

Aplicación del algoritmo de K-NN en la asignación de órdenes de trabajo de mantenimiento correctivo para equipos biomédicos

Applying of K-NN algorithm in the assignment of corrective maintenance work orders for biomedical equipment

DOI: <http://dx.doi.org/10.17981/cesta.03.01.2022.05>

Artículo de investigación científica. Fecha de recepción: 17/11/2021 Fecha de aceptación: 02/03/2022.

Leonardo Antonio Bermeo Varón 

Universidad Santiago de Cali. Cali (Colombia)
leonardo.bermeo00@usc.edu.co

Jhon Edward Vargas Vásquez 

Universidad Santiago de Cali. Cali (Colombia)
jhonvargas@usc.edu.co

Natalia Erazo Benavidez

Servicio Nacional de Aprendizaje-SENA. Bogotá, D.C. (Colombia)
natalia.erazo01@usc.edu.co

Para citar:

L. Bermeo, J. Vargas y N. Erazo, "Aplicación del algoritmo de K-NN en la asignación de órdenes de trabajo de mantenimiento correctivo para equipos biomédicos", *J. Comput. Electron. Sci.: Theory Appl.*, vol. 3, no. 1, pp. 39–47, 2021. <https://doi.org/10.17981/cesta.03.01.2022.05>

Resumen

Introducción— La gestión de mantenimiento de equipos biomédicos en una institución prestadora de servicios de salud es importante, ya que por medio de ésta se pueden determinar diferentes indicadores de gestión, uno de estos indicadores es el tiempo de disponibilidad de la tecnología, el cual depende del tiempo cuando la tecnología se encuentre en algún mantenimiento preventivo programado o en mantenimiento correctivo, lo cual afecta su disponibilidad y en muchas ocasiones no es el adecuado. Estas limitaciones dependen del personal o empresas que ejecutan las intervenciones de los equipos. El aumento de la disponibilidad es fundamental para mejorar aspectos como eficacia, eficiencia y productividad; entre menor sea el tiempo de intervención de los equipos, mayor será la garantía de la prestación y calidad de servicios de salud. Por todo esto, la optimización de este proceso es una tarea indispensable en la gestión de sistemas biomédicos, toda vez, que sea posible mejorar este indicador. En ese sentido, este artículo presenta la optimización para determinar qué personal o empresa es más eficiente el momento de realizar un mantenimiento correctivo específico por medio del algoritmo K-NN usando distancia Euclidiana, sobre el historial de fallas de la Fundación Hospital San Pedro-FHSP de la ciudad de Pasto (Colombia), buscando disminuir el tiempo de indisponibilidad del equipo y la posibilidad de realizar actualizaciones para capacitaciones de personal en áreas específicas de mantenimiento. Los resultados mostraron que el algoritmo de K-NN realiza una clasificación adecuada y determina el personal idóneo para ejecutar labores de mantenimiento con una exactitud de 90%.

Palabras clave— Algoritmo de K-NN; equipos biomédicos; gestión de mantenimiento de equipos biomédicos; gestión tecnológica hospitalaria; mantenimiento correctivo

Abstract

Introduction— The maintenance management of biomedical equipment in a health care institution is relevant to determine different management indicators, one of these indicators is the availability time of the technology, which depends on the time the technology is undergoing scheduled preventive maintenance and corrective maintenance, which affects its availability and is often not adequate. These limitations depend on the personnel or companies that carry out the equipment interventions. Increasing availability is essential to improve effectiveness, efficiency, and productivity. The reduction of equipment intervention time will increase the provision and quality of health services. Thus, the optimization of this process is an important task in biomedical system management. In that sense, this paper presents the optimization to determine which personnel or company is more efficient at the time of performing specific corrective maintenance by the K-NN algorithm using Euclidian distance, on the failure history of the Fundación Hospital San Pedro-FHSP in the city of Pasto (Colombia), in order to reduce the time of unavailability of the equipment and the possibility of making updates for staff training in specific areas of maintenance. The results obtained indicate that the K-NN algorithm is appropriate to perform an adequate classification and determines the personnel/companies to make the corrective maintenance with an accuracy of 90%.

