

(02-016) - Proposal for a flexible pavement maintenance management system using artificial intelligence techniques. Application to the A7 highway.

Molinero-Pérez, Noelia ¹; Montalbán-Domingo, Laura ¹; García-Segura, Tatiana ¹; Sanz-Benlloch, Amalia ¹; Pellicer, Eugenio ¹

¹ Universitat Politècnica de València

The inadequate maintenance of the road network accelerates the deterioration of roads, leading to increases in operational costs, CO2 emissions, and road safety risks. The aim of this study is to propose a comprehensive maintenance management system for flexible pavements, using artificial intelligence techniques to enhance efficiency in the management and investment in the conservation of pavements on interurban roads. This system automates the monitoring and evaluation of pavement condition by means of georeferenced images analyzed with advanced machine learning techniques that identify, classify, and quantify pavement deterioration. Additionally, it incorporates a predictive model to forecast the future condition of the pavement, based on the current condition, meteorological and traffic data. Understanding the evolution of pavement deterioration is pivotal in determining an optimal maintenance plan, achieved through a multi-objective optimization considering technical, economic, social, and environmental criteria. Detailing each module with an application on the A-7 highway (P.K. 313+000 to P.K. 326+000), the results reveal two effective planning strategies: adjusting the budget to achieve desired outcomes considering all criteria or planning at minimum cost while limiting deterioration to ensure the integrity of the road network.

Keywords: Pavement management; Pavement maintenance; Pavement distress; Deep learning; Image processing; Multi-objective optimization

Propuesta de sistema de gestión de mantenimiento de pavimentos flexibles con técnicas de inteligencia artificial. Aplicación a la carretera A7.

El mantenimiento inadecuado de la red vial acelera el deterioro de las carreteras, generando aumentos de costes operacionales, emisiones de CO2 y riesgos para la seguridad vial. El objetivo de este estudio es proponer un sistema integral de gestión de mantenimiento para pavimentos flexibles, utilizando técnicas de inteligencia artificial para mejorar la eficiencia en la gestión e inversión en la conservación de pavimentos en vías interurbanas. Este sistema automatiza la monitorización y evaluación del estado del firme mediante imágenes georreferenciadas, analizadas con técnicas de aprendizaje automático, identificando, clasificando y cuantificando deterioros del pavimento. Asimismo, incorpora un modelo de predicción para conocer el estado futuro del pavimento, partiendo del estado actual, datos meteorológicos y de tráfico. La comprensión de la evolución del deterioro es clave para determinar un plan de mantenimiento óptimo, alcanzado mediante una optimización multiobjetivo que considera criterios técnicos, económicos, sociales y ambientales. Detallando cada módulo con una aplicación en la carretera A-7 (P.K. 313+000 al P.K. 326+000), los resultados revelan dos estrategias efectivas de planificación: ajustar el presupuesto para obtener resultados deseados considerando todos los criterios, o planificar a mínimo coste limitando el deterioro para garantizar la integridad de la red vial.

Palabras clave: Gestión de pavimentos; Mantenimiento de pavimentos; Deterioro de pavimentos; Aprendizaje profundo; Procesamiento de imágenes; Optimización multiobjetivo



©2024 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

Correspondencia: Noelia Molinero Pérez noemope@cam.upv.es

Agradecimientos: Esta comunicación forma parte del Proyecto NEUROVIAS, con referencia INNEST/2021/6, financiado por la Agencia Valenciana de la Innovación y por la Unión Europea a través del Programa Operativo del Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) de la Comunitat Valenciana 2014-2020, y el proyecto Re-Sil-Roads, con referencia PID2022-141875OA-I00, financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER Una manera de hacer Europa.

