de Las Palmas de Gran Canaria*
[b] *Elmasa Tecnología del Agua S.A.*
[c] *Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria*
[d] *Instituto Universitario de Microelectrónica Aplicada, Universidad de Las Palmas de Gran Canaria*

To cite this article: Díaz-Hernández, Ana., Sánchez, Javier., Carta, José A., Callicó, Gustavo M., Cabrera, Pedro. 2026. Smart Virtual Sensors in Desalination. XXI Simposio CEA de Control Inteligente 2026.

Resumen

Las plantas desaladoras en Canarias son una infraestructura crítica y sustentan el abastecimiento de agua de varias islas, tanto para uso doméstico como turístico. En ellas, los sistemas de bombeo son parte esencial del proceso, y algún fallo en estos supone la parada del mismo, lo que compromete la producción de agua desalada, generando elevados costes asociados y problemas derivados de la falta de abastecimiento. Asimismo, la medida de variables críticas, como la calidad del agua, el caudal o la presión en las plantas de desalación, es fundamental para garantizar el suministro de agua en condiciones adecuadas para el uso humano. En este sentido, la creación de gemelos digitales de sensores físicos puede contribuir permitiendo representar el sistema de forma virtual, estudiar posibles fallos y asegurar la redundancia de medidas críticas. El objetivo de este trabajo es desarrollar modelos de sensores virtuales basados en técnicas de *Machine Learning* aplicados al proceso de desalación de la planta Maspalomas I, ubicada en la isla de Gran Canaria. Estos modelos estarán orientados a la estimación de variables críticas del proceso, la detección temprana de fallos y generación de redundancia en las medidas, con el fin de mejorar la fiabilidad y la operatividad del sistema.

Palabras clave: Gemelos digitales, Machine Learning, sensores virtuales, mantenimiento predictivo, desalación.

Smart Virtual Sensors in Desalination

Abstract

Desalination plants in the Canary Islands are critical infrastructure and support the water supply for several islands, both for domestic and touristic use. Within these plants, pumping systems are an essential part of the process and any failure in these systems brings the process to a halt, compromising desalinated water production and generating high associated costs and problems stemming from the lack of supply. Likewise, measuring critical variables including water quality, flow rate, or pressure in desalination plants is essential to guarantee the supply of water under conditions suitable for human use. In this regard, the creation of digital twins of physical sensors can contribute by enabling a virtual representation of the system, allowing the study of potential failures, and ensuring redundancy in critical measurements. The objective of this work is to develop virtual sensor models based on Machine Learning techniques applied to the desalination process at the Maspalomas I plant, located on the island of Gran Canaria. These models will be designed to estimate critical process variables, enabling early fault detection, and generating redundancy in measurements, with the aim of improving the system's reliability and operational performance.

Keywords: Digital twins, Machine Learning, soft sensors, predictive maintenance, desalination.

1. Introducción

El agua potable y de saneamiento es un recurso básico para el desarrollo del ser humano. Las islas Canarias presentan una problemática significativa en el suministro de agua, derivada de la escasez de recursos hídricos naturales, factores energéticos, dependencia y sobreexplotación de recursos (Gómez-Gotor et al., 2018). Debido a esto, se ha recurrido a la desalación de agua de mar para el abastecimiento del archipiélago. En la isla de Gran Canaria, esta tecnología representa el 86% del origen del agua destinada al consumo doméstico (Tecnológico de Ciencias Marinas, n.d.) y en islas, como Lanzarote y Fuerteventura, el 100% (Cabrera et al., 2021; Matos et al., 2026). Canarias es pionera en el desarrollo de tecnología e innovación dentro del ciclo del agua desde

*Autor para correspondencia: ana.diazhdez@ulpgc.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

1964, con la instalación de la primera planta desaladora en Europa (Gómez-Gotor et al., 2018).