Keywords— Biomedical equipment; corrective maintenance; hospital technology management; K-NN Algorithm; management of maintenance of biomedical equipment

INTRODUCCIÓN

La gestión de mantenimiento de equipos biomédicos es parte fundamental del departamento de ingeniería clínica de las instituciones prestadoras de servicios de salud. Por medio de este sistema de gestión se pueden mejorar aspectos como: seguridad, efectividad, eficiencia y equidad en una institución, toda vez, que con una operación segura de este proceso se logra un apoyo al personal médico, técnico y administrativo de la institución para mantener el control del programa de mantenimiento de equipos biomédicos y sus indicadores de gestión [1]-[4]. Un sistema óptimo de gestión debe contar con un cronograma de mantenimiento activo, donde los indicadores de gestión estén actualizados, con el objetivo de ejecutar acciones en pro de la calidad de la institución. Uno de los indicadores importantes es la capacidad continua de servicio de la tecnología biomédica, esto es, la disponibilidad o tiempo efectivo de uso de los equipos biomédicos en la institución de prestación de servicios de salud [5], [6]. Un factor importante para un indicador de disponibilidad óptimo es la eficiencia de las acciones de mantenimiento correctivo, en el cual están directamente relacionados el personal del departamento de ingeniería biomédica de la institución o las empresas que prestan el servicio de mantenimiento. Es aquí donde el sistema de gestión permite el seguimiento y control del tiempo utilizado en mantenimiento con el objetivo de realizar acciones y mejorar así la disponibilidad de los equipos biomédicos [7]. Adicionalmente, con la eficiencia del mantenimiento, se reduce el impacto de los equipos biomédicos en el ambiente, evita riesgos a trabajadores, y disminuye costos en la producción de residuos y emisiones a la atmósfera [8].

En la gestión de sistemas biomédicos se formulan estrategias y planes para ejecutar sistemas de evaluación, planificación y gestión de tecnologías sanitarias, las cuales están principalmente orientadas al personal o empresas adecuadas para realizar un mantenimiento de forma eficiente y efectiva. Sin embargo, esta tarea no es simple ya que depende de muchas variables como los diferentes equipos biomédicos existentes, su función, incluso su ubicación dentro de una institución de salud, además de que existe poca evidencia científica o mecanismos de evaluación objetivos orientado al servicio de mantenimiento en pro de mejorar el indicador de disponibilidad. El Instituto para la Investigación de los Cuidados de Emergencia-ECRI ha planteado que a pesar de conocerse cuáles son las variables que caracterizan a los proveedores de servicios de mantenimiento y las variables que miden su desempeño, aún no existe una formulación universal que permita establecer la calidad de este servicio [9]. Por ejemplo, investigadores de la Universidad Santiago de Cali-USC (Colombia) [10] realizaron un manual de protocolos para el mantenimiento correctivo con criterios y procesos claramente definidos para mejorar la eficiencia y la eficacia en el momento de presentarse un evento y, expertos de la Universidad del Rosario y el Hospital Universitario de la Samaritana-HUS (Colombia) [11] desarrollaron una caracterización de proveedores de servicios de mantenimiento por medio de la técnica de *clustering*, identificando proveedores más efectivos realizando este tipo de acciones.

La Fundación Hospital San Pedro-FHSP de la ciudad de Pasto (Colombia) presta servicios de mediana y alta complejidad de Nivel III, cuentan con un sistema de gestión de mantenimiento de equipos biomédicos, el cual permite obtener diferentes indicadores de gestión como la disponibilidad de la tecnología, donde se ha detectado que el tiempo esta por encima de la meta de gestión de la institución la cual es de 600 minutos por mes para cada equipo biomédico. Esto se debe principalmente a las acciones correspondientes al mantenimiento correctivo, el cual es variable y que depende exclusivamente del personal o empresas que realizan estas intervenciones.

Adicionalmente, se ha detectado que el sistema de gestión no permite realizar un proceso que le permita establecer donde se encuentran estas deficiencias y de esta forma ejecutar acciones que mejoren la disponibilidad de la tecnología. Una alternativa es realizar un sistema que permita escoger que personal es idóneo para realizar un determinado mantenimiento, esto es un proceso de optimización.

En ese sentido, en este artículo se realiza la evaluación basada en el desempeño del personal del área de ingeniería biomédica y proveedores que prestan servicios de mantenimiento de la institución por medio de la eficiencia del servicio de mantenimiento sobre un historial de fallas de 201 procedimientos, teniendo en cuenta el equipo, tipo de falla, ubicación dentro de la institución y tiempo de la intervención. La evaluación es realizada por medio del algoritmo de K-NN (*K-Nearest Neighbors*) [12] el cual ha demostrado excelente resultados en diferentes procesos de clasificación [13]-[16].