1. Introducción

La red de carreteras presenta un papel fundamental para el desarrollo socioeconómico de un país. Según la Dirección General de Carreteras (DGC, 2022), es de suma importancia priorizar la conservación y rehabilitación de las carreteras, especialmente de los pavimentos, ya que la falta de atención a este aspecto puede ocasionar graves perjuicios a la economía de un país y obstaculizar su desarrollo futuro. De hecho, la Asociación Española de la Carretera (AEC, 2022) ha señalado que el déficit de inversión en mantenimiento está acelerando el deterioro del estado de las vías. Este fenómeno conlleva un aumento del 10% del consumo de combustible, repercutiendo en un aumento de los costes de los usuarios y las emisiones de CO₂ (AEC, 2022). Solo un 14% de las carreteras españolas cumplen con los requisitos para iniciar la transición ecológica exigida por los compromisos internacionales; demandando una inversión de 9.900 millones de euros para satisfacer esta necesidad (AEC, 2022). Ante esta preocupante situación es fundamental implementar una gestión eficiente del mantenimiento de la red de carreteras.

Los sistemas de gestión de pavimentos (SGP) proporcionan el marco necesario para evaluar el estado del pavimento y definir estrategias óptimas para las actividades de mantenimiento con el propósito de optimizar el rendimiento de la red vial y minimizar los fondos necesarios (Chen & Zheng, 2021; Peraka & Biligiri, 2020). Un SGP eficiente debe integrar módulos para la inspección y la evaluación de la condición del pavimento, la predicción del estado del pavimento así como la optimización y toma de decisiones de las acciones de mantenimiento (Donev & Hoffmann, 2020).

Los módulos de inspección de pavimentos y de evaluación de la condición tienen como objetivo determinar el estado del pavimento. Con ese propósito, se distinguen principalmente dos tipos de inspección: inspección mediante auscultación, e inspección visual.

Las técnicas de auscultación utilizan indicadores objetivos obtenidos mediante instrumentos de medición estándar para evaluar el estado del pavimento –Índice Internacional de Rugosidad (IRI), Coeficiente de Rozamiento Transversal (CRT), deflexiones–, requiriendo dispositivos y vehículos especiales, que conllevan un coste elevado de adquisición y uso. Además, estas técnicas no permiten determinar los tipos de daños que existen en el pavimento, y este aspecto es esencial para determinar el tratamiento de mantenimiento adecuado. De modo que, para superar esta limitación, se exigen inspecciones visuales.

La inspección visual se basa en la evaluación, por parte de los técnicos, del estado del pavimento según su aspecto. Los principales inconvenientes de esta técnica residen en la subjetividad, la necesidad de interrumpir el tráfico y el tiempo que requiere. En este sentido, el Índice de Condición del Pavimento (PCI por sus siglas en inglés) es uno de los procedimientos más comunes para realizar inspecciones visuales de forma objetiva. De hecho, la Asociación Española de la Carretera (AEC), insta a la evaluación del estado del pavimento mediante este indicador (AEC, 2020). Este índice permite evaluar el estado del pavimento tanto desde una perspectiva estructural como operativa (García-Segura et al., 2022). El PCI se calcula a partir de la identificación y cuantificación (severidad y cantidad) de 19 tipos de daño del pavimento, obteniendo un índice numérico de 0 a 100, siendo 100 el mejor estado del pavimento (ASTM International, 2020). Durante los últimos años, la inspección y la evaluación del pavimento, han evolucionado hacia la incorporación de técnicas automatizadas de procesamiento de imágenes para hacer más objetiva la evaluación del estado del pavimento (Coenen & Golroo, 2017; Ragnoli et al., 2018), siendo las redes neuronales convolucionales (CNN) las técnicas más avanzadas para identificar y cuantificar los deterioros del pavimento (Llopis-Castelló et al., 2021).

