

Categorización del estado operativo de material rodante ferroviario mediante el uso de clasificadores automáticos

Enrique Junquera Meana¹, Higinio Rubio Alonso², Alejandro Bustos Caballero³, Enrique Soriano Heras⁴

¹MAQLAB, Universidad Carlos III de Madrid, España. Email: enrique.junquera@alumnos.uc3m.es

²MAQLAB, Universidad Carlos III de Madrid, España. Email: hrubio@ing.uc3m.es

³MAQLAB, Universidad Nacional de Educación a Distancia, España. Email: albusters@ind.uned.es

⁴MAQLAB, Universidad Carlos III de Madrid, España. Email: esoriano@ing.uc3m.es

Resumen

En el presente trabajo, se estudiará la aplicación de técnicas de aprendizaje automático a señales vibratorias, obtenidas de un eje ferroviario en un banco de ensayos, mediante el uso de algoritmos de árboles de decisión, para la detección y clasificación de fallos. Una vez seleccionados los hiperparámetros característicos de cada señal, se someten a ensayos de validación por parte de los algoritmos con el objetivo de validar el modelo seleccionado. Finalmente, con el presente trabajo se pretende demostrar que los algoritmos de árboles de decisión son una herramienta válida y eficaz en el análisis de señales vibratorias, tanto para la detección como para la clasificación de fallos, con niveles de eficacia en la clasificación superiores al 95%.

Palabras clave: Árboles de decisión; machine learning; vibraciones; industria 4.0; mantenimiento ferroviario

Abstract

In this work, will be studied use of machine learning techniques to vibration signals, obtained from a railway axle in a test bench, by using decision tree algorithms, for faults detection and classification. Once characteristic hyperparameters of each signal have been selected, they are subjected to validation tests by the algorithms with the aim of validating the selected model. Finally, this work goal is to demonstrate that decision tree algorithms are a valid and effective tool in the analysis of vibration signals, both for the detection and classification of faults, with efficiency levels in classification greater than 95 %.

Keywords: decision trees; machine learning; vibrations; industry 4.0; railway maintenance

1. Introducción

En la actualidad nos encontramos en la plena expansión de la denominada Cuarta Revolución Industrial o Industria 4.0 que se trata, fundamentalmente, de la integración de sensores avanzados que recogen en tiempo real todo tipo de información que, posteriormente, es procesada y analizada por software de forma que se optimiza la toma de decisiones.

La constante evolución por una parte del hardware que permite el tratamiento y almacenamiento de cada vez mayores cantidades de información y del software que, análogamente, permite la realización de cálculos

complejos con la intervención de cada vez mayores volúmenes de datos en tiempos más reducidas, combinación de ambos elementos que han dado lugar a la denominada Inteligencia Artificial (IA, por sus siglas en inglés) que se trata, en esencia, del desarrollo de técnicas y metodologías que simulan el funcionamiento del cerebro humano para el análisis de información.

La utilización de estas técnicas en el sector ferroviario puede suponer no solo un significativo aumento de la seguridad de operación sino también un incremento de