II. DISPONIBILIDAD DE LOS EQUIPOS BIOMÉDICOS

La disponibilidad de los equipos biomédicos es un indicador que permite establecer el tiempo efectivo en el cual los equipos instalados están disponibles para la prestación de servicios de salud. Este indicador esta definido por el porcentaje (%) de horas de parada de los equipos biomédicos que al fallar generan paro en el servicio por periodo de tiempo y se evalúa mediante la relación entre el número total de horas de trabajo pactadas en el cronograma menos horas de parada por mantenimiento (preventivo y correctivo) y las horas de cronograma. Un 100% indica una óptima operatividad se use o no la tecnología, se considera buena disponibilidad superior al 90% [17].

III. ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN K-NN

El método K-NN (*K-Nearest Neighbors*) o k-vecinos más cercanos es un algoritmo de aproximación y clasificación no paramétrico, el cual realiza una clasificación de una base de datos basado en el cálculo de distancias entre una muestra a clasificar y un conjunto de referencia. Es usado como método de clasificación de objetos que consiste en hacer pruebas a través de ejemplos cercanos en un lugar determinado de los elementos K-NN donde se hace una aproximación de los elementos más cercanos [12].

El algoritmo K-NN comprende dos etapas: (i) etapa de parametrización en donde el algoritmo busca una combinación de parámetros óptimos y, (ii) la etapa de prueba o aplicación que, ante nuevos datos, el algoritmo clasifica y asigna una clase de acuerdo con parámetros anteriormente obtenidos [12].

K-NN tiene un conjunto de referencia, una instancia a clasificar y un vector en donde se identifican las posibles clases del conjunto de datos. Luego de identificar las clases se calcula la distancia con los nuevos datos a clasificar, seleccionando las k instancias más cercanas para clasificar. Finalmente agrega los resultados obtenidos con las k seleccionadas para así obtener los datos deseados [12]. La [Tabla 1](#) describe el pseudocódigo del algoritmo K-NN basado en distancia euclidiana.

TABLA 1.
SEUDOCÓDIGO K-NN DISTANCIA EUCLIDIANA.

1. Cargar la base de datos.
2. Inicializar k.
3. Para cada ejemplo en la base de datos: a) Calcule la distancia con (1) entre el ejemplo y cada miembro de la base de datos. b) Ordene la distancia de cada miembro en orden ascendente de la más pequeña a la más grande. c) Seleccionar los “k” elementos más cercanos (con menor distancia). d) Realizar una “votación de mayoría” entre los k puntos.
4. Escoger el mejor según la distancia.

Fuente: Autores.

IV. METODOLOGÍA

A. Bases de Datos

Se utilizó la información correspondiente a la solicitud orden de trabajo en un periodo de 6 meses de 201 mantenimientos correctivos de equipos biomédicos de forma aleatoria de la Fundación Hospital San Pedro-FHSP. Posteriormente, se realizó la revisión de las hojas de vida de los equipos y el cronograma, analizando si se cumple o no con las actividades pactadas en la gestión de mantenimiento de la institución. Una vez realizado el análisis se realiza una codificación de categorías que determinan la matriz de entrenamiento del algoritmo de clasificación.

B. Entrenamiento y Validación del Modelo

Se implementa el algoritmo de clasificación K-NN supervisado basado en la distancia Euclidiana, como se describe en (1), para determinar quien debería ser el responsable del mantenimiento correctivo en el momento de presentarse fallas de un equipo biomédico. La clasificación tiene dos objetivos: (i) tener el equipo inutilizable el menor tiempo posible y, (ii) permitir realizar capacitaciones y entrenamientos al personal de mantenimiento para disminuir el tiempo de intervenciones a los equipos. Las categorías codificadas para la matriz de entrenamiento son el equipo biomédico, ubicación dentro del hospital, falla encontrada, tiempo de una intervención y responsable del mantenimiento, estas categorías comprenden la información de clasificador para determinar quien debe realizar el mantenimiento eficientemente, optimizando así el indicador de gestión de disponibilidad de los equipos biomédicos.

$$d(x_i, y_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

El modelo se entrenó con el 80% de la base de datos del historial de fallas de 201 reportes de equipos biomédicos intervenidos, analizando la influencia del valor del parámetro k con valores de 1, 2, 5, 10, 15, 20, 30 y 50, una vez se obtienen los valores del parámetro k adecuado, los resultados del entrenamiento son validados con el 20% de datos restantes de reportes de mantenimiento y se realiza el análisis de los parámetros de sensibilidad, especificidad, valores predictivos positivos y valores predictivos negativos de la matriz de confusión.

