

Identificación de Fallas en bombas de vacío mediante sonido¹

Identifying Failures in Vacuum Pumps Through Sound

R. Restrepo, J. J. Padilla y J. N. Mayorga

Recibido: diciembre 2 de 2022 – Aceptado: junio 22 de 2023

Resumen—Las autoclaves son equipos fundamentales en los procesos de esterilización hospitalaria, y son tan importantes en un centro hospitalario que una falla en el equipo puede ocasionar la suspensión total de la actividad quirúrgica, ya que constituyen la principal herramienta en la prevención de la propagación de las infecciones a las que están expuestos los procedimientos médicos. Un elemento vital en la operación de una autoclave es su bomba de vacío, pues de su desempeño depende el éxito del proceso de esterilización. En el presente artículo, se presenta un método para detectar automáticamente el estado de falla de la bomba de vacío de una autoclave a partir de las características de la señal sonora producida por el equipo durante su operación. Inicialmente, se capturaron las señales sonoras emitidas por la bomba tanto en condición normal como en condición de falla, se compararon los resultados obtenidos por diferentes métodos de análisis de las señales, y se determinó cuál de ellos resultó más adecuado para hacer un diagnóstico del estado de operación del equipo, los resultados obtenidos mostraron que, para identificar el tipo particular de falla analizado, el análisis en el dominio del tiempo resultó más adecuado que el análisis en el dominio de la frecuencia. Finalmente, se obtuvo un algoritmo que detecta la presencia o ausencia de agua en la bomba de vacío de la autoclave.

Palabras clave—Autoclave, Aprendizaje Automático, bombas de vacío, diagnóstico por medio de sonido, Procesamiento de señales.

Abstract—Autoclaves are vital equipment in the hospital sterilization processes. They are so important in any hospital center that a failure in the equipment can result in the total

suspension of surgical activity, as they represent the main tool when it comes to prevent the spread of infections to which medical procedures are exposed. Vacuum pumps are essential elements in the operation of autoclaves since a successful sterilization process depends on their performance. This article intends to introduce a method to automatically detect the failure condition of an autoclave's vacuum pump, based on the characteristics of the acoustic signal produced by the equipment during its operation. Initially, the acoustic signals emitted by the pump in both normal and failure conditions were captured. The results obtained by different signal analysis methods were compared, and it was determined which of them ended up being more suitable to perform a diagnosis of the equipment's operating condition. The results obtained showed that, in order to identify the specific type of failure analyzed, the analysis within the time domain ended up being more suitable than the analysis within the frequency domain. Finally, an algorithm that detects the presence or absence of water in the vacuum pump of the autoclave was obtained.

Keywords—Autoclave, diagnosis by means of sound, Machine Learning, Signal Processing, vacuum pump.

I. INTRODUCCIÓN

Las autoclaves son equipos que realizan procesos de esterilización basados en la exposición del material a vapor de agua saturado, dentro de un recinto estanco conocido como “cámara de esterilización”, que constituye el corazón de la autoclave [1]. Para lograr una buena esterilización del material, se debe garantizar que el vapor reúna determinadas características de presión y temperatura y que penetre hasta todos los puntos de la carga, sin que quede humedad residual al final del proceso.

Cuando inicia el ciclo de esterilización, el aire “frío” que hay en la cámara representa un obstáculo para el ingreso del vapor y su penetración a todos los puntos de la carga. Para superar este inconveniente, cada ciclo de esterilización inicia con una etapa en la que una bomba de vacío extrae todo el aire frío de la cámara, lo que garantiza que todo su volumen sea ocupado exclusivamente por el vapor y nada por el aire frío.

Cuando el ciclo de esterilización termina, quedan partículas de agua que, si no se remueven, humedecen la carga y perjudican el proceso. Para evitar esto, la bomba de vacío entra nuevamente en operación y extrae el vapor residual.

La bomba de vacío utilizada en las autoclaves estudiadas

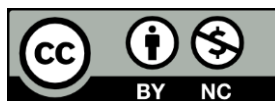
¹Producto derivado del proyecto de investigación “Diagnóstico de Equipo industrial por sonido”, apoyado por la Universidad Pontificia Bolivariana a través de la Dirección de Investigaciones y Transferencia.