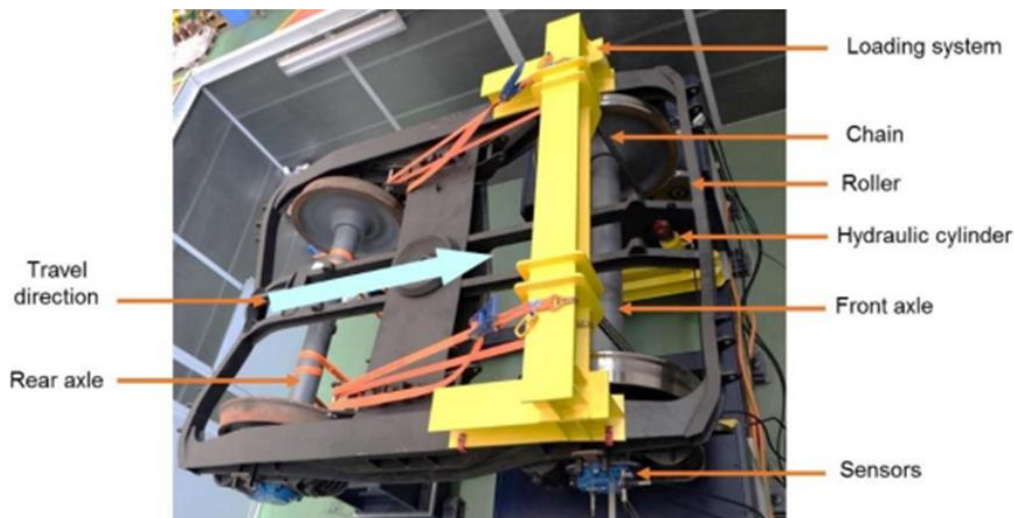


Figura 1. Banco de ensayos de bogies. Fuente: elaboración propia.

la eficacia del mantenimiento predictivo y una considerable reducción del total de costes que engloban la operativa del sector.

En el presente artículo se muestra un estudio de la aplicación de técnicas de aprendizaje automático a señales vibratorias, obtenidas en un banco de ensayos en el que se han sometido a ensayo bogies ferroviarios [1] como se detallará más adelante.

En el momento actual la Inteligencia Artificial está experimentando una gran expansión y desarrollo y en la ingeniería, en particular, [2], siendo objeto de un uso cada vez más amplio en los ámbitos de la ingeniería.

Entre los métodos y técnicas de inteligencia artificial [3], en el estudio realizado en este artículo se utilizan los árboles de decisión, herramienta adecuada para la clasificación [4] de información, como en este caso, y son susceptibles de uso de técnicas de mejora y simplificación para evitar la posibilidad de sobredimensionamiento [5].

Dentro del campo de la Inteligencia Artificial, Machine Learning es la disciplina que permite a los ordenadores identificar patrones analizando grandes cantidades de datos [6] y, por tanto, mediante el uso de algoritmos, ser capaces de realizar predicciones con o sin intervención humana en el proceso [7]; se identifican por tanto los modelos como primarios, híbridos y avanzados de acuerdo con la forma de entrenamiento del modelo [8] de este modo, el modelo puede ser de tipo supervisado [9], cuando los datos que se proporcionan son parejas entrada-salida en los que se conoce el resultado final, por lo tanto, el modelo es entrenado con parte de los datos disponibles y con el

resto de los datos se realiza la comprobación de la eficacia del modelo.

Entre los diversos modelos de Machine Learning supervisados se encuentran los árboles de decisión, que no necesitan métodos de parametrización y presentan una elevada tasa de acierto para la clasificación de datos mediante la separación de características [10] si bien presentan una cierta tendencia al sobreajuste en determinadas condiciones, debido al propio método de trabajo, basado en reglas de división de los datos mediante particiones del espacio de predicciones entre regiones mediante indicadores propios estadísticos [11], habiendo sido desarrollados métodos para la simplificación de los modelos desarrollados [5] y también para la optimización tanto del modelo como de las aplicaciones al análisis de datos [12].

La flexibilidad de los modelos así diseñados permiten su uso para minado de datos, *Data Mining*, [13] que pueden ser combinados con otros modelos y métodos o utilizados independientemente.

La aplicación utilizada para los cálculos desarrollados en el artículo mediante el uso de árboles de decisión es Matlab [14], que permite el ajuste de características y parámetros para un computo ajustado.

2. Metodología

En el desarrollo del proyecto se han utilizado una serie de señales vibratorias de ejes ferroviarios que presentaban defectos frente a un eje que no presentaba defecto ninguno.

Las señales así obtenidas una vez recogidas y almacenadas se procesaron posteriormente, utilizando las dos técnicas habituales de procesamiento de señales, la envolvente de la señal y la densidad espectral de potencia (PSD) para, mediante la aplicación MATLAB, extraer las características de las señales tanto en el dominio del tiempo como de la frecuencia y, finalmente, se realizaron ensayos con dichas características con algoritmos de árboles de decisión, como se detalla a continuación.

2.1. Adquisición de señales vibratorias

La adquisición de señales vibratorias se ha llevado a cabo en el banco de ensayos para bogies, el bogie está montado sobre parejas de rodillos. Se dispone un sistema de carga accionado mediante cilindros hidráulicos. El sistema de medida está compuesto por 3 acelerómetros montados sobre cada caja de grasa del eje, correspondientes a las direcciones espaciales (vertical, axial y longitudinal, correspondiente al sentido de la marcha).