Posteriormente, una vez se realiza la estructura del modelo se realiza una validación cruzada para observar su desempeño por medio del Error Cuadrático Medio-ECM para 100 repeticiones distribuyendo los datos de forma aleatoria. El modelo se entrenó y validó en el programa informático *RStudio*, entorno desarrollado integrado para el lenguaje de programación *R*. Se utilizaron las librerías *class*, *tidyverse*, *gmodels*, *caret* y *kknn*.

V. RESULTADOS

A, Codificación de la Información

En la [Tabla 2](#), [Tabla 3](#), [Tabla 4](#) y [Tabla 5](#) se presenta la codificación realizada sobre los parámetros de las 201 intervenciones de los equipos biomédicos. Nótese que se designó numeración arábica para cada parámetro, esta información es parte de los datos de entrada para el proceso de clasificación. Es importante mencionar que en la [Tabla 5](#) se designan al personal/empresas responsables del mantenimiento representados por letras (A, B, C, D, E, F, G) en coherencia con la Ley colombiana de protección de datos del 2012 [L1], la cual prohíbe la transferencia de información personal registrados en bases de datos.

TABLA 2.
CODIFICACIÓN DE DATOS PARA LOS EQUIPOS.

Código del Equipo	Equipo
01	Fonendoscopio
02	Electrocardiógrafo
03	Cama Eléctrica
04	Nevera
05	Monitor de Signos Vitales
	Monitor Fetal
06	Video Laringoscopia
	Laringoscopia
07	Centrifuga Refrigerada
08	Tensiómetro Pedestal
	Tensiómetro Pared
	Tensiómetro Digital
	Regulador de Vacío
	Manómetro Vacío
09	Regulador de Oxígeno
09	Equipo de Rayos X
10	Microscopio
11	Autoclave Mixta
12	Bomba de infusión
13	Doppler Fetal
14	Ecógrafo
15	Equipo de Osmosis
16	Lámpara de Fototerapia
	Lámpara Cielítica
17	Tomógrafo
18	Ventilador
	Ventilador de Transporte
19	Agitador de Manzini
20	Incubadora Abierta
	Incubadora de Hemocultivos
	Calefactor
	Cuna de calor radiante
	Incubadora neonatal
Incubadora de transporte	
21	Espectrofotómetro
22	Glucómetro
23	Oxímetro de pulso
24	Succionador
25	Lámpara cuello de cisne
26	Pipeta automática
27	Equipo de órganos

Fuente: Autores.

TABLA 3.
CODIFICACIÓN DEL ÁREA DE TRABAJO.

Código de área	Área
01	UCI
	UCI Neonatal
02	Hospitalización Quirúrgicas Bloque B
	Quirúrgicos Bloque B
	Quirúrgicos cuidados especiales
03	Urgencias
04	Imagenología
	Tomografía
05	Medicina Interna
06	Laboratorio clínico
	Banco de sangre
07	Central de esterilización
08	Ginecología y obstetricia
09	Sala de partos
10	Consulta externa
11	Quirófanos

Fuente: Autores.

TABLA 4.
CODIFICACIÓN DE CATEGORÍAS DE MANTENIMIENTO.

Código Categoría	Categoría
01	Equipo no enciende.
02	Equipo no funciona.
03	Necesita calibración.
04	Equipo necesita repuesto.
05	Equipo presenta error.
06	Revisión de equipo/Presenta fallas.
07	N/A.
08	Equipo se encuentra dañado/roto.

Fuente: Autores.

TABLA 5.
CODIFICACIÓN PARA RESPONSABLES DEL MANTENIMIENTO.

Código Técnico	Personal/Empresa
01	A
02	B
03	C
04	D
05	E
06	F
07	G

Fuente: Autores.

B. Entrenamiento y Validación por medio de K-NN

En la [Fig. 1](#) se observa la exactitud de los modelos entrenados con valores de $k = 1, 2, 5, 10, 15, 20, 30$ y 50 . Nótese que para $k = 1$ presenta una exactitud de 90%. En la medida que el valor de k aumenta el valor de la exactitud disminuye hasta valores alrededor del 40%.

