Revista Ingenio
UFPSCúcuta
"Journal of Engineering Sciences"

Original Article DOI: https://doi.org/10.22463/2011642X.5163

Aplicación de técnicas de inteligencia artificial para el diagnóstico temprano de cavitación en sistemas de bombeo

Application of artificial intelligence techniques for early cavitation diagnosis in pumping systems

MSc. David Escobar-Valencia [1], MSc. Fernando Jesús Regino-Ubarnes [2]

[1]Institución Universitaria Antonio José Camacho, Cali, Colombia, Email: descobarv@profesores.uniajc.edu.co, Orcid: https://orcid.org/0000-0002-1076-1597
[2] Universidad Nacional, Bogotá, Colombia, Email: fjreginou@unal.edu.co, Orcid: https://orcid.org/0000-0003-0414-8654

Cómo citar: D. Escobar-Valencia y F.J. Regino-Ubarnes, "Aplicación de técnicas de inteligencia artificial para el diagnóstico temprano de cavitación en sistemas de bombeo", Rev. Ingenio, vol. 23, n°1, pp.1-6 , 2026, doi: https://doi.org/10.22463/2011642X.5163

Recibido: *25 de mayo de 2025 /* ***Evaluado:*** *13 de junio de 2025 /* ***Aprobado:*** *30 de junio de 2025/* ***Publicado:*** *29 de julio de 2025*

RESUMEN

Este artículo presenta el diseño y entrenamiento de una red neuronal artificial para la detección temprana de cavitación en sistemas de bombeo. Se utilizaron datos generados por simulación hidráulica, considerando variables como presión atmosférica, altura estática, temperatura y pérdidas por fricción. El modelo fue entrenado y evaluado en MATLAB, alcanzando una precisión superior al 99 %. Los resultados muestran que este enfoque puede ser una herramienta eficaz para diagnóstico predictivo, especialmente en entornos rurales con acceso limitado a instrumentación especializada.

Palabras clave:

Cavitación, redes neuronales artificiales, NPSHa, bombeo, mantenimiento predictivo, simulación hidráulica, MATLAB.

ABSTRACT

This article presents the design and training of an artificial neural network for early cavitation detection in pumping systems. The model was trained using hydraulically simulated data, considering variables such as atmospheric pressure, static suction height, temperature, and friction losses. The network was developed and evaluated in MATLAB, achieving an accuracy above 99%. Results show that this approach can serve as an effective tool for predictive diagnosis, especially in rural environments with limited access to specialized instrumentation.

Keywords:

Cavitation, artificial neural networks, NPSHa, pumping, predictive maintenance, hydraulic simulation, MATLAB

1. Introducción

La eficiencia y seguridad operativa de los sistemas de bombeo hidráulico se ven comprometidas cuando se presentan fenómenos de cavitación. Este fenómeno ocurre cuando la presión del fluido desciende por debajo de su presión de vapor, provocando la formación de burbujas que, al colapsar, generan microexplosiones capaces de dañar superficies metálicas internas. Dicho deterioro incluye erosión localizada, desgaste prematuro, ruido excesivo y vibraciones mecánicas, que no solo reducen la vida útil de los equipos, sino que también generan costos adicionales de mantenimiento y operación [1], [2]. Además, la cavitación puede derivar en pérdida de capacidad hidráulica, reducción de la eficiencia energética y, en casos extremos, fallas catastróficas que detienen por completo el sistema de bombeo.

Este fenómeno es especialmente crítico en zonas rurales y sistemas expuestos a variaciones ambientales significativas, donde las condiciones de succión pueden ser desfavorables y los recursos técnicos para el diagnóstico y monitoreo son limitados [3]. En estos escenarios, la cavitación no solo afecta la operación del sistema, sino que también compromete la disponibilidad del recurso hídrico o del fluido bombeado, con implicaciones económicas y sociales considerables. La importancia de prevenir la cavitación radica en mitigar estos efectos adversos, garantizar la operación continua y eficiente de los sistemas hidráulicos y prolongar la vida útil de los equipos.