R. Restrepo, Universidad Pontificia Bolivariana, Bucaramanga, Colombia, email: raul.restrepo@upb.edu.co

J.J. Padilla, Universidad Pontificia Bolivariana, Bucaramanga, Colombia, email: jhon.padilla@upb.edu.co

J.N. Mayorga, Universidad Pontificia Bolivariana, Bucaramanga, Colombia, email: janiko25@live.com

Como citar este artículo: Restrepo, R., Padilla J. J., y Mayorga, J. N. “Identificación de Fallas en bombas de vacío mediante sonido”, *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 17, no. 33, pp. 24-30, enero-junio 2023. DOI: <https://doi.org/10.31908/19098367.2880>.



requiere suministro de agua para su operación; si se interrumpe dicho suministro, se reduce notablemente el nivel de vacío y se corre el riesgo de dañar los empaques de la bomba. Por lo tanto, a diferencia del diagnóstico que suele hacerse en las máquinas rotatorias, en donde las fallas se deben a desalineaciones, desbalanceo o desgaste de los rodamientos, en estas bombas de vacío se quiere detectar la presencia o ausencia de agua.

Para identificar la falta de suministro de agua, se hizo un análisis de los sonidos emitidos por la bomba, tanto en operación normal (con agua) como en condición de falla (sin agua). Para esto, en ambas condiciones se tomaron varias muestras de sonido, las cuales fueron analizadas por diferentes métodos con el fin de identificar en la señal una característica que permita hacer un diagnóstico acertado de la presencia de la falla. Las señales sonoras se analizaron tanto en el dominio de la frecuencia, que muestra las componentes armónicas generadas durante la operación, como en el del tiempo, que permite ver la evolución de la señal a lo largo de la operación de la bomba. Una vez estudiados los dos dominios, se encontró que, a diferencia de los resultados del análisis frecuencial, la señal en el dominio del tiempo contiene algunos parámetros que permiten identificar claramente la existencia de un patrón asociado con el estado de falla del equipo. Específicamente, se encontró que, al calcular la relación entre los valores RMS del régimen transitorio y del régimen permanente es posible diferenciar claramente los dos estados de operación de la bomba de vacío.

Con estos hallazgos y con la colección de datos obtenidos durante el proceso de toma de muestras, se procedió a construir un árbol de decisiones que permitiera hacer una predicción sobre el estado de falla u operación normal de la máquina. Este árbol de decisiones se sometió a prueba con algunas señales que, aunque presentaban distorsión por saturación, fueron acertadamente identificadas por el sistema desarrollado.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

El diagnóstico de maquinaria rotatoria a partir del sonido producido durante su funcionamiento ha sido un tema que ha atraído a muchos investigadores [2-6], pues, como se ha comprobado, resulta un método relativamente económico y bastante confiable para evaluar las condiciones en las que operan las máquinas, lo que ha facilitado las labores de mantenimiento preventivo, que conllevan considerables beneficios en cuanto a la reducción de tiempos muertos en las plantas de producción, en la disminución de costos en reparaciones y en el aumento de la vida útil de los equipos. Ya que estos beneficios cubren a las máquinas rotativas en general, pueden aprovecharse las experiencias existentes en este campo para aplicarlas al diagnóstico de las bombas de vacío. La importancia que reviste esta identificación radica en que la operación de las autoclaves depende fuertemente del buen desempeño de su bomba de vacío, sin la cual no es posible garantizar la efectividad del proceso de esterilización.

En la literatura sobre el tema [7-14], se ve que el interés se

enfoca principalmente en el análisis en el dominio de la frecuencia (FDA) en el que se atiende a las componentes espectrales que aparecen ante determinadas fallas mecánicas del equipo, tales como desalineaciones del eje, desbalanceo, deterioro de balineras, y aspectos similares. A manera de ejemplo, con este enfoque se ha demostrado que, en la operación de cojinetes defectuosos, se eleva la magnitud de determinadas componentes espectrales [15]. También se encuentran algunos estudios que se orientan al análisis de las señales en el dominio del tiempo (TDA) [16], que se concentra en la observación de parámetros como el valor pico, el valor eficaz, el factor de forma o el factor de cresta.