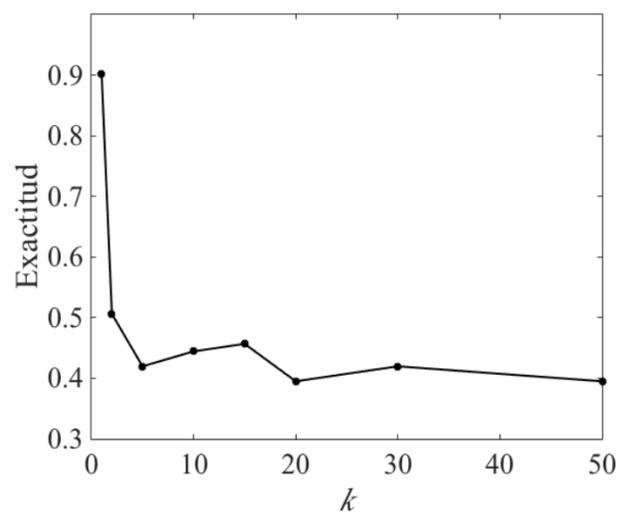


Fig 1. Evolución del valor de la exactitud con respecto a k .
Fuente: Autores.

Una vez realizado el análisis con diferentes valores de k , se obtiene y se evalúa la calidad del modelo con $k = 1$ y 15 que presentaron mejor exactitud, el proceso de validación se realizó con el 20 % de los datos separados para validación. La Tabla 6 presenta la matriz de confusión del modelo para $k = 1$. Para este caso, los resultados indican que el modelo tiene la capacidad de predecir con una exactitud del 90%. La Tabla 7 presenta los valores de especificidad, sensibilidad y valores predictivos negativos y positivos del resultado de validación. Se observa que clases B, C y D tienen una alta precisión y sensibilidad, esto significa que detectan bien la clase y es altamente confiable. Las clases A y E tienen valores de precisión y sensibilidad considerados altos, en menor proporción que las clases ya mencionadas, sin embargo, se puede afirmar que detectan bien la clase y es altamente confiable. En el caso de la clase F el modelo tiene alta precisión, pero con baja sensibilidad, esto es que el modelo no detecta bien la clase, pero cuando lo hace es altamente confiable. La clase G no tiene valores para validar. Para el caso de la especificidad y los valores predictivos negativos se observa que son valores altos, esto significa que su capacidad de discriminar los casos negativos es muy buena.

TABLA 6.
MATRIZ DE CONFUSIÓN.

		Observación						
		A	B	C	D	E	F	G
Predicción	A	7	0	0	0	1	0	0
	B	0	2	0	0	0	0	0
	C	1	0	12	0	0	0	0
	D	0	0	0	1	0	0	0
	E	0	0	0	0	8	1	0
	F	0	0	0	0	0	6	0
	G	0	0	0	0	0	1	0

Fuente: Autores.

TABLA 7.
PARÁMETROS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN ($k = 1$).

	A	B	C	D	E	F	G
Sensibilidad	0.8750	1.0000	1.0000	1.0000	0.8889	0.7500	NA
Especificidad	0.9688	1.0000	0.9643	1.0000	0.9677	1.0000	0.9750
Val. Pred. Pos.	0.8750	1.0000	0.9231	1.0000	0.8889	1.0000	NA
Val. Pred. Neg.	0.9688	1.0000	1.0000	1.0000	0.9677	0.9412	NA

Fuente: Autores.

La Tabla 8 presenta los parámetros de la matriz de confusión del modelo entrenado con $k = 15$. Los resultados indican que el modelo tiene la capacidad de predecir con una exactitud del 45%. En cuanto a los parámetros se observa que todas las clases a excepción de la clase E tienen muy baja precisión y sensibilidad esto significa que no detectan bien la clase y que no es confiable la predicción. La clase E tiene un desempeño aceptable. La clase G

no tiene valores para validar. Para el caso de la especificidad y los valores predictivos negativos se observa que son valores altos, esto significa que su capacidad de discriminar los casos negativos es muy buena.

TABLA 8.
PARÁMETROS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN ($k = 15$).

	A	B	C	D	E	F	G
Sensibilidad	0.2000	0.2500	0.4000	0.0000	0.6250	0.5000	NA
Especificidad	0.9429	0.9722	0.7333	1.0000	0.7500	0.8611	1,0000
Val. Pred. Pos.	0.3333	0.5000	0.3333	NaN	0.6250	0.2857	NA
Val. Pred. Neg.	0.8919	0.9211	0.7857	0.9750	0.7500	0.9394	NA

Fuente: Autores.

La Fig. 2 presenta ECM simple de 100 repeticiones con $k = 1$, donde se observa que la estimación de error oscila entre 0.0250 y 2.9750. Estos resultados indican un buen desempeño, revelando que los modelos tienen un ECM bajo. La Fig. 3 presenta el histograma con un promedio de 1.0678 y una desviación estándar de 0.5259. El promedio del ECM es considerado bajo lo que indica que los modelos en promedio tienen buen desempeño. Sin embargo, la desviación estándar es considerada alta, esto indica que la relación entre las variables del modelo no es del todo lineal debido a la dispersión del ECM.