Tradicionalmente, esta prevención requiere de monitoreo constante de parámetros operativos críticos, como la altura neta positiva de succión disponible (NPSHa por sus siglas

Autor para correspondencia
Correo electrónico: descobarv@profesores.uniajc.edu.co (David Escobar Valencia)

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Francisco de Paula Santander Ocaña
Artículo bajo la licencia CC BY-NC (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/deed.es)

en inglés: Net Positive Suction Head available) y el NPSHr (Net Positive Suction Head required) del fabricante, lo cual no siempre es viable en entornos con infraestructura limitada. En este contexto, las herramientas de inteligencia artificial (IA) han demostrado ser eficaces para la detección temprana de fallas mediante la interpretación automática de datos operativos. Estas tecnologías permiten identificar patrones ocultos y relaciones no lineales entre las variables de operación de los sistemas hidráulicos, superando las limitaciones de los modelos físicos tradicionales y ofreciendo mayor capacidad adaptativa. La IA no solo permite analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real, sino que también facilita la automatización del monitoreo y la generación de alertas tempranas, reduciendo los tiempos de inactividad y mejorando la eficiencia operativa global.

En particular, las redes neuronales artificiales (RNA) destacan por su habilidad para aprender a partir de datos históricos o simulados, ajustando sus pesos y umbrales internos para capturar patrones complejos y predecir eventos críticos como la cavitación. Estas características las convierten en una herramienta clave para abordar desafíos en entornos donde las condiciones operativas son cambiantes y donde el acceso a instrumentación avanzada puede ser limitado o costoso.

El presente artículo propone el diseño, entrenamiento y validación de una Red Neuronal Artificial (RNA) para predecir condiciones de cavitación a partir de parámetros hidráulicos simulados, tales como presión atmosférica, altura estática, temperatura del fluido y pérdidas por fricción en la succión [4], [5]. La selección de estos parámetros responde a su relevancia directa en la determinación de la NPSHa, que es un indicador crítico del riesgo de cavitación. Al entrenar la RNA con datos generados mediante simulación hidráulica, se logra emular una amplia gama de condiciones operativas sin depender de ensayos experimentales costosos o de instrumentación especializada.

El objetivo principal de este estudio es evaluar el rendimiento de una RNA entrenada con datos sintéticos generados mediante simulación, con el fin de clasificar adecuadamente situaciones propensas a cavitación [6]. La capacidad predictiva del modelo propuesto puede integrarse en sistemas de monitoreo existentes o implementarse como un módulo autónomo, brindando una solución de bajo costo y alta eficiencia. Esta propuesta busca ofrecer una alternativa computacional viable para sistemas donde la medición directa de la NPSHa no es posible, ya sea por limitaciones de infraestructura o por falta de sensores específicos. De este modo, se abre camino hacia estrategias de mantenimiento predictivo más accesibles y adaptables a contextos de baja infraestructura tecnológica [7], con el potencial de mejorar la disponibilidad, eficiencia y seguridad de los sistemas hidráulicos en entornos rurales e industriales [8].

2. Explicaciones argumentadas

La cavitación es un fenómeno hidráulico que se manifiesta cuando la presión del fluido en un punto determinado cae por debajo de su presión de vapor, originando la formación de burbujas que colapsan violentamente al trasladarse a zonas de mayor presión. Este colapso puede generar daños mecánicos severos, cavidades en superficies metálicas, vibración, ruido y pérdida de eficiencia [9].

El parámetro más utilizado para evaluar el riesgo de cavitación es la NPSHa, definida por la expresión:

$$NPSHa=H_{atm}+H_{est}-H_{vap}-H_{per} \quad (1)$$

Donde H_{atm} es la presión atmosférica convertida a metros de columna de agua, H_est representa la diferencia de nivel entre el fluido y la bomba, H_vap es la presión de vapor del agua determinada a partir de la temperatura, y H_{per} las pérdidas por fricción en la línea de succión. Si la NPSHa cae por debajo del valor de la altura neta positiva de succión requerido (NPSHr por su nombre en inglés: Net Positive Suction Head required) por el fabricante, se considera que el sistema está propenso a cavitación [10].