En la **Figura 2** se representa de forma esquemática el eje y los defectos dispuestos, así como las orientaciones espaciales de las mediciones.

Por otra parte, en la **Figura 2** se representa de forma esquemática el eje y los defectos dispuestos, así como las orientaciones espaciales de las mediciones.

2.2. Definición de los ensayos

Para la adquisición propiamente dicha de las señales se ha contado con el siguiente instrumental se utilizaron acelerómetros, de tipo piezoeléctrico, debido a la baja variación que presentan frente a interferencias de tipo electromagnético. Los acelerómetros usados en estas medidas son del modelo CMSS-RAIL-9100, de uso industrial, fabricados por SKF. En la Tabla 1 se muestran las características de este tipo de acelerómetro.

En el banco de ensayos se disponen los acelerómetros en las cajas de grasa del primer eje, en las direcciones de referencia: axial, longitudinal y vertical. Para la realización del trabajo solo se consideraron las señales registradas por los acelerómetros verticales.

Tabla 1. Características del acelerómetro

Característica	unidades
Sensibilidad	10,2mV (m/s ²)
Rango de medida	± 490 m/s ²
Rango de frecuencia	0,52-8 kHz
Rango de temperatura	-54 - 121 °C
Dimensiones (LxAxAlt)	41,9x18,8x21x5 mm

Fuente: elaboración propia

Los ensayos se realizaron a una velocidad de 50 km/h y con una carga aplicada de 10 toneladas, correspondiente al 50% de la carga total axial soportable.

Los defectos en el eje se han realizado mediante un mecanizado circular en el centro del eje, de forma que se definieron 4 estados, de acuerdo con el defecto provocado, en relación con la profundidad del mismo.



Figura 2. Representación esquemática del eje y de los defectos. Fuente: MAQLAB

Tabla 2. Caracterización de los defectos en el eje

Clase	Profundidad del defecto (mm)
Eje Sano (D0)	0,0
Defecto 1 (D1)	5,7
Defecto 2 (D2)	10,9
Defecto 3 (D3)	15,0

Fuente: elaboración propia

Los parámetros del muestreo de señales se han configurado de forma de que se obtiene una información representativa, como se muestran a continuación.

- Frecuencia de muestreo: 12800 Hz.
- Tiempo adquisición: 1,28 s.
- Número de puntos N: 16384 (2¹⁴)

Los datos así obtenidos constituyen una muestra significativa que permite abordar el estudio.

2.3. Elaboración de los ensayos

Las señales una vez obtenidas son procesadas y así se obtienen los hiperparámetros que son objeto de análisis en este artículo; para el dominio de la frecuencia se hace uso de la densidad de potencia espectral PSD.

Para los ensayos se seleccionan los datos obtenidos por los acelerómetros de orientación vertical en cada uno de los extremos del eje.

Para cada señal se obtuvieron los siguientes hiperparámetros:

- Valor de RMS para el dominio del tiempo y de la frecuencia.

- Valor de pico para dominio del tiempo y de la frecuencia.
- Valor de pico a pico para el dominio del tiempo y de la frecuencia.
- Factor de cresta para el dominio del tiempo.
- Valor promedio para el dominio del tiempo.

Con los datos obtenidos anteriormente se emplearon varios criterios de clasificación: utilizando un único hiperparámetro o empleando combinaciones de dos o más hiperparámetros.

Para evaluar el rendimiento de cada simulación se extraen las matrices de precisión de cada predicción y se definen asimismo las curvas ROC.

El software MATLAB ofrece varios modelos de clasificadores y, entre ellos, 3 tipos árboles de decisión. En la realización de este artículo se ha optado por el uso de *Fine Tree* (Figura 3) al permitir el manejo de un elevado número de variables de interpretación y, así, la división y selección se basa en criterios más ajustados.