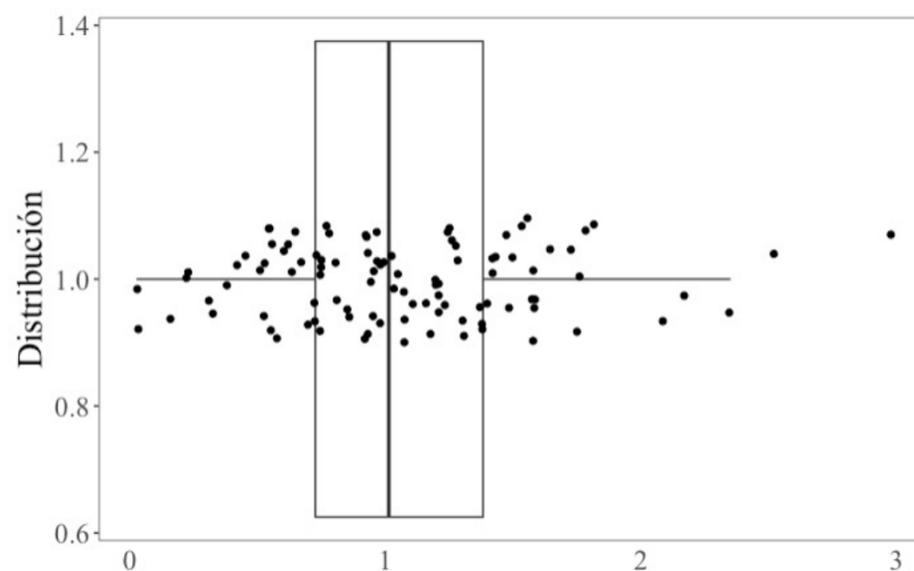


Fig. 2. Distribución del ECM de Validación simple.

Fuente: Autores.

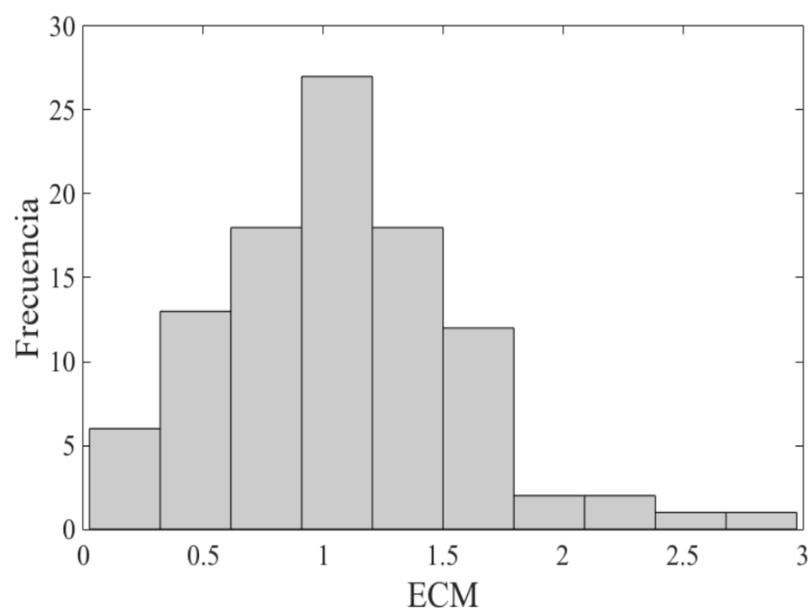


Fig. 3. Histograma del ECM para las 100 repeticiones.

Fuente: Autores.

El modelo realiza la clasificación por medio de K-NN basado en un historial de fallas de 201 procedimientos en la institución en función de las características de tiempo de respuesta del mantenimiento correctivo, área, ubicación y problemas más recurrentes de los equipos biomédicos. Los resultados permitieron caracterizar el desempeño de los responsables del servicio de mantenimiento de los equipos, y con esta información predecir que personal o empresa es más idóneo para realizar determinado mantenimiento, encontrando una mejora en la prestación de un servicio de calidad. Adicionalmente, los resultados permitirán determinar acciones de entrenamiento y capacitaciones para mejorar los tiempos de atención a un equipo en falla al personal del área de ingeniería biomédica de la institución, evaluando el número de intervenciones que el modelo designa a cada responsable en áreas específicas.