Diversos estudios han abordado la detección de cavitación mediante enfoques basados en sensores, análisis de señales y modelos físicos. No obstante, en los últimos años se ha incrementado el uso de técnicas de aprendizaje automático e inteligencia artificial, especialmente redes neuronales artificiales (RNA), para predecir condiciones de cavitación sin depender de instrumentación especializada. Investigaciones recientes como la de Prasshanth (2024), enfocada en el diagnóstico de fallas en bombas centrífugas monobloque mediante modelos de aprendizaje profundo [11], o el trabajo de Tiwari et al. (2021), que propone la detección de bloqueos y cavitación en bombas centrífugas a partir de señales de presión dinámica mediante redes neuronales profundas[12] han demostrado la eficacia de estos modelos para el diagnóstico hidráulico. Asimismo, Gómez-Camperos et al. (2019) desarrollaron un sistema experimental basado en perceptrones multicapa para la detección de fugas en tuberías horizontales, evidenciando la capacidad de las RNA para clasificar estados operativos del sistema incluso bajo condiciones de incertidumbre y ruido en los datos [13].

Además, investigaciones recientes han aportado enfoques complementarios a este tipo de desarrollos. Álvarez-Pacheco et al. (2024) presentaron un método para medir la distribución de fases en un sistema gas-líquido utilizando un densitómetro de rayos gamma colimado, combinado con redes neuronales artificiales para mejorar la precisión del análisis [14]. Asimismo, Ibarra-Cuevas et al. (2022)

propusieron un protocolo inteligente de comunicación enfocado en la arquitectura del Internet de las Cosas (IoT), orientado a mejorar la interoperabilidad en sistemas distribuidos y facilitar el monitoreo remoto [15]. Estos avances refuerzan la pertinencia de integrar tecnologías de adquisición de datos inteligentes y algoritmos de IA, como se propone en este estudio, para habilitar sistemas predictivos adaptables y eficientes.

Este artículo se basa en estos avances y propone un modelo de RNA entrenado exclusivamente con datos generados por simulación, lo cual permite replicar una amplia gama de condiciones hidráulicas sin depender de pruebas físicas. La propuesta se orienta a contextos donde el monitoreo continuo es limitado, pero se dispone de parámetros básicos de operación como presión, temperatura y nivel.

3. Metodología

Este estudio siguió una metodología experimental y computacional basada en la simulación de condiciones hidráulicas realistas y el entrenamiento de modelos de inteligencia artificial para la detección de cavitación. El proceso se desarrolló en cinco etapas: modelado físico del sistema, generación de datos sintéticos, clasificación binaria, entrenamiento de una red neuronal artificial (RNA) y validación del modelo.

3.1 Modelado físico del sistema de bombeo

A partir de la expresión (1) descrita en la sección anterior, se implementó un modelo en MATLAB para calcular el valor del NPSHa bajo diferentes condiciones operativas. Este modelo permite estimar las situaciones críticas donde la cavitación puede presentarse, especialmente en escenarios con succión negativa prolongada, como cuando el nivel del agua está muy por debajo de la bomba.

3.2 Generación de datos sintéticos

Se diseñó un script en MATLAB que generó un conjunto de 2.000 muestras con combinaciones aleatorias de los siguientes parámetros dentro de rangos operativos realistas:

- Presión atmosférica: 8.0 a 10.5 m
- Altura estática de succión: –15.0 a –1.0 m
- Pérdidas por fricción: 0.5 a 2.5 m
- Temperatura del agu: 20 °C a 50 °C a

La presión de vapor del agua fue estimada por interpolación a partir de datos tabulados según la temperatura. Luego se calculó el NPSHa para cada muestra y se comparó con un valor fijo de referencia NPSHr=3.0m. Si NPSHa < NPSHr, se asignó una etiqueta de clase positiva (cavitación = 1), y en caso contrario, negativa (cavitación = 0).