El módulo de predicción del estado tiene como objetivo pronosticar el estado futuro del pavimento según su condición actual y otros factores como el volumen de tráfico, las condiciones meteorológicas o las características del pavimento. En un enfoque a largo plazo, este aspecto es fundamental para identificar el mantenimiento más adecuado en cada momento (Dong et al., 2015; Hassan et al., 2017). En los últimos años, los modelos basados en redes neuronales artificiales (ANN) han aumentado su popularidad para la modelización de la predicción, siendo los modelos más empleados las redes neuronales *feed-forward* (FNN) y las redes neuronales recurrentes (RNN). La gran ventaja de las redes neuronales es la capacidad que tienen de aprender a partir de ejemplos y simular las relaciones entre los datos de entrada y salida, ofreciendo una alta precisión de predicción. Además, la modelización con redes neuronales no requiere una relación detallada entre variables; siendo posible su empleo cuando varias variables influyen en el resultado (Soncim et al., 2019) y, tras un periodo de entrenamiento, se pueden introducir nuevos datos para su evaluación. Sin embargo, se requiere una enorme cantidad de datos para entrenar los modelos y puede resultar complejo tanto el modelado como la interpretación de los resultados.

Por último, los módulos de optimización y toma de decisiones ayudan a determinar las mejores actividades de mantenimiento para cada tramo de la red de carreteras, así como el mejor momento para llevarlas a cabo, todo ello dentro de un presupuesto limitado (De La Garza et al., 2011). Además, los impactos que producen las actividades de mantenimiento de pavimentos en el medio ambiente y la sociedad (Chong et al., 2018) y la necesidad de lograr un desarrollo más sostenible de los sistemas de transporte por carretera han motivado a las agencias a incorporar criterios de sostenibilidad en los módulos de toma de decisiones (Soncim et al., 2019).

Para optimizar la planificación del mantenimiento de la red de carreteras de forma eficiente y sostenible, es necesario tener en cuenta criterios económicos, técnicos, sociales y medioambientales. La dimensión económica es fundamental, y suele abordarse a través de los costes de agencia (coste económico de las actuaciones de mantenimiento) y los costes de usuario (costes de operación de los vehículos y retrasos en los desplazamientos), aunque este último no siempre se contempla debido a la dificultad de obtener resultados precisos, y a la tendencia a dominar el proceso de decisión cuando se considera (García-Segura et al., 2023). A nivel técnico, el comportamiento del pavimento se evalúa principalmente mediante el área entre la curva de comportamiento tras las actuaciones de mantenimiento y la curva de comportamiento sin mantenimiento (Mohamed et al., 2022; Soncim et al., 2018), aunque también es muy común utilizar como restricción el valor mínimo del estado del pavimento (Denysiuk et al., 2017; Priya et al., 2008). El criterio medioambiental más utilizado son las emisiones de CO₂ vinculadas a las actividades de mantenimiento (Mohamed et al., 2022). Aunque los criterios sociales han sido ampliamente desatendidos en la literatura, se consideran algunos relacionados con las molestias generadas a los usuarios o con la seguridad vial (García-Segura et al., 2023).

La planificación del mantenimiento del pavimento de una red de carreteras implica abordar un problema de decisión multicriterio que puede enfocarse desde la perspectiva de la optimización combinatoria. Los algoritmos heurísticos ofrecen la posibilidad de obtener una solución satisfactoria, aunque no necesariamente óptima, a este problema, todo ello con un esfuerzo computacional razonable (Díaz Fernández & Ghaziri, 1996). Algunos ejemplos de algoritmos heurísticos que se han aplicado en el ámbito de la ingeniería civil y la gestión del mantenimiento de pavimentos son: el algoritmo genético, el algoritmo memético, el recocido simulado, la optimización por enjambre de partículas, la optimización por enjambre de luciérnagas y la búsqueda armónica (García-Segura et al., 2017; Gerami Matin et al., 2017). A pesar de las notables diferencias entre los distintos enfoques, todos ellos pretenden combinar la intensificación de la búsqueda, eligiendo acciones que mejoren la evaluación de la función objetivo y la diversificación, adoptando soluciones que, aunque menores, eviten el

estancamiento en óptimos locales (García-Segura et al., 2017). De todos ellos, el algoritmo de recocido simulado (SA) destaca por sus excelentes resultados en la planificación de mantenimiento de pavimentos (García-Segura et al., 2023).