Hay que anotar que la mayor parte de la literatura que pudo consultarse se orienta hacia FDA. Se advierte que, con esta técnica, se hace un análisis de datos que se encuentran en estado estacionario, o sea que se trabaja bajo el supuesto de que la operación del sistema no cambia, como si no existieran las variables dinámicas que provocan una evolución de la señal en el tiempo. En cambio, fue poca la literatura con enfoque TDA, el cual resulta de especial interés para este trabajo, pues lo que se busca identificar tiene mucho que ver con la forma como evoluciona la señal sonora emitida por la bomba a lo largo del tiempo, comparando, por ejemplo, lo que ocurre en el arranque (estado transitorio) con lo que se obtiene cuando ya se ha estabilizado su velocidad (estado estable).

De acuerdo con un estudio del estado del arte realizado por Jay Lee et al. [10], en las técnicas para el diagnóstico de bombas se han utilizado ambos enfoques: FDA y TDA. En lo referente al TDA, se han analizado las características estadísticas de la presión en la bomba en el dominio del tiempo, así como la agudeza de los pulsos y la tasa de desarrollo de la propagación de las ondas de presión.

Cabe anotar que no se encontró documento alguno que mencionara el uso del análisis del sonido para identificar la ausencia de agua en bombas de vacío. Por lo tanto, la literatura de la que se dispuso se orientó hacia estudios que, aunque ofrecieron similitudes en los procedimientos, buscaban identificar una condición diferente a la del problema que aquí se analizó.

III. METODOLOGÍA

Las Características metodológicas aplicadas para el desarrollo del trabajo fueron las siguientes:

- *Enfoque:* Cuantitativo.
- *Alcance:* Exploratorio y correlacional.
- *Población y muestra:* Se tomaron cerca de 250 muestras de las señales sonoras emitidas por el equipo.
- *Variables e indicadores:* Características de la señal sonora emitida, tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia.
- *Hipótesis:* Las características del sonido emitido por una bomba de vacío permiten determinar si está trabajando con agua o sin agua.
- *Técnicas para el análisis de datos:* Técnicas clásicas de Tratamiento de señales y también análisis mediante métodos

de minería de datos.

La captura y almacenamiento del sonido se hizo mediante un micrófono electret y un computador, como se muestra en la Fig 1.

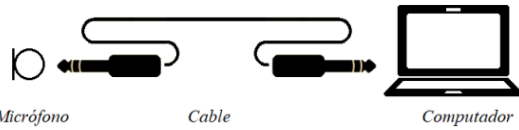


Fig 1. Diagrama de conexión entre micrófono y el computador.

Durante cuatro meses se tomaron muestras del sonido emitido por la bomba de vacío, con el montaje que se ve en la Fig. 2; con estas muestras se creó una base de datos.



Fig. 2. Montaje del micrófono de la máquina (el micrófono está enmarcado en un círculo rojo).

IV. METODOLOGÍA

A. Análisis mediante Técnicas de Tratamiento de Señales

En primera instancia, el análisis de las señales obtenidas se hizo con el enfoque FDA, mediante el cálculo de la FFT, con el fin de identificar las componentes espectrales de mayor amplitud; este proceso permitió obtener espectros como los que se muestran en la Fig. 3. Al analizar estos resultados, no se encontraron características precisas que permitieran determinar si la bomba estaba trabajando con suministro de agua o sin él.

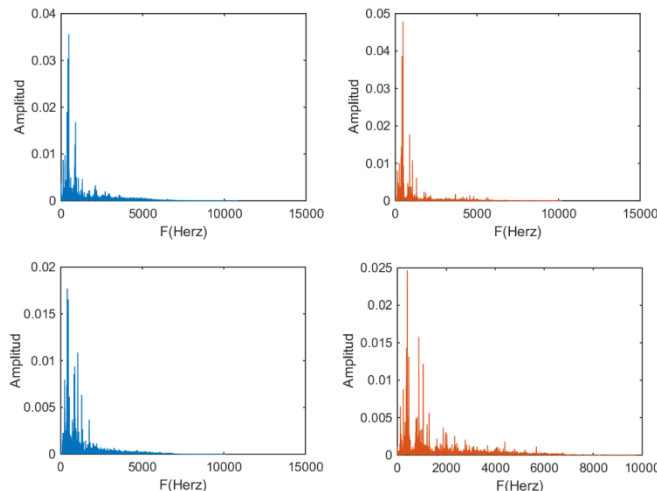


Fig. 3. Espectros del sonido emitido por la bomba. Los de la izquierda corresponden a la bomba con agua; los de la derecha a la bomba sin agua.