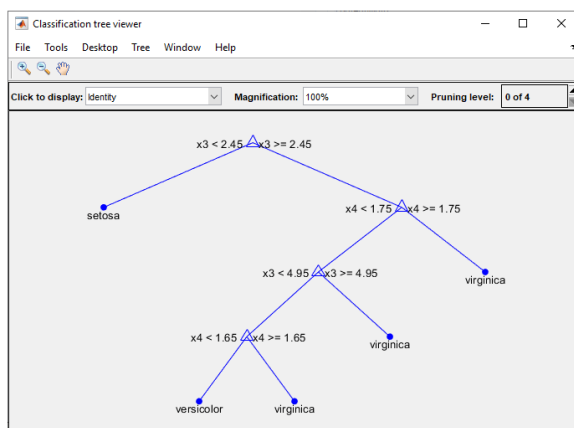


Figura 3. Distribución esquemática de árboles de clasificación de tipo Fine Tree. Fuente: MATLAB.

3. Procesamiento de datos y resultados

Obtenidas las señales vibratorias, según se indicó en la metodología, se procesan y se realizan los análisis en tiempo y en frecuencia, calculando los hiperparámetros seleccionados y, también, los espectros de potencia convencionales y los espectros de potencia de la envolvente.

A modo de ejemplo, en la Figura 4 se muestra la representación de una de las señales adquiridas en el dominio temporal.

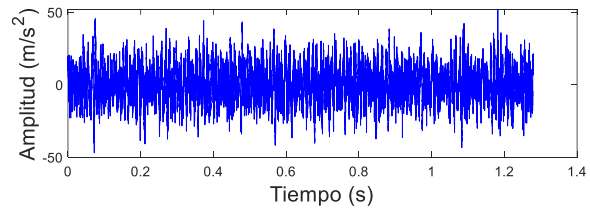


Figura 4. Ejemplo de señal vibratoria en el dominio temporal. Fuente: elaboración propia.

El software MATLAB permite el procesado de las señales adquiridas para posteriormente realizar los análisis necesarios para su clasificación, así como la extracción de características y el cálculo de los hiperparámetros correspondientes.

Aplicando el algoritmo de la transformada rápida de Fourier (FFT) se obtiene, para cada señal, el espectro de potencia de la señal (PSD). En la Figura 5 se ilustra, a modo de ejemplo, el espectro de potencia correspondiente a la señal mostrada en la Figura 4.

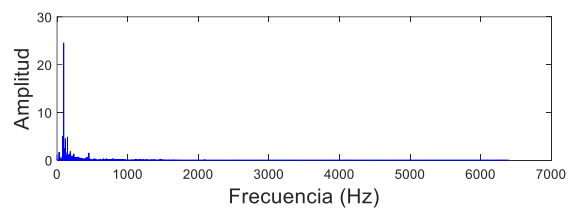


Figura 5. Espectro de Potencia de la señal de la Figura 3. Fuente: elaboración propia

3.1. Entrenamiento de los modelos

Una vez obtenidos los hiperparámetros en el dominio del tiempo y de la frecuencia, se clasifican y agrupan en tablas para su procesamiento por la aplicación.

Para configurar el clasificador se selecciona el método de validación cruzada o *cross-validation*, consistente en agrupar los datos de partida en varios grupos o paquetes, un grupo se utiliza inicialmente para el entrenamiento propiamente dicho del clasificador, un segundo grupo que se utiliza para validar y el resto de la información se utiliza para el análisis propiamente dicho.

Para este trabajo se considera el método de validación cruzada, con una división de los datos en 5 paquetes, 1 de entrenamiento, 3 de análisis y 1 para validación. El criterio de división utilizado en los nodos es el Índice de diversidad de Gini, el índice o coeficiente de diversidad de Gini mide la pureza de un nodo, es decir, la probabilidad de no obtener el mismo resultado a partir de dos registros y, por tanto, con el valor más próximo posible a 1, para asegurar que cada nodo

contenga una sola clase. Se empleará un máximo de 100 divisiones.

Una vez procesada toda la información por el sistema de Machine Learning, los ensayos se obtuvieron las matrices de confusión, que muestran el valor obtenido frente al valor real en cada caso, y las curvas ROC, para mostrar el grado de precisión del modelo.