2. Necesidad y objetivos

En la actualidad, en España, la evaluación de la condición del pavimento en las redes interurbanas de carreteras se lleva a cabo mediante auscultación, utilizando dispositivos y vehículos especiales, que conllevan un coste elevado de adquisición y uso. Sin embargo, estas técnicas no permiten identificar la tipología de daño existente en el pavimento, siendo necesaria una inspección visual adicional en el campo. Además, la subjetividad del operario responsable de la inspección y la necesidad de interrumpir el tráfico agregan complejidad al proceso.

Estas limitaciones, junto con el desconocimiento de la evolución del deterioro, conduce a que se realice un mantenimiento reactivo de la red de carreteras, de manera que se actúa sobre una determinada sección de carretera cuando se agota la vida útil del pavimento o cuando se observan niveles significativos de deterioro. Sin embargo, una planificación apropiada del mantenimiento de la red vial debe ser proactiva, anticipando y previniendo problemas antes de que ocurran. Esto implica no solo conocer el estado actual del pavimento sino también comprender como envejece y pierde sus propiedades con el tiempo, lo que permitiría predecir su estado futuro.

Además, una planificación efectiva, no solo se debe priorizar las actuaciones de mantenimiento en función del nivel de deterioro, también debe considerar criterios adicionales como las emisiones, el impacto en los usuarios y la seguridad vial. Por lo tanto, se requiere un enfoque integral de gestión de mantenimiento de pavimentos que aborde a todos estos problemas.

El objetivo principal es proponer un sistema de gestión de mantenimiento de pavimentos en redes interurbanas basado en técnicas de inteligencia artificial, que permita la monitorización, evaluación y predicción de la condición del pavimento, así como la optimización del plan de gestión del mantenimiento. Este sistema se aplicará específicamente a la carretera A-7 entre los puntos kilométricos 313+000 y 326+000.

3. Propuesta de sistema de gestión de mantenimiento de pavimentos

Para realizar una correcta gestión del mantenimiento de las carreteras, no sólo es importante disponer de datos, sino que estos deben estar respaldados por herramientas apropiadas para la predicción del deterioro y para la optimización del plan de mantenimiento con el fin de planificar eficientemente el mantenimiento a corto y largo plazo (Peraka & Biligiri, 2020).

NEUROVIAS es un sistema de gestión de mantenimiento de pavimentos flexibles basado en técnicas de inteligencia artificial que ofrece solución a los diferentes problemas planteados, ya que permite evaluar automáticamente el estado del pavimento a partir de imágenes, predecir el deterioro y optimizar las acciones de mantenimiento con presupuestos restrictivos e incluyendo criterios ambientales y sociales, a parte de los técnicos y económicos. Este sistema se puede dividir en cinco módulos, detallados en los siguientes subapartados: datos de entrada, identificación y cuantificación de daños, evaluación de la condición del pavimento, modelo de predicción del deterioro y optimización multiobjetivo.

NEUROVIAS es el resultado del proyecto de investigación "Monitorización y gestión del mantenimiento predictivo de vías interurbanas mediante técnicas de inteligencia artificial", con referencia INNEST/2021/6.

3.1 Datos de entrada

El primer módulo de NEUROVIAS, correspondiente a los datos de entrada, es imprescindible para el uso de la herramienta.

Por una parte, se necesita la geometría de la red viaria y sus características principales, información de tráfico, así como datos climáticos del entorno. Adicionalmente, si se dispone de información de auscultaciones (IRI, CRT o deflexiones), también puede añadirse.

Por otra parte, se requiere realizar una toma de imágenes del pavimento mediante el sistema de monitorización de NEUROVIAS, el cual se detalla en el módulo de identificación y cuantificación de los daños.

Con toda esta información, se divide la red viaria interurbana en tramos homogéneos según las características geométricas y de tráfico.

3.2 Identificación y cuantificación de los daños

El objetivo de este módulo es identificar y cuantificar los daños del pavimento de forma objetiva, automática y económica. Para ello, se ha desarrollado un sistema de adquisición de imágenes de bajo coste que consiste en dos cámaras instaladas en un vehículo convencional las cuales se integran en un software de captura sincronizada con GPS, permitiendo referenciar geográficamente las imágenes capturadas.