Se procedió, entonces, a considerar el enfoque TDA para

ver si se encontraban diferencias relevantes entre las señales sonoras producidas en ambas condiciones de operación. De antemano, este enfoque se veía prometedor puesto que, se había podido notar que, cuando la bomba opera con agua, se produce un ruido muy fuerte en el arranque (régimen transitorio) y su amplitud baja considerablemente en el estado estable o estacionario; en cambio, cuando la bomba opera sin agua, la intensidad del sonido durante el régimen transitorio es considerablemente menor y es comparable a la del régimen estacionario.

En ambos casos, con agua y sin agua, se encontró que la duración promedio del periodo transitorio es de alrededor de 2.5 s. Este tiempo se utilizó como base para implementar un algoritmo para la extracción de las características de los regímenes transitorio y estacionario las señales. La Fig. 4 muestra las señales en el dominio del tiempo; las de la izquierda corresponden a la bomba funcionando con agua.

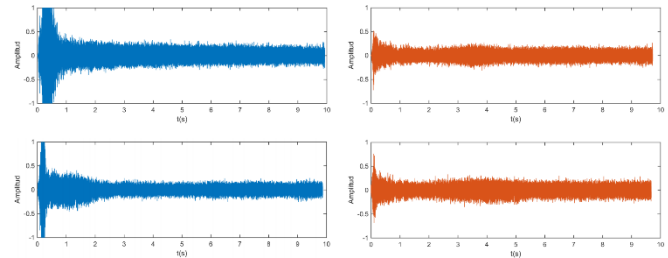


Fig. 4. Señales obtenidas en el dominio del tiempo.

Ya que se busca encontrar una característica que permita distinguir entre ambos estados de funcionamiento, con agua y sin ella, se quiso hacer una clasificación de las muestras con el fin de identificar un patrón que condujera a la identificación del comportamiento. Para esto, se decidió clasificar las señales de acuerdo con lo siguiente:

- Con base en su valor máximo.
- Por su valor eficaz (o valor RMS).
- Calculando el cociente entre el valor eficaz del régimen permanente y el del régimen transitorio.

A continuación, se hizo una correlación entre los valores máximos de todas las muestras obtenidas y los dos estados posibles de operación. Los resultados se presentan en la Fig. 5, en donde los círculos corresponden a las muestras sin agua y los asteriscos a las muestras con agua; todos los valores están normalizados, y por eso el máximo valor es 1 (uno). Puede verse que, a pesar de lo que podría esperarse, muchas de las muestras sin agua tienen un gran valor máximo. Al analizar las señales, se encontró que ello se debió unas veces a ruidos externos y otras veces a saturación de la señal leída. Ya que no es posible garantizar la eliminación de estas perturbaciones, este método está expuesto a la generación de datos no confiables, por lo que no permite lograr una identificación definitiva del estado de operación de la bomba.

En esa misma gráfica puede verse que varias muestras alcanzan el valor unitario; en gran parte de los casos, esto se debió a una saturación de la señal ocasionada por la alta

ganancia del amplificador del micrófono; en esos casos, la ganancia del amplificador fue de 24 dB. Para evitar la saturación, la ganancia se redujo a 12 dB. Durante el proceso de toma de datos también se presentó el problema contrario, o sea la atenuación y distorsión de la señal debido a problemas en el sistema de captura de la señal, aunque en la gráfica no se muestran esos resultados. Puede verse que, a pesar del ajuste que se hizo a la ganancia, este método es bastante sensible a la amplitud de la señal, lo cual lo hace propenso a entregar resultados falsos, por lo que resulta muy poco confiable.

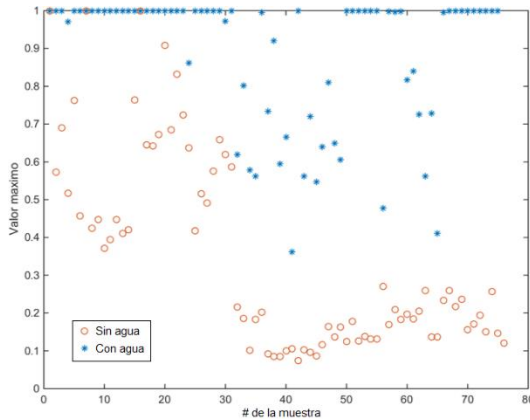


Fig. 5. Valores máximos de las señales.