3.2. Resultados

Inicialmente, se entrena el modelo mediante un único hiperparámetro para, posteriormente, realizar combinaciones entre hiperparámetros, distinguiendo entre los dos extremos del eje, denominados A (lado izquierdo, según la dirección de la marcha) y B (lado derecho).

En la Tabla 3 se recogen los resultados obtenidos de tasa de acierto del clasificador para cada hiperparámetro, analizado individualmente, durante los entrenamientos, tanto para el lado izquierdo como derecho, y en cada caso para el dominio del tiempo y el dominio de la frecuencia:

Tabla 3. Resultados de la eficacia del clasificador para variable única

Hiperparámetro	Eficacia (%)
Valor promedio (t)	
A	43,2
B	33,1
Factor de Cresta (t)	
A	44,6
B	42,6
Valor de pico a pico (t)	
A	57,1
B	50,7
Valor de pico (t)	
A	34,4
B	34,4
Valor RMS (t)	
A	68,9
B	70,6
Valor RMS (f)	
A	79,4
B	83,9
Valor de pico a pico (f)	
A	57,1
B	50,7
Valor de pico (f)	
A	35,1
B	35,1

Fuente: elaboración propia

En la Figura 6 se muestran, como ejemplo, los valores obtenidos en la matriz de confusión. en el caso del Factor de Cresta para el caso A.

True Class	D1	D2	D3	ES
	7	15	16	14
	11	43	8	10
	20	5	62	17
ES	12	13	27	16
Predicted Class				

Figura 6. Matriz de confusión, número de observaciones para el factor de cresta, A.

True Class	D1	D2	D3	ES
	14.0%	19.7%	14.2%	24.6%
	22.0%	56.6%	7.1%	17.5%
	40.0%	6.6%	54.9%	29.8%
ES	24.0%	17.1%	23.9%	28.1%
Predicted Class				

PPV	14.0%	56.6%	54.9%	28.1%
FDR	86.0%	43.4%	45.1%	71.9%
Predicted Class				

Figura 7. Matriz de confusión, tasas de acierto y error de las predicciones para el factor de cresta, A

True Class	D1	D2	D3	ES		
	13.5%	28.8%	30.8%	26.9%	13.5%	86.5%
	15.3%	59.7%	11.1%	13.9%	59.7%	40.3%
	19.2%	4.8%	59.6%	16.3%	59.6%	40.4%
ES	17.6%	19.1%	39.7%	23.5%	23.5%	76.5%
Predicted Class					TPR	FNR

Figura 8. Matriz de confusión, tasas de verdaderos aciertos y falsos error de las predicciones para el factor de cresta, A

Por último, se muestra a continuación una de las curvas ROC que muestran de forma gráfica el resultado del análisis; en la Figura 9 se muestra el resultado característico en este caso y al estar los resultados por debajo de la diagonal se concluye que la eficacia o sensibilidad del método es pobre y, por tanto, inadecuado.

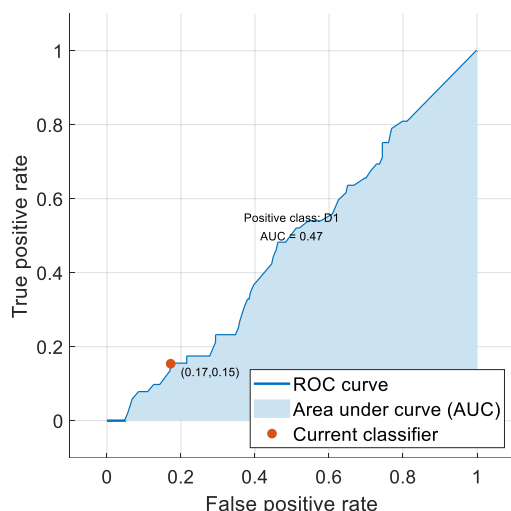


Figura 9. Una de las curvas ROC asociada para el factor de cresta, A.

En la Tabla 4 se recogen los datos de la eficacia obtenida en los ensayos realizados utilizando para el entrenamiento de los modelos todas los hiperparámetros para los dominios del tiempo y de la frecuencia, posteriormente todos los hiperparámetros en cada lado del eje y, finalmente, todos los datos obtenidos por los sensores.