3.3 Evaluación del desempeño

Las variables de entrada para la RNA fueron: presión atmosférica, altura estática, pérdidas por fricción y temperatura. La salida fue la clase de cavitación (0 o 1). Se implementó una red neuronal de tipo patternnet con dos capas ocultas de 10 y 5 neuronas respectivamente. La red fue entrenada mediante el algoritmo de gradiente conjugado escalado (trainscg) y la función de activación sigmoide logística.

El conjunto de datos fue dividido aleatoriamente en 70 % para entrenamiento, 15 % para validación y 15 % para prueba. Se evaluó la precisión del modelo comparando las clases predichas contra las reales, generando una matriz de confusión y registrando la tasa de error. El modelo final fue almacenado para su reutilización sobre nuevos conjuntos de datos.

4. Resultados y Discusión

A partir de la metodología descrita, se obtuvieron diversos resultados que permiten evaluar el comportamiento del modelo propuesto y su capacidad para detectar cavitación en condiciones simuladas. En esta sección se presentan los hallazgos obtenidos durante la generación de datos, el entrenamiento de la red neuronal artificial, y la posterior validación del sistema. Además, se discuten las implicaciones técnicas de los resultados y las posibles aplicaciones en entornos reales.

4.1 Generación de datos simulados

Se generaron 2000 muestras de condiciones hidráulicas con alturas de succión entre –15 m y –1 m, considerando variaciones en presión atmosférica (8 a 10.5 m), temperatura (20 a 50 °C) y pérdidas por fricción (0.5 a 2.5 m). Se calculó el NPSHa y se etiquetaron los casos como positivos (cavitación) o negativos según el criterio NPSHa < NPSHr.

4.2 Entrenamiento de la red neuronal

La RNA fue entrenada con una arquitectura de dos capas ocultas [10, 5] utilizando el algoritmo de gradiente conjugado escalado (trainscg). Se empleó la función de error de entropía cruzada. El entrenamiento se detuvo en la época 65 al cumplirse el criterio de validación. El error final fue de 0.00103, indicando un excelente ajuste al conjunto de entrenamiento. El sistema alcanzó más del 99 % de precisión total.

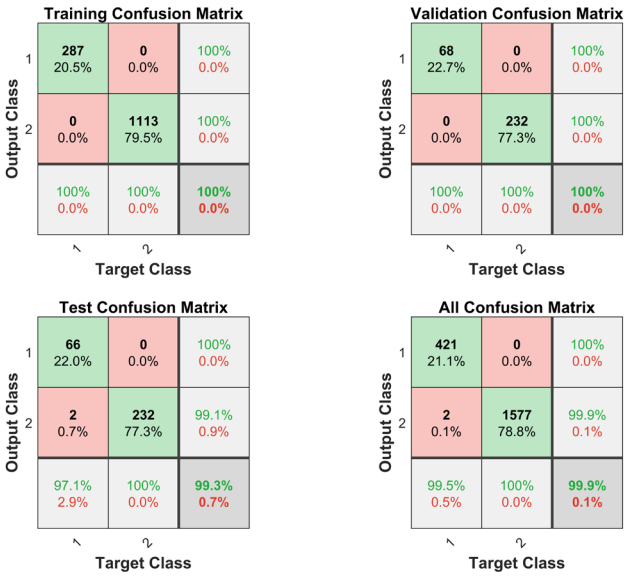


Figura 1. Matriz de confusión

La Figura 1 presenta las matrices de confusión correspondientes a las fases de entrenamiento, validación, prueba y evaluación global del modelo.

En los conjuntos de entrenamiento y validación, el modelo logró una clasificación perfecta (100 %), sin errores.

En el conjunto de prueba, se obtuvo una precisión del 99.3 %, con solo dos casos falsos negativos, lo cual evidencia una excelente capacidad de generalización.

La matriz de confusión global refleja un rendimiento del 99.9 % de exactitud, confirmando la confiabilidad del clasificador.