Debido a las limitaciones relacionadas con la clasificación de las señales con base en su valor máximo, se optó por atender a su valor eficaz o valor RMS, que se relaciona con la potencia sonora y que, para una señal de voltaje $v(n)$, con N muestras, está dado por la siguiente expresión:

$$V_{ef} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N v^2(n)} \quad (1)$$

En la Fig. 6 se puede advertir que hay una diferencia considerable en los valores RMS de las señales correspondientes a las muestras #1 a la # 30 y las muestras # 31 en adelante. En las primeras la ganancia del amplificador fue de 24 dB, y a partir de esa muestra la ganancia se redujo a 12 dB.

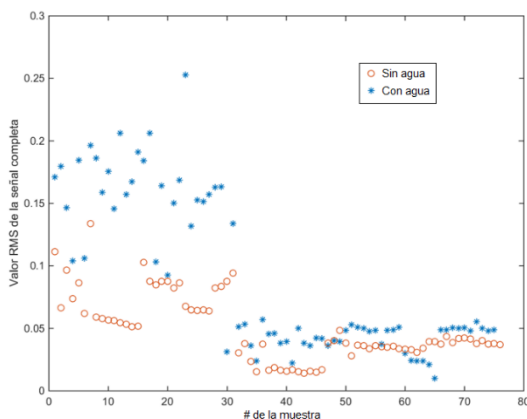


Fig. 6. Valores RMS de las señales.

Como puede notarse, el cálculo de los valores RMS es mejor que el método del valor máximo para determinar si la bomba trabaja con agua o sin agua; sin embargo, aún no es capaz de lograr una identificación definitiva.

Clasificación mediante el cociente entre el valor eficaz del régimen permanente y el del régimen transitorio: Ya que al comparar en el dominio del tiempo las señales emitidas por la bomba con agua y sin agua se ve que en el primer caso la amplitud del transitorio es menor, como se aprecia en la Fig. 4, se decidió comparar en cada señal el valor RMS de su régimen estacionario con el de su régimen transitorio mediante el cociente entre ellos. Esta operación ofrece la ventaja de lograr una normalización de los valores y da además la ventaja de mostrar resultados que no dependen del nivel de amplificación de la señal, con lo cual todas las señales capturadas resultan evaluadas de manera equitativa. La relación obtenida de esta manera se indicó por medio un valor K , que se definió con la expresión descrita a continuación:

$$K = \frac{RMS_{en\ régimen\ permanente}}{RMS_{en\ régimen\ transitorio}} \quad (2)$$

Al calcular el cociente K para cada muestra se obtuvieron los resultados que pueden verse en la Fig. 7.

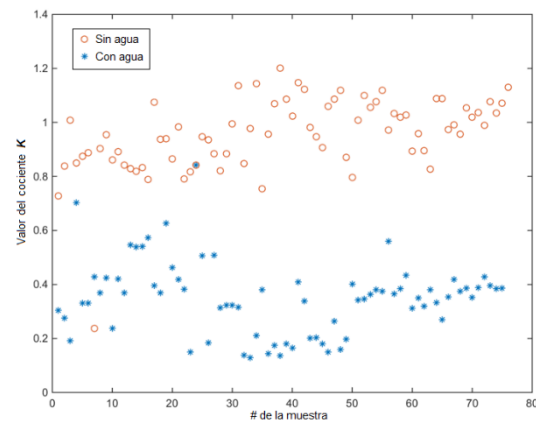


Fig. 7. Valores del cociente K .

Como se puede observar en la Fig. 7, los valores de K correspondientes a la bomba funcionando con agua son menores que cuando funciona sin agua; esto se debe a que cuando la bomba tiene agua el valor RMS del transitorio es mayor que cuando está sin agua. Se nota que la mayoría de los valores de K de las muestras correspondientes a la bomba con agua tienen valor inferior a 0,6, mientras que para las muestras correspondientes a la bomba sin agua los valores son superiores a 0,7. Se advierte, entonces, que la normalización de los datos redanda en resultados más robustos, pues no se depende de la amplificación o la atenuación que pueda sufrir la señal original.

B. Análisis mediante técnicas de Minería de datos

Otra de las técnicas que se utilizó para realizar el análisis de las señales fue mediante minería de datos con el fin de obtener un aprendizaje automático a partir de las muestras tomadas.