En las plantas desaladoras de ósmosis inversa, el sistema de bombeo es uno de los elementos críticos del proceso. Este sistema está compuesto por una bomba de alta presión accionada por un motor eléctrico. La función de la bomba es elevar la presión de agua de mar hasta 55-70 bar (Voutchkov, 2013), con el objetivo de superar la presión osmótica natural y forzar el paso del agua a través de las membranas. Un fallo en este sistema puede ocasionar daños significativos en la instalación, comprometiendo gravemente la producción de agua desalada, generando elevados costes de reparación y suponiendo riesgos para la seguridad (Adaika et al., 2025). Debido a esto, surge la necesidad de disponer de procedimientos que permitan el seguimiento y detección de fallos en dicho sistema. La redundancia de medidas es esencial en el diseño de sistemas fiables, especialmente en entornos industriales donde la disponibilidad y precisión de las mediciones son fundamentales para su operación. Debido a limitaciones de coste, espacio y complejidad de instalación, la integración de múltiples sensores físicos que midan la misma variable en muchos casos no siempre es la opción más eficiente. Por ello, los métodos basados en redundancia analítica surgen como una alternativa eficiente que permite estimar variables a partir de otras medidas disponibles en el sistema (Darvishi et al., 2023), reduciendo la necesidad de hardware adicional y facilitando la detección temprana de fallos mediante la comparación entre valores reales y estimados. La creación de gemelos digitales de sensores físicos del sistema es una de las técnicas más avanzadas en mantenimiento predictivo. Estos modelos integran datos en tiempo real y algoritmos predictivos, permitiendo una identificación precisa del estado de los equipos y detección temprana de fallos. La redundancia analítica constituye la base sobre la que se desarrollan los gemelos digitales. Van Dinter et al. (van Dinter et al., 2022), llevó a cabo una revisión sistemática de la literatura para analizar el estado de la implementación de los gemelos digitales en este campo. Según los autores, uno de los principales desafíos es la ausencia de datos asociados a condiciones de fallo debido a la intervención temprana en las máquinas antes de que se produzcan. Los gemelos digitales permiten generar datos cruciales sobre la degradación de los activos que pueden alimentar algoritmos predictivos y estimar la vida útil restante. Ghorbani Bam et al. (Ghorbani Bam et al., 2025) realizan una revisión del uso de gemelos digitales y sus aplicaciones en el sector del agua. Este trabajo destaca el potencial de esta tecnología para mejorar la eficiencia operativa, fiabilidad y toma de decisiones. Por otro lado, Chong Chen et al. (Chen et al., 2023) presentan en su trabajo una clasificación de las distintas técnicas de ML que son utilizadas para el desarrollo de gemelos digitales. Además, Ou et al. (Ou et al., 2024) han desarrollado sensores virtuales basados en ML aplicados a procesos industriales complejos, como herramientas de grabado (*etching*), utilizando redes neuronales FNN para estimar variables críticas del proceso a partir de datos de sensores físicos. Aminzadeh et al. (Aminzadeh et al., 2025) presentan el desarrollo de un sistema de mantenimiento predictivo basado en ML aplicado a un compresor industrial, que integra sensores físicos, adquisición de datos en tiempo real y modelos predictivos. Diseñan una arquitectura basada en IoT, en la que los sensores físicos recogen datos del compresor y que se procesan mediante técnicas de análisis de datos, actuando de forma equivalente a un sensor virtual utilizando un modelo de regresión lineal entrenado con datos históricos del compresor para aprender la relación entre las variables observadas y el comportamiento esperado. El modelo permite realizar predicciones en tiempo real y comparar valores estimados con los observados. Cuando las desviaciones superan ciertos umbrales predefinidos, el sistema genera alertas automáticas.

2. Descripción de la planta

El trabajo se desarrollará en la planta desaladora Maspalomas I (EDAM Maspalomas I), ubicada en San Bartolomé de Tirajana, isla de Gran Canaria, España, y que abastece a dicho municipio y cuenta con una capacidad de 14.750 m³/día (*Ampliación EDAM Maspalomas - ELMASA - Producción y Eficiencia Energética*, n.d.).

Este trabajo se centrará en los equipos que constituyen el sistema de bombeo (Figura 1). La Figura 3 muestra el esquema de la planta desaladora.



Figura 1. Sistema de bombeo de la EDAM Maspalomas I. Fuente: elaboración propia.