Es importante mencionar que se realizó entrenamiento de otros modelos con una disminución de variables, pero los resultados no indicaron cambios relevantes en cuanto a exactitud y precisión, esto se debe a que la información con menor número de categorías podría pertenecer a más de una clase y que no hay una relación fuerte de las variables con respecto a la salida, esto se confirma observando que el coeficiente de correlación de cada una de las variables con respecto a la salida es bajo, con respecto al equipo biomédico el coeficiente de correlación es -0.133 , para la ubicación de equipo de 0.117 , para el tipo de daño de -0.031 y para el tiempo del mantenimiento de 0.234 el cual presenta la mayor correlación indicando que es el parámetro que más peso tiene sobre el sistema.

Finalmente, este trabajo realiza una contribución adicional a los trabajos presentados [10], los cuales determinan un manual de protocolos para intervención de sistemas biomédicos para mejorar el indicador de disponibilidad, pero no realizan clasificación como en otras investigaciones [11], que realizan una caracterización de proveedores de mantenimiento y determinan acciones para mejorar los indicadores, pero no definen fallas en el momento de ejecutar un mantenimiento.

VI. CONCLUSIONES

El algoritmo K-NN demostró la capacidad que tiene en problemas de clasificación y predicción, en este caso, el modelo suministra datos de la persona/empresas más adecuadas para la intervención en el momento de presentarse una solicitud de mantenimiento correctivo de un equipo biomédico, basándose en el tiempo de respuesta a la solicitud por cada uno de los técnicos/empresas encargadas, su ubicación y área dentro de la institución con una exactitud 90%. Esto permitirá a la institución resolver rápidamente un problema de mantenimiento correctivo, toda vez que la persona o empresa que el modelo predice realicen de forma eficiente el mantenimiento. Adicionalmente, la gestión por parte de institución permitirá realizar capacitaciones al personal que tenga menos frecuencias de mantenimientos ejecutados en pro de disminuir el tiempo de paradas de los equipos y mejorar su disponibilidad.

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan sus agradecimientos a la Fundación Hospital San Pedro (FHSP) de la ciudad de Pasto (Colombia).

REFERENCIAS

- [1] T. Cohen, C. Bakuzonis, S. B. Friedman & R. L. Roa, "Benchmark indicators for medical equipment repair and maintenance," *Biomed Instrumen Technol*, vol. 29, no. 4, pp. 308–321, Jul. 1995. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22107469>
- [2] W. Orozco, G. Narváez, L. Galvis & D. Cano, "Maintenance management in biomedical equipments in the context of the research project cleaner production in the health cluster of Medellín, Colombia", *Rev Ing Bioméd*, vol. 9, no. 18, pp. 15–19, Sep. 2015. Available: <https://revistas.eia.edu.co/index.php/BME/article/view/761>
- [3] E. Rodríguez, A. Miguel-Cruz y M. C. Sánchez, "Gestión de mantenimiento para equipos médicos", en *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, vol. 21, no. 1, pp. 59–63, 2001. Disponible en <https://rielac.cujae.edu.cu/index.php/riecac/index>
- [4] T. Cohen, "Validating medical equipment repair and maintenance metrics: a progress report," *Biomed Instrum Technol*, vol. 31, no. 1, pp. 23–32, Jan. 1997. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/22107469>
- [5] M. E. Andrade y J. E. Camacho, "Estructura de departamento de ingeniería y mantenimiento, para instituciones hospitalarias de III nivel en Colombia", *Rev Ing Bioméd*, vol. 12, no. 24, pp. 23–34, Dic. 2018. <https://doi.org/10.24050/19099762.n24.2018.1090>
- [6] Y. David, "Clinical Engineering," in *The Biomedical Engineering Handbook*, 3rd ed., J. Bronzini, Ed. BR, FL, USA: CRC Press LLC, 2006, pp. 74–81.
- [7] N. F. Oshiyama, A. C. Silveira, R. A. Bassani & J. W. Magalhães, "Medical equipment classification according to corrective maintenance data: A strategy based on the equipment age," *Rev Bras Eng Biomed*, vol. 30, no. 1, pp. 64–69, Mar. 2014. Available from <https://www.scielo.br/j/rbeb/a/bZHp4cmfcVQQcMXQt4TZvSF/?lang=en&format=pdf>