En este caso, como las pruebas se hicieron de manera controlada, se conocía de antemano si había o no agua en la bomba durante la toma de las muestras sonoras. Por tanto, las técnicas a usar para el aprendizaje automático en este caso deben ser las de aprendizaje Supervisado.

Para obtener dicho aprendizaje, y siguiendo el principio de la navaja de Ockham (Cuando dos o más explicaciones se ofrecen para un fenómeno, la explicación completa más simple es preferible), se optó por técnicas sencillas y conocidas que determinasen el algoritmo a aprender. Por tanto, se utilizó la técnica de los árboles de decisión. Para el procesamiento de los datos se utilizó la librería Sickit Learn de Python, pues es una de las más utilizadas hoy en día y es de acceso libre.

Inicialmente, se tomaron todos los parámetros medidos. Estos parámetros son: Densidad Espectral-DE de 0-1Khz, DE de 1-2Khz, DE de 2-3Khz, Valores RMS de señal en Transitorio (T), en estado permanente (P) y RMS de la señal completa. Se tomaron adicionalmente las relaciones P/T y P-T. Se realizó la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA) con todos estos parámetros en las muestras obtenidas. Mediante esta técnica, se prefiere tomar los componentes que generan una mayor varianza para generar los algoritmos de aprendizaje automático. Los resultados del Análisis de Varianza observan en la Fig. 8.

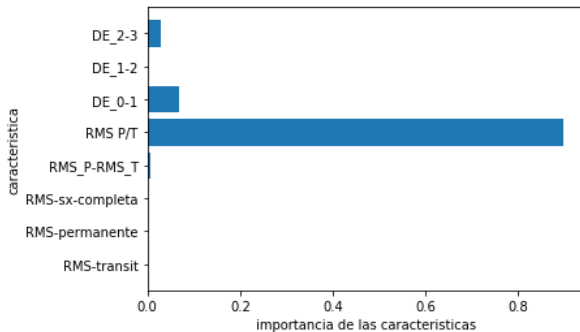


Fig 8. Análisis de Varianza para determinar los Componentes Principales.

En la Fig. 8 se observa que, aunque los parámetros P y T por sí solos no representan mucha variación, la relación P/T es bastante relevante (muy por encima del resto de parámetros), coincidiendo con el análisis de señales realizado en la sección anterior. Sin embargo, se observa también que la Densidad Espectral entre 0 y 1Khz también tiene una varianza significativa. Por tanto, y en concordancia con el análisis de señales de la sección anterior, se decidió que se tomarían en cuenta sólo los parámetros de valor RMS de régimen permanente y de régimen transitorio con el fin de simplificar el árbol de decisión. Así, el árbol de decisión obtenido se observa en la Fig. 9.

C. Evaluación del algoritmo de clasificación obtenido

El árbol de Decisión arroja el gráfico por zonas de clasificación de la Fig. 10. En él se observan dos grandes zonas con base en los parámetros RMS permanente (P) y RMS transitorio (T), y se observa que las zonas son casi

rectangulares (Azul: con Agua, Marron: Sin Agua), lo que facilita la decisión con base en estos dos parámetros.

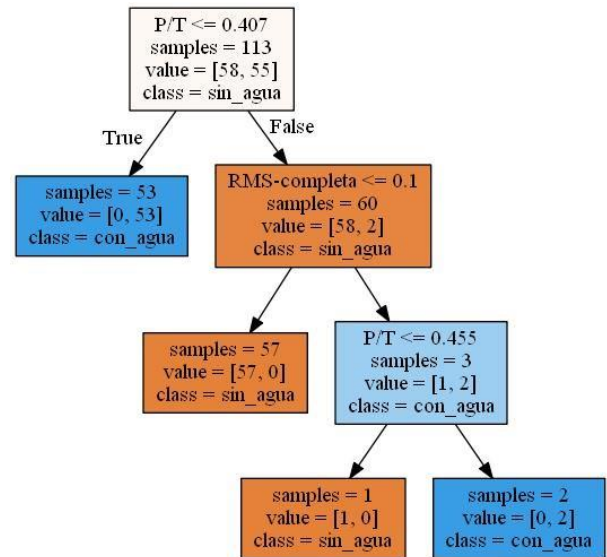


Fig. 9. Árbol de Decisión obtenido con los parámetros del dominio del tiempo.