3. Métodos

El método que se seguirá en este trabajo para llevar a cabo el desarrollo de los sensores virtuales se basa en el enfoque KDD (*Knowledge Discovery in Databases*). KDD busca desarrollar métodos y técnicas para dar significado a los datos y aprender de ellos (Fayyad et al., 1996; Douairi, 2024) . El proceso KDD está compuesto por varias etapas:

1. *Recolección de datos*: Se selecciona un conjunto de datos procedentes de los sensores físicos.
2. *Selección y limpieza de los datos:* Se seleccionan las variables objetivo del estudio y se eliminan los datos incorrectos o incompletos. En este paso se decide si se suprimen los datos que no siguen la norma general del conjunto.
3. *Minería de datos:* En este paso se aplican algoritmos de análisis y descubrimiento sobre los datos con el fin de obtener patrones y modelos útiles. A partir de los datos de los sensores físicos del proceso con el comportamiento operativo del sistema se generará un

modelo predictivo de cada sensor, estimando una variable a partir de otras medidas en el proceso.

4. *Evaluación e interpretación:* Se realizan ensayos para evaluar y medir la precisión del comportamiento de cada modelo.
5. *Aplicación y uso:* Se utilizan los modelos de los sensores virtuales para obtener un modelo digital del proceso y posteriormente desarrollar una herramienta de mantenimiento predictivo.

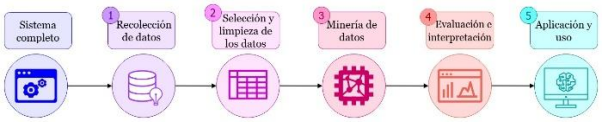


Figura 2. Método KDD. Adaptado de (Douairi, 2024).

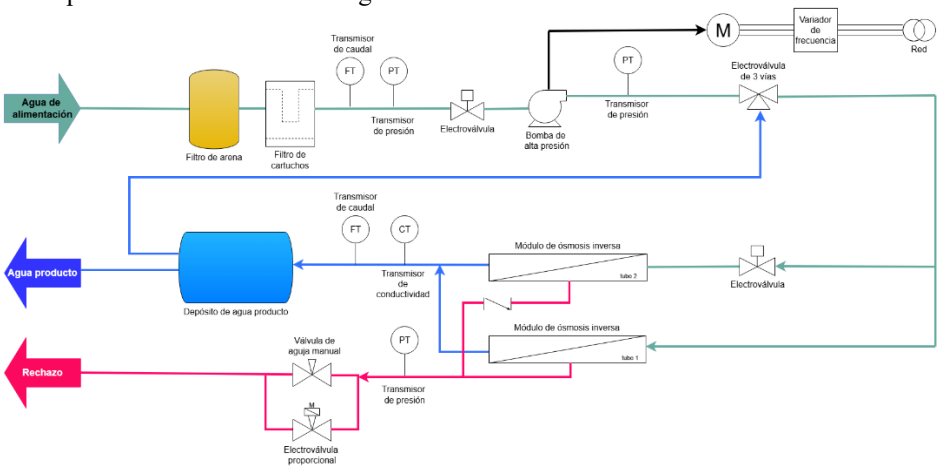


Figura 3. Esquema de la planta desaladora. Fuente: elaboración propia.

4. Estado actual y próximos pasos.

Actualmente, el trabajo se encuentra en la fase de selección y limpieza de los datos disponibles de la planta desaladora. Posteriormente se aplicarán técnicas de minería de datos empleando la herramienta *Regression Learner* de Matlab con el objetivo de entrenar y evaluar los modelos de los sensores virtuales. Estos modelos aportarán redundancia en medidas y permitirán desarrollar e implementar un algoritmo que compare las señales procedentes de los sensores físicos con las estimadas por los sensores virtuales, permitiendo la identificación de desviaciones y detección temprana de fallos.

Agradecimientos

Este trabajo se desarrolla en el marco del proyecto IDIWATER financiado con fondos FEDER-EU, del programa INTERREG MAC 2021-2027 (REF.: 1/MAC/1/1.1/0022), en el marco de la Plataforma DESAL+ Living Lab (desalinationlab.com), y forma parte del TFM del Máster Universitario en Electrónica y Tecnología Digital Aplicada del Instituto Universitario de Microelectrónica Aplicada de la ULPGC.