Tabla 4. Tabla de eficacia: todos los datos por sensor

Eficacia del Modelo: ensayos con todos los hiperparámetros	
Medición	Eficacia (%)
Combinados (t)	
A	88,5
B	81,4
Combinados (f)	
A	88,9
B	94,9
Eficacia del Modelo: ensayos con todos los hiperparámetros por lado	
Medición	Eficacia (%)
A	91,6
B	97,6
Eficacia del Modelo: ensayos combinando los sensores	
Medición	Eficacia (%)
Con todos los datos	98,3

Fuente: elaboración propia

A continuación, se muestran como ejemplo, las matrices de confusión y curva ROC obtenidos en el caso de todos los datos del lado izquierdo del sentido de la marcha.

Las figuras 10 a 13 representan las matrices de confusión y curva ROC indicadas en el párrafo anterior.

True Class	Predicted Class			
	D1	D2	D3	ES
D1	48			4
D2		70	2	
D3		3	101	
ES	7			61

Figura 10. Matriz de confusión, número de observaciones, lado A.

True Class	D1				
	87.3%			6.2%	
		95.9%	1.9%		
		4.1%	98.1%		
	12.7%			93.8%	
PPV	87.3%	95.9%	98.1%	93.8%	
FDR	12.7%	4.1%	1.9%	6.2%	
		D1	D2	D3	ES
		Predicted Class			

Figura 11. Matriz de confusión, tasas de acierto y error de las predicciones, lado A

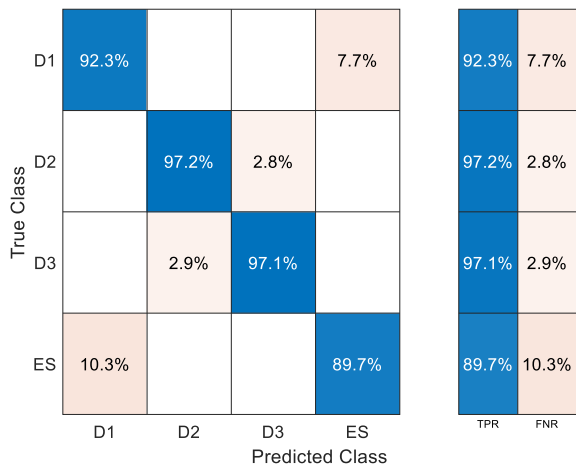


Figura 12. Matriz de confusión, tasas de verdaderos aciertos y falsos errores, lado A

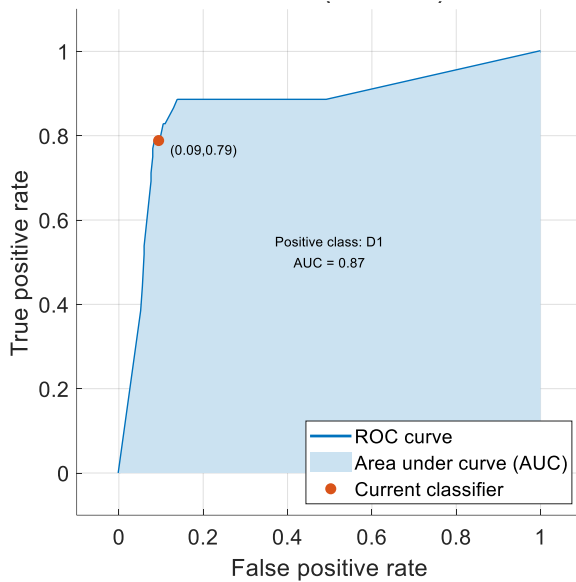


Figura 13. Una de las curvas ROC. Lado A.

Matrices considerando todos los hiperparámetros:

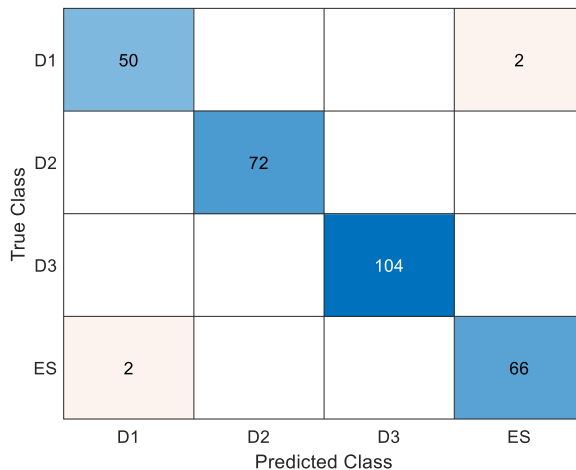


Figura 14. Matriz de confusión, número de observaciones.