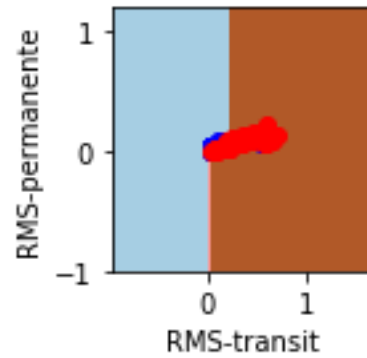


Fig. 10 Gráfico de zonas de clasificación para el árbol obtenido.

En cuanto a la evaluación numérica del algoritmo de clasificación se realizaron pruebas de tipo K-Fold Cross Validation, es decir, validación cruzada de K iteraciones, usando 5 iteraciones, esto debido a que el número de datos es reducido (150 datos). Los resultados de los puntajes para cada iteración fueron: [0.875 0.75 0.875 1.0.85714286], con una media de 0.8714285714285713. El resultado indica que en media se obtuvo una clasificación correcta en el 87,14% de los casos.

Posteriormente, mediante una nueva prueba, se obtuvo la matriz de confusión, la cual nos permite calcular parámetros como la sensibilidad, la exactitud, la precisión y la especificidad. Los datos obtenidos para la matriz de confusión, teniendo en cuenta que se tomó una muestra aleatoria de 38 datos para prueba, fueron:

- tn= 20 (verdaderos negativos)
- fp= 1 (falsos positivos)
- fn= 1 (falsos negativos)
- tp= 16 (verdaderos positivos)

Dando como resultado los siguientes parámetros para el algoritmo de clasificación:

sensibilidad= 0.9411764705882353

exactitud= 0.9473684210526315

precisión= 0.9411764705882353

especificidad= 0.9523809523809523

En conclusión, tomando en cuenta los dos tipos de evaluación numérica, es decir, el algoritmo de validación cruzada con 5 iteraciones y la matriz de confusión, la evaluación del algoritmo de clasificación indica que tiene unas probabilidades aceptables de ser acertado en sus predicciones.

V. CONCLUSIONES

En este artículo se describe el procedimiento seguido para detectar fallas por medio de sonido en una bomba de vacío de una Autoclave, dispositivo utilizado para esterilizar instrumentación quirúrgica mediante alta presión. Para hacer el diagnóstico se utilizaron dos tipos de técnicas, la primera es el uso de análisis de señales clásico, mientras que la segunda técnica fue el uso de Aprendizaje Automático. Ambas técnicas dieron buenos resultados en la detección de fallas mediante el sonido.

Con base en los resultados obtenidos, se ha llegado a varias conclusiones sobre la determinación del estado de falla de las bombas de vacío de anillo líquido ocasionado por la falta de suministro de agua, las cuales se presentan a continuación.

- Aunque el enfoque FDA (Análisis en el dominio de la frecuencia) es ampliamente utilizado y ha mostrado su robustez en el diagnóstico de fallas mecánicas de maquinaria rotativa, en la determinación de la falta de suministro de agua en bombas de vacío resulta más apropiado el enfoque TDA (Análisis en el dominio del tiempo).

- Las fluctuaciones en la intensidad de la señal, bien sea que se deban a cambios en el nivel de amplificación o a atenuaciones producidas a lo largo del sistema de captura de la señal, inciden negativamente en la identificación del estado de falla, por lo que resulta conveniente y casi imperativo hacer una normalización de la señal y, para esto, lo recomendable es tomar como referencia el valor RMS del régimen transitorio.

- La clasificación de las señales por su valor eficaz ofrece un método bastante confiable para hacer la identificación del estado de falla en bombas de vacío de anillo líquido por medio del sonido cuando dicha falla se debe a la falta de suministro de agua.

- Las técnicas de análisis mediante los métodos de minería de datos muestran ser una poderosa herramienta para el desarrollo de algoritmos de diagnóstico. En este proyecto se utilizó la técnica de árboles de clasificación por ser sencilla y potente (siguiendo el principio de la navaja de occam), con la ventaja que permite conocer los parámetros del algoritmo de clasificación. Se demostró que el algoritmo obtenido mediante técnicas de Machine Learning tiene una alta precisión

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan sus agradecimientos a la Universidad Pontificia Bolivariana y a Stericlinic, empresa santandereana dedicada al desarrollo y fabricación de autoclaves, por el apoyo recibido para el desarrollo de la investigación que dio origen a la realización de este artículo.