- [8] W. Orozco, J. G. Narváez, W. U. García y A. F. Quintero, “Gestión de mantenimiento y producción más limpia en tres instituciones de salud de Medellín, Colombia”, *Rev Ing Bioméd*, vol. 11, no. 21, pp. 21–25, Oct. 2017. <https://doi.org/10.24050/19099762.n21.2017.1168>
- [9] Medical Devices — Application of Risk Management to Medical Devices, *ISO 14971*, International Organization for Standardization-ISO, LDN, UK, 2019. Available: <https://www.iso.org/standard/72704.html>
- [10] D. F. Primero, J. C. Díaz, L. F. García y A. González-Vargas, “Manual para la Gestión del Mantenimiento Correctivo de Equipos Biomédicos en la Fundación Valle del Lili”, *Rev Ing Bioméd*, vol. 9, no. 18, pp. 81–87, Sep. 2015. Available: <https://revistas.eia.edu.co/index.php/BME/article/view/771>
- [11] A. M. Cruz, S. Usaquén-Perilla, N. Vanegas-Pabón y C. Lopera, “Aplicación de técnicas de clustering para caracterizar proveedores de servicios de mantenimiento”, *Rev salud pública*, vol. 12, no. 3, pp. 464–473, May. 2010. <https://doi.org/10.1590/S0124-00642010000300012>
- [12] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. NY, USA: Springer-Verlag, 2006.
- [13] J. F. Moofarry, P. Argüello-Velez & M. Sarria-Paja, “Automatic detection of Parkinson’s disease from components of modulators in speech signals,” *J Comput Electron Sci: Theory Appl*, vol. 1, no. 1, pp. 71–82, Dic. 2020. <https://doi.org/10.17981/cesta.01.01.2020.05>
- [14] Y. Zhang, Y. Xin, Q. Li, J. Ma, S. Li, X. Lv & W. Lv, “Empirical study of seven data mining algorithms on different characteristics of datasets for biomedical classification applications,” *BioMed Eng Online*, vol. 16, no. 1, pp. 1–15, Nov. 2017. <https://doi.org/10.1186/s12938-017-0416-x>
- [15] G. A. Susto, A. Schirru, S. Pampuri, S. McLoone & A. Beghi, “Machine learning for predictive maintenance: A multiple classifier approach,” *IEEE Trans Ind Inform*, vol. 11, no. 3, pp. 812–820, Jun. 2015. <https://doi.org/10.1109/TII.2014.2349359>
- [16] J. Mora-Florez, R. Morales-España y G. Barrera-Cárdenas, “Evaluación del clasificador basado en los k vecinos más cercanos para la localización de la zona en falla en los sistemas de potencia”, *Rev Ing e Investig*, vol. 28, no. 3, pp. 81–86, Sep. 2008. Available: <https://revistas.unal.edu.co/index.php/ingainv/article/view/15124>
- [17] A. M. Cruz, *Gestión tecnológica hospitalaria: Un enfoque sistémico*. BO, CO: Editorial Urosario, 2010. Disponible en <http://repository.urosario.edu.co/handle/10336/11095>
- [L1] *Ley Estatutaria 1581* del 17 de octubre de 2012, por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales. DO: 48587. República de Colombia. Congreso de la República. Disponible en http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1581_2012.html

Leonardo Antonio Bermeo Varón es Ingeniero Electrónico y Magíster en Ingeniería con énfasis en Electrónica de la Universidad de Valle (Colombia). Doctor en Ingeniería Mecánica de la Universidad Federal de Rio de Janeiro (Brasil). Actualmente es profesor de tiempo completo del departamento de Ingeniería de la Universidad Santiago de Cali (Colombia). Su área de interés esta relacionada con optimización de procesos aplicados a la ingeniería biomédica, en particular con terapias alternativas para el cáncer, órtesis y prótesis e ingeniería clínica. <https://orcid.org/0000-0002-8078-716X>

John Edward Vargas Vásquez es Ingeniero Biomédico y Magíster en Ingeniería de la Universidad Autónoma de Occidente (Colombia). Actualmente es profesor de tiempo completo y director de Bioingeniería de la Universidad Santiago de Cali (Colombia). Sus líneas de investigación están enfocadas en bioinstrumentación, diseño y desarrollo de dispositivos médicos, procesamiento digital de señales y espectroscopia aplicada. <https://orcid.org/0000-0001-8912-025X>

Natalia Erazo Benavidez es Bioingeniero de la Universidad Santiago de Cali (Colombia). Actualmente esta desarrollando estudios en mantenimiento de equipos biomédicos en el en el CEET, Servicio Nacional de Aprendizaje, SENA (Bogotá, D.C., Colombia). Su área de interés esta relacionada con metrología biomédica, gestión tecnológica hospitalaria y gestión ambiental.