Estas imágenes del pavimento se analizan mediante técnicas de inteligencia artificial para identificar, clasificar y cuantificar (severidad y extensión) cualquier daño que presente el pavimento. Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) son la técnica más empleada en la actualidad debido a su flexibilidad, ya que ofrecen resultados sólidos en la categorización y posibilitan la detección de diversos elementos en una única imagen. En concreto, la metodología empleada utiliza dos tipos de Redes Neuronales Convolucionales (CNN). La primera CNN (CNN₁) es una red de clasificación multi etiqueta que permite identificar los diversos tipos de daños que podrían coexistir en una misma imagen. La segunda tipología de CNN (CNN₂) es de tipo U-net y se emplea para cuantificar los daños. Esta red tiene como objetivo segmentar las imágenes y suministrar información exacta sobre la localización y el alcance de los daños detectados por la red de clasificación (CNN₁), permitiendo cuantificar el área, la longitud o el ancho de cada daño que hay en la imagen. Se utiliza una CNN₂ distinta para cada tipo de deterioro.

Este proceso requiere, en primer lugar, entrenar la red neuronal con imágenes en las que los daños han sido preclasificados manualmente. Después, el sistema será autónomo y capaz de reconocer y clasificar automáticamente los daños en nuevas capturas del pavimento.

3.3 Evaluación de la condición del pavimento

El objeto de este módulo consiste en la evaluación de la condición del pavimento mediante el indicador PCI.

La inspección del pavimento debe ser diseñada en base a los datos requeridos para evaluar la condición del pavimento. Cuando la evaluación se realiza mediante el PCI, el SGP necesita identificar y cuantificar los deterioros del pavimento (Almuhanna et al., 2018; Arhin et al., 2015; Augeri et al., 2019), requiriendo una técnica automatizada y objetiva (Coenen & Golroo, 2017; Llopis-Castelló et al., 2021). Esto es posible con la metodología de NEUROVIAS explicada en el módulo de identificación y cuantificación de los daños.

A partir de los resultados de las redes neuronales convolucionales, este módulo agrupa todos los daños de un segmento de vía en función de su tipología y severidad para calcular el PCI de cada segmento de acuerdo a la normativa *Standard Practice For Roads And Parking Lots Pavement Condition Index Surveys* (ASTM International, 2020).

Llegados a este punto, se tiene la red viaria dividida en tramos homogéneos según características. Para evaluar el PCI de la red viaria, se realiza una subdivisión de cada tramo homogéneo de características en subtramos de 50m. A cada subtramo de 50 m se le asignan las imágenes correspondientes, se determinan los daños presentes, se calcula el valor del PCI y se determinan las actuaciones necesarias. Es entonces cuando se procede a realizar una agrupación de subtramos contiguos siempre y cuando pertenezcan al mismo tramo homogéneo de características y tráfico; y, el PCI no difiera más de 15 puntos.

3.4 Modelo de predicción del deterioro

El objetivo de este módulo es desarrollar un método que permita conocer el estado futuro del pavimento para poder planificar de forma adecuada las actuaciones a largo plazo.

Para realizar la predicción, se emplea una red neuronal prealimentada (FNN). Esta técnica permite aprender de los datos de deterioro de otras carreteras y simula las complejas relaciones entre los datos de entrada y salida. La FNN desarrollada utiliza las condiciones de tráfico, las condiciones climáticas y la información obtenida por la inspección (PCI inicial) como variables de entrada para estimar el PCI a lo largo de un horizonte de planificación.

Para entrenar el modelo, se ha empleado la base de datos estadounidense *Long-Term Pavement Performance* (LTPP), debido a la falta de datos a nivel nacional.