REFERENCIAS

- [1] Heinz P. Bloch, Fred K. Geitner. Major Process Equipment Maintenance and Repair, Chapter 3. Ed. Gulf Publishing Company. 1997.
- [2] Heinz P. Bloch, Fred K. Geitner. Machinery failure analysis and troubleshooting, Chapter 5. Ed. Elsevier. 2012.
- [3] Ahmed Ramadhan Al-Obaidi. Elsevier, Heliyon. Investigation of effect of pump rotational speed on performance and detection of cavitation within a centrifugal pump using vibration analysis5 (2019) 1-19.
- [4] Renhui Zhang, Guangqiang Guo. Experimental study on gas-liquid transient flow in liquid-ring vacuum pump and its hydraulic excitation. Elsevier, Science Direct, Vacuum 171 (2020), 1-8.
- [5] Jian-Hua Zhong, Pak Kin Wong, Zhi-Xin Yang. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple probabilistic classifiers. Elsevier, Science Direct, Mechanical Systems and Signal Processing 108 (2018) 99-114.
- [6] Katsuhiko Shibata, Atsushi Takahashi and Takuya Shirai. Fault diagnosis of rotating machinery through visualisation of sound signals. Mechanical Systems and Signal Processing (2000) 14(2), 229-241.
- [7] M.G. Droubia, R.L. Reubenb, J.I. Steel. Flow noise identification using acoustic emission (AE) energy decomposition for sand monitoring in flow pipeline. Applied Acoustics 131 (2018) 5-15.
- [8] . Zoltan German-Sallo, Gabriela Strnad. Machinery fault diagnosis using signal analysis. Procedia Manufacturing 32 (2019) 585-590.
- [9] Andrew K.S. Jardine, Daming Lin, Dragan Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 1483-1510.
- [10] Jay Lee, Fangji Wu, Wenyu Zhao, Masoud Ghaffari, Linxia Liao, David Siegel. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications. Mechanical Systems and Signal Processing 42 (2014) 314-334.
- [11] Guo-Yang Yea, Ke-Jun Xua, Wen-Kai Wua. Sensors and Actuators A. Standard deviation based acoustic emission signal analysis for detecting valve internal leakage. 283 (2018) 340-347.
- [12] . John Calhoun, James Moore, Ronald Forni. Stick-Slip Squeal in a Dry Scroll Vacuum Pump 23rd International Compressor Engineering Conference at Purdue, July 11-14, 2016, 1-8.
- [13] Ravindra Birajdar Rajashri Patil, Kedar Khanzode. Vibration and noise in centrifugal pumps - sources and diagnosis methods. 3rd International Conference on Integrity, Reliability and Failure, Porto/Portugal, 20-24 July 2009, Paper Ref: S1163_P0437, 1-12.
- [14] R. Keith Mobley. Google Books. Butterworth-Heinemann. An Introduction to Predictive Maintenance, second edition. (2002).
- [15] M. S. Patil, Jose Mathew, P. K. Rajendra Kumar. Bearing Signature Analysis as a Medium for Fault Detection: A Review. Journal of Tribology, Transactions of the ASME, January 2008, Vol. 130 / 014001-1.
- [16] Manish yadav, Sulochana wadhvani. Vibration analysis of bearing for fault detection using time domain features and neural network. International Journal of Applied Research in Mechanical Engineering, Volume-1, Issue-1, 2011.



Raúl Restrepo Agudelo. Magíster en ingeniería, Universidad Pontificia Bolivariana. Especialista en automatización de procesos industriales, Universidad de los Andes. Ingeniero electricista, Universidad Industrial de Santander. Intereses de investigación: Procesamiento de señales, Comunicaciones por la red eléctrica, Procesamiento del sonido.



Jhon Jairo Padilla Aguilar. Doctor en telemática, Universitat Politècnica de Catalunya. Magíster en informática, Universidad Industrial de Santander. Ingeniero Electrónico y de Telecomunicaciones, Universidad del Cauca. Intereses de investigación: Aprendizaje automático, Ingeniería de tráfico, Comunicaciones móviles, Calidad de Servicio en Internet.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8552-2873>



Jann Nicolás Mayorga. Ingeniero Electrónico, Universidad Pontificia Bolivariana. Intereses de investigación: Automatización.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8200-6155>