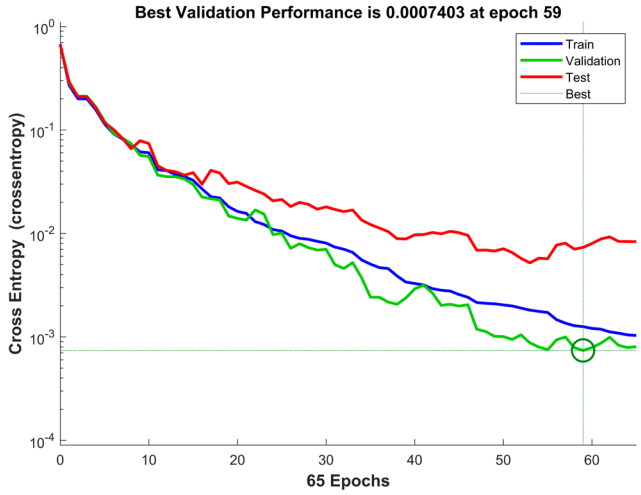


Figura 2. Desempeño del entrenamiento (Cross Entropy)

La Figura 2 muestra la evolución del error de entropía cruzada durante el entrenamiento de la red neuronal, diferenciando el comportamiento de los subconjuntos de entrenamiento (azul), validación (verde) y prueba (rojo). Se observa una disminución sostenida del error en las tres curvas, con una tendencia suave y sin oscilaciones abruptas. El mejor desempeño de validación se alcanzó en la época 59, con un error mínimo de 0.0007403, señalado con un círculo. Esta condición activa el criterio de parada temprana (early stopping), lo cual garantiza que el modelo no se sobreentrene. Además, el hecho de que la curva de validación permanezca siempre por debajo de la de prueba y cercana a la de entrenamiento confirma una generalización adecuada del modelo hacia datos no vistos

4.3 Evaluación de desempeño

La RNA fue evaluada con datos no vistos, obtenidos bajo condiciones similares, y predijo correctamente la presencia o ausencia de cavitación. Se observó un comportamiento coherente con el modelo físico, validando la capacidad de generalización del modelo neuronal.

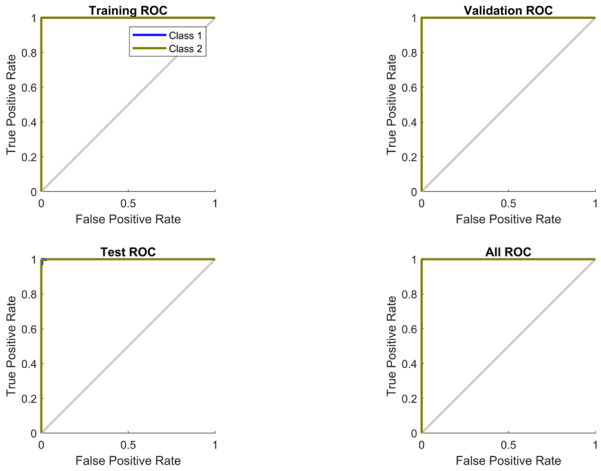


Figura 3. Curvas ROC

La Figura 3 presenta las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) correspondientes a las fases de entrenamiento, validación, prueba y evaluación global del modelo. Cada subgráfico muestra la relación entre la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) y la tasa de falsos positivos, permitiendo evaluar la capacidad discriminativa de la red neuronal.

En todas las fases, las curvas se adhieren perfectamente al eje izquierdo y superior del espacio ROC, lo que indica una tasa de verdaderos positivos cercana al 100 % y una tasa de falsos positivos cercana a 0 %.

Esto evidencia que el modelo posee un excelente poder de clasificación binaria para detectar condiciones de cavitación, incluso ante datos no vistos, lo que lo convierte en una

herramienta confiable para aplicaciones de diagnóstico predictivo.

La RNA fue evaluada con datos no vistos, obtenidos bajo condiciones similares, y predijo correctamente la presencia o ausencia de cavitación. Se observó un comportamiento coherente con el modelo físico, validando la capacidad de generalización del modelo neuronal.