Referencias

Adaika, H., Tir, Z., Sahraoui, M., Adaika, M., & Laadjal, K. (2025). Enhancing Maintenance Agility in Water Desalination Plants via Explainable MCSA: A Case Study on Workflow Integration and Diagnostic Efficiency. *Proceedings - 2025 5th International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics, ICAAID 2025*. https://doi.org/10.1109/ICAAID68975.2025.11358184

Aminzadeh, A., Sattarpanah Karganroudi, S., Majidi, S., Dabompre, C., Azaiez, K., Mitride, C., & Sénéchal, E. (2025). A Machine Learning Implementation to Predictive Maintenance and Monitoring of Industrial Compressors. *Sensors*, *25*(4). https://doi.org/10.3390/s25041006

Ampliación EDAM Maspalomas - ELMASA - Producción y eficiencia energética. (n.d.). Retrieved April 19, 2026, from https://elmasa.es/proyectos/ampliacion-capacidad-de-produccion-edam-maspalomas-i/

Cabrera, P., Carta, J. A., Lund, H., & Thellufsen, J. Z. (2021). Large-scale optimal integration of wind and solar photovoltaic power in water-energy systems on islands. *Energy Conversion and Management*, *235*, 113982. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.113982

Chen, C., Fu, H., Zheng, Y., Tao, F., & Liu, Y. (2023). The advance of digital twin for predictive maintenance: The role and function of machine learning. *Journal of Manufacturing Systems*, *71*, 581–594. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.10.010

Darvishi, H., Student Member, G., Ciuonzo, D., Member, S., & Salvo Rossi, P. (2023). A Machine-Learning Architecture for Sensor Fault Detection, Isolation, and Accommodation in Digital Twins. *IEEE SENSORS JOURNAL*, *23*(3). https://doi.org/10.1109/ICNSC52481

Douairi, H. T.-B. J. C. C. J. A. C. Pedro. (2024). Modelo lineal de pérdidas de un volante de inercia. *XIX Simposio CEA de Control Inteligente*, 69–74.

Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, *17*, 37–54.

Ghorbani Bam, P., Rezaei, N., Roubanis, A., Austin, D., Austin, E., Tarroja, B., Takacs, I., Villez, K., & Rosso, D. (2025). Digital Twin Applications in the Water Sector: A Review. *Water (Switzerland)*, *17*(20). https://doi.org/10.3390/w17202957

Gómez-Gotor, A., Del Río-Gamero, B., Prieto Prado, I., & Casañas, A. (2018). The history of desalination in the Canary Islands. *Desalination*, *428*, 86–107. https://doi.org/10.1016/j.desal.2017.10.051

Matos, C., Linares, R., Romero-Filgueira, A., Carta, J. A., & Cabrera, P. (2026). Enabling synergies among hydrogen, desalination, and flywheel storage for sustainable island energy systems. *Energy*, *354*, 141087. https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2026.141087

Ou, F., Wang, H., Zhang, C., Tom, M., Bom, S., Davis, J. F., & Christofides, P. D. (2024). Industrial data-driven machine learning soft sensing for optimal operation of etching tools. *Digital Chemical Engineering*, *13*. https://doi.org/10.1016/j.dche.2024.100195

Tecnológico de Ciencias Marinas, C. (n.d.). *Informe de la Actividad de Economía Azul en Canarias 2021*. Retrieved April 16, 2026, from https://www.cetecima.com/publicacion-del-informe-de-actividad-de-la-economia-azul-en-canarias-2021/

van Dinter, R., Tekinerdogan, B., & Catal, C. (2022). Predictive maintenance using digital twins: A systematic literature review. In *Information and Software Technology* (Vol. 151). Elsevier B.V. https://doi.org/10.1016/j.infsof.2022.107008

Voutchkov, N. (2013). *Desalination Engineering; Planning and Design*. The McGraw-Hill Companies, Inc.