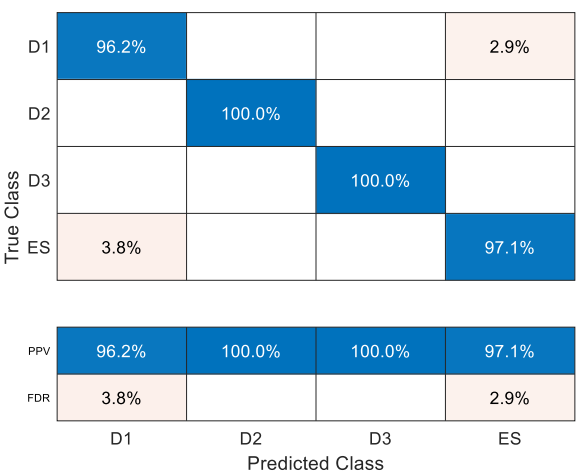


Figura 15. Matriz de confusión, tasas de acierto y error de las predicciones

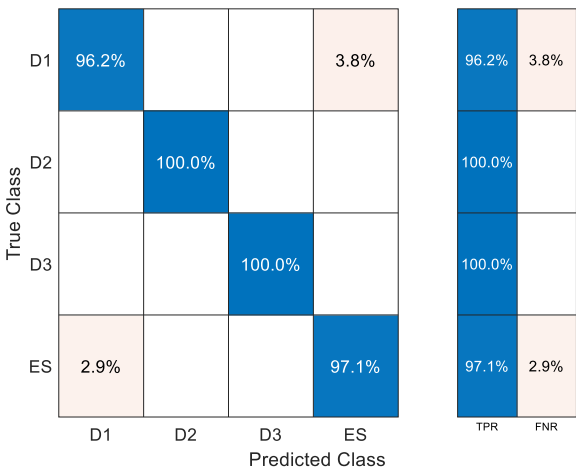


Figura 16. Matriz de confusión, tasas de verdaderos aciertos y falsos errores

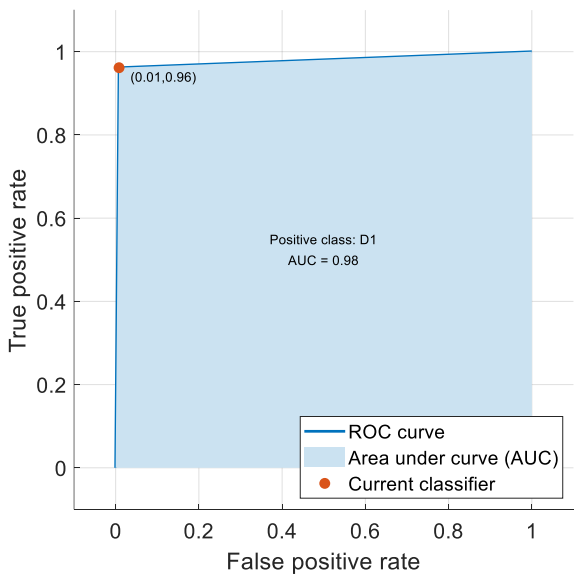


Figura 17. Curva ROC asociada.

4. Conclusiones

En el presente artículo se analiza la viabilidad del uso de árboles de decisión para la categorización del estado operativo de material rodante ferroviario, analizando la información proporcionada por sensores vibratorios.

Como primera conclusión, derivada de los resultados obtenidos con el análisis basado en un único hiperparámetro, se puede afirmar que los resultados no son aceptables por el bajo nivel de la tasa de acierto, excepto en el análisis basado en el valor RMS, que si bien significativo, por estar por encima del 80% de acierto, es insuficiente.

Posteriormente se realiza el análisis considerando diversas combinaciones de hiperparámetros exceptuando el valor RMS obteniendo unos resultados similares al uso de un único valor.