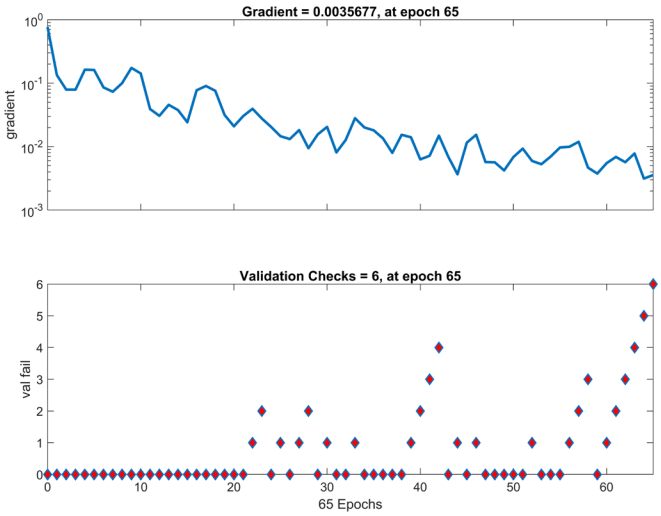


Figura 4. Estado del entrenamiento (gradiente y validación)

La Figura 4 muestra dos aspectos clave del proceso de entrenamiento de la red neuronal: en la parte superior, se observa el descenso progresivo del gradiente, que alcanza un valor mínimo de 0.0036 en la época 65, lo que indica una buena convergencia del algoritmo de entrenamiento.

En la parte inferior, se presentan las verificaciones de validación (validation checks), donde se evidencia que, tras seis validaciones consecutivas sin mejora en el error de validación, se activó el criterio de parada temprana.

Este comportamiento demuestra que el entrenamiento fue detenido de manera óptima, evitando el sobreajuste (overfitting) y logrando un equilibrio entre precisión en los datos de entrenamiento y capacidad de generalización hacia datos nuevos.

El histograma de la Figura 5 muestra que la mayoría de los errores de predicción son cercanos a cero, con distribución centrada, lo cual refleja un ajuste preciso del modelo a los datos simulados.

4.4 Discusión técnica

Los resultados confirman que la RNA permite detectar condiciones de cavitación sin necesidad de realizar el cálculo explícito del NPSHa, lo que representa una herramienta útil para mantenimiento predictivo. Este enfoque es especialmente adecuado en sistemas hidráulicos rurales o de difícil acceso, donde se dispone de sensores de temperatura, presión y nivel, pero no siempre de capacidad de procesamiento técnico.

4.5 Limitaciones y posibles mejoras

El modelo está limitado a los rangos de entrenamiento considerados. Se recomienda realizar validación experimental con datos reales de operación y extender el entrenamiento a otras configuraciones hidráulicas, tipos de bombas y condiciones ambientales extremas.



Figura 5. Histograma de errores

5. Conclusiones

El presente estudio demuestra que es posible detectar condiciones de cavitación en sistemas de bombeo utilizando redes neuronales artificiales entrenadas con datos simulados, sin necesidad de instrumentación especializada.

La simulación de parámetros hidráulicos como presión atmosférica, altura estática, temperatura del fluido y pérdidas por fricción permitió generar una base de datos robusta para el entrenamiento supervisado de una RNA, facilitando la clasificación binaria de escenarios con y sin cavitación.

La red neuronal tipo patternnet, entrenada con arquitectura multicapa y función de activación sigmoide, alcanzó una precisión superior al 99 % y una matriz de confusión altamente confiable, validando su capacidad de generalización sobre datos no vistos.

La metodología propuesta ofrece una alternativa computacional efectiva para el monitoreo predictivo de cavitación, especialmente útil en zonas rurales o sistemas con infraestructura limitada, donde no es viable realizar cálculos hidráulicos en tiempo real.