Considerados en los modelos ambos extremos del eje, lados derecho e izquierdo según el sentido de avance y entrenando los algoritmos con combinaciones de hiperparámetros, en los que se incluye siempre al valor RMS, los resultados son significativos al superar la tasa de acierto el 90% siendo, por tanto, valores de alta fiabilidad y que demuestran la validez de los algoritmos de árboles de decisión.

Finalmente se procede al uso de todos los hiperparámetros obtenidos, combinando los datos registrados por todos los sensores, alcanza tasa de acierto del 98% en las predicciones, por tanto, con los hiperparámetros de las señales vibratorias obtenidas por los sensores es posible determinar con una reducida tasa de error los defectos presentes en el objeto de ensayo.

A la vista de los resultados, el uso de los árboles de decisión para la categorización del estado operativo del material rodante ferroviario mediante el análisis de las señales vibratorias recogidas mediante sensores son un método de elevada eficacia

5. Agradecimientos

Los autores quieren agradecer al Gobierno de España por su colaboración, esta investigación fue financiada por MCIN/AEI/10.13039/501100011033, número de subvención MC4.0 PID2020-116984RB-C21-C22.

6. Referencias

[1] Z. Kalengayi, H. Rubio, A. Bustos, C. Castejon, J. Meneses, y J. C. García-Prada, “Desarrollo de una metodología de detección de grietas de fatiga en ruedas ferroviarias basada en el análisis de frecuencias

naturales”, *Técnica Industrial*, n.º 320, pp. 46-53, jul. 2018.

[2] Y. Huang, J. Li, y J. Fu, “Review on Application of Artificial Intelligence in Civil Engineering”, *CMES-Comp. Model. Eng. Sci.*, vol. 121, n.º 3, pp. 845-875, 2019.

[3] S. J. Russel y Norvig, Peter, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th US. Pearson Education Limited, 2021. [en línea]. Disponible: <https://aima.cs.berkeley.edu/>

[4] “A survey of decision tree classifier methodology | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore”. [en línea]. Disponible: <https://ieeexplore.ieee.org/document/97458>

[5] J. R. Quinlan, “Simplifying decision trees”, *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 27, n.º 3, pp. 221-234, sep. 1987.

[6] J. Qiu, Q. Wu, G. Ding, Y. Xu, y S. Feng, “A survey of machine learning for big data processing”, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2016, n.º 1, p. 67, may 2016.

[7] “Human-in-the-loop machine learning: a state of the art | Artificial Intelligence Review”. [en línea]. Disponible: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-022-10246-w>

[8] S. V. Mahadevkar et al., “A Review on Machine Learning Styles in Computer Vision—Techniques and Future Directions”, *IEEE Access*, vol. 10, pp. 107293-107329, 2022.

[9] T. Bartz-Beielstein, “Supervised Learning: Classification and Regression”, en *Online Machine Learning: A Practical Guide with Examples in Python*, E. Bartz y T. Bartz-Beielstein, Eds., en *Machine Learning: Foundations, Methodologies, and Applications.*, Singapore: Springer Nature, 2024, pp. 13-22.

[10] T. Talaei Khoei y N. Kaabouch, “Machine Learning: Models, Challenges, and Research Directions”, *Future Internet*, vol. 15, n.º 10, Art. n.o 10, oct. 2023.

[11] C. Gambella, B. Ghaddar, y J. Naoum-Sawaya, “Optimization problems for machine learning: A survey”, *European Journal of Operational Research*, vol. 290, n.º 3, pp. 807-828, may 2021.

[12] I. Chikalov, S. Hussain, y M. Moshkov, “Bi-criteria optimization of decision trees with applications

to data analysis”, European Journal of Operational Research, vol. 266, n.º 2, pp. 689-701, abr. 2018.

[13] G. Bakirli y D. Birant, “DTreeSim: A new approach to compute decision tree similarity using re-mining”, Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, vol. 25, n.º 1, pp. 108-125, ene. 2017.

[14] “Árboles de decisión - MATLAB & Simulink - MathWorks España”. [en línea]. Disponible: <https://es.mathworks.com/help/stats/decision-trees.html>