6. Referencias

[1] M.Rakibuzzaman,S.-H. Suh, H.-H. Kim, M.D.Islam, L Zhou, and M.A.El-Emmam,"Cavitation anderosion effects on hydraulic performances

of a submersible drainage pump," Alexandria Eng.J.,vo.113,pp.431-450, Feb. 2025,doi: https://doi .org/10.1016/j. aej.2024.11.060

[2] J. Feng, B. Liu, X. Luo, G. Zhu, K. Li, and G. Wu, "Experimental investigation on characteristics of cavitation-induced vibration on the runner of a bulb turbine," Mech. Syst. Signal Process., vol. 189, p. 110097, Apr. 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2023.110097

[3] W. Dong-wei, W. Wei-dong, H. Jia-jun, Z. Wei-guo, and L. Lai, "Experimental study of cavitation noise characteristics in a centrifugal pump based on power spectral density and wavelet transform," Flow Meas. Instrum., vol. 94, p. 102481, Dec. 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2023.102481

[4] Q. Chao, Y. Hu, and C. Liu, "Physics informed neural networks for detecting the wear of friction pairs in axial piston pumps," Reliab. Eng. Syst. Saf., vol. 261, p. 111144, Sep. 2025, doi: https://doi.org/10.1016/j.ress.2025.111144

[5] W. Zhao, M. Egusquiza, C. Valero, D. Valentín, A. Presas, and E. Egusquiza, "On the use of artificial neural networks for condition monitoring of pump-turbines with extended operation," Measurement, vol. 163, p. 107952, Oct. 2020, doi: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107952

[6] L. Rajaoarisoa, R. Randrianandraina, G. J. Nalepa, and J. Gama, "Decision-making systems improvement based on explainable artificial intelligence approaches for predictive maintenance," Eng. Appl. Artif. Intell., vol. 139, p. 109601, Jan. 2025, doi: https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109601

[7] L. Meitz et al., "A Literature Review Framework and Open Research Challenges for Predictive Maintenance in industry 4.0," Comput. Ind. Eng., vol. 206, p. 111193, Aug. 2025, doi: https://doi.org /10.1016/j.cie.2025.111193

[8] L. Bachus and A. Custodio, "NPSH, net positive suction head," in Know and Understand Centrifugal Pumps, Elsevier, 2003, pp. 12–23. doi: https://doi. org/10.1016/ B978-185617409-1/50003-7

[9] A. R. Al-Obaidi, "Experimental novel investigation of diagnostics cavitation in axial pump using vibration and acoustic measurements based on CWT and FFT analyses approaches," Appl. Acoust., vol. 236, p. 110758, Jun. 2025, doi: https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2025.110758

[10] Q. Liu et al., "Investigation of cavitation characteristics in an aircraft centrifugal fuel pump," Flow Meas. Instrum., vol. 96, p. 102521, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.flowmeasinst.2024.102521

[11] C. V. Prasshanth, S. Naveen Venkatesh, T. K. Mahanta, N. R. Sakthivel, and V. Sugumaran, "Fault diagnosis of monoblock centrifugal pumps using pre-trained deep learning models and scalogram images," Eng. Appl. Artif. Intell., vol. 136, p. 109022, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.engappai.2024.109022

[12] R. Tiwari, D. J. Bordoloi, and A. Dewangan, "Blockage and cavitation detection in centrifugal pumps from dynamic pressure signal using deep learning algorithm," Measurement, vol. 173, p. 108676, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.measurement.2020.108676

[13] J. A. Gómez-Camperos, E. E. Espinel-Blanco, and F . J. Regino-Ubarnes, "Diagnosis of horizontal pipe leaks using neural networks," J. Phys. Conf. Ser., vol. 1388, no. 1, p. 012032, Nov. 2019, doi: https://doi.org/10.1088/1742-6596/1388/1/012032

[14] C. E. Álvarez-Pacheco, C. M. Ruiz-Diaz, and O. M. Hernandez-Rodriguez, "Chordal measurement of phase fraction distribution in a static gas-liquid system using collimated gamma-ray densitometer and artificial neural networks," Rev. Ingenio, vol. 21, no. 1, pp. 29–35, Jan. 2024, doi: https://doi.org/10.22463/2011642X.4098

[15] Z. J. Ibarra-Cuevas and F. E. Martínez-Pérez, " Protocolo de comunicación inteligente para una arquitectura enfocada en internet de las cosas," Rev. Ingenio, vol. 19, no. 1, pp. 24–30, Jan. 2022, doi: https://doi.org/10.22463/2011642X.2783