3.5 Optimización multiobjetivo del mantenimiento

En este apartado se desarrolla el último módulo del sistema de NEUROVIAS, cuyo objetivo es obtener el plan de mantenimiento óptimo para la red de carreteras analizada. Como resultado de este módulo, se obtiene un plan eficiente de actuaciones de mantenimiento y rehabilitación, indicando aquellos tramos a reparar cada año del horizonte de planificación y el tratamiento a emplear.

Una vez conocido el estado actual y futuro de la red de pavimentos, se realiza un proceso de optimización y toma de decisiones multiobjetivo para priorizar las actuaciones a corto, medio y largo plazo. El objetivo es minimizar el impacto económico, medioambiental y social, maximizando al mismo tiempo la seguridad y el confort de los usuarios y el rendimiento y estado de la red. Estos criterios representan las funciones objetivo de la optimización multiobjetivo. Además, se consideran ciertas restricciones, como el estado mínimo del pavimento y el presupuesto máximo admisible.

La Figura 1 muestra un esquema de la optimización multiobjetivo. Básicamente, el modelo de optimización genera una matriz de intervención en la que se indica para cada tramo y cada año del periodo de planificación si se actúa o no se actúa (con un 1 o con un 0, respectivamente), en función de los deterioros o del estado del pavimento se determina la actuación de mantenimiento necesaria, se evalúan las funciones objetivo y se comprueba que se cumplen las restricciones. El modelo de optimización va modificando dicha matriz de intervención hasta encontrar la mejor solución posible y ofrecer el plan de mantenimiento óptimo.

Esto se puede resolver utilizando algoritmos heurísticos e integrando técnicas de toma de decisiones en el proceso de optimización, de forma que el usuario pueda adaptar la búsqueda de soluciones en función de las necesidades a corto, medio y largo plazo.

Dada su amplia aplicación en el ámbito de la gestión del mantenimiento de pavimentos, NEUROVIAS emplea como algoritmo de optimización la cristalización simulada o recocido simulado (SA). Para poder definir cómo el algoritmo se adapta al problema, se ha de identificar: (i) la función o funciones objetivo, (ii) la variable o variables de optimización y (iii) las restricciones.

Figura 1. Esquema de la optimización multiobjetivo



La función objetivo es aquella que el algoritmo de optimización busca maximizar o minimizar. En NEUROVIAS se consideran seis objetivos diferentes: (i) el coste económico de las actuaciones de mantenimiento, medido en euros de ejecución material, (ii) el coste ambiental de las actuaciones de mantenimiento, medido en kilogramos de CO₂, (iii) el coste ahorrado de los usuarios, medido en euros, según el coste de operación del vehículo en función del gasto de combustible y de neumáticos debido al estado de conservación del pavimento, (iv) el factor de reducción de accidentes (medido en función del estado del pavimento y del tráfico, (v) la mejora del estado de la red a lo largo del periodo de análisis, medido como el área encerrada entre la función que representa la evolución del valor del PCI y la función que representa la evolución del valor del PCI en una situación en la que no se realiza ninguna actuación de mantenimiento, y (vi) el estado final de la red, medido mediante el valor promedio del PCI al final del periodo a analizar. En este caso, aunque en función del objetivo planteado para cada criterio, se desea minimizar o maximizar cada una de las variables, han sido todas normalizadas de tal forma que a medida que aumenta la conveniencia del criterio, el valor de su función objetivo asociada aumenta. De esta forma, la función objetivo global será aquella que el algoritmo de optimización trate de maximizar.

Las variables de optimización pueden ser o bien un valor escalar o bien un conjunto de valores. En este caso, se consideran dos variables de optimización que son un conjunto de valores. La primera variable es un conjunto de valores representado por el vector que indica el año en que se va a actuar por primera vez (T_1). La segunda variable es un conjunto de valores representado por el vector de estrategias (E) compuesto por el valor de PCI mínimo admisible asociado a cada estrategia, que indica que después de la primera actividad de conservación, se volverá a actuar cuando se alcance el valor indicado de PCI. Estas dos variables forman la matriz de variables a optimizar (M_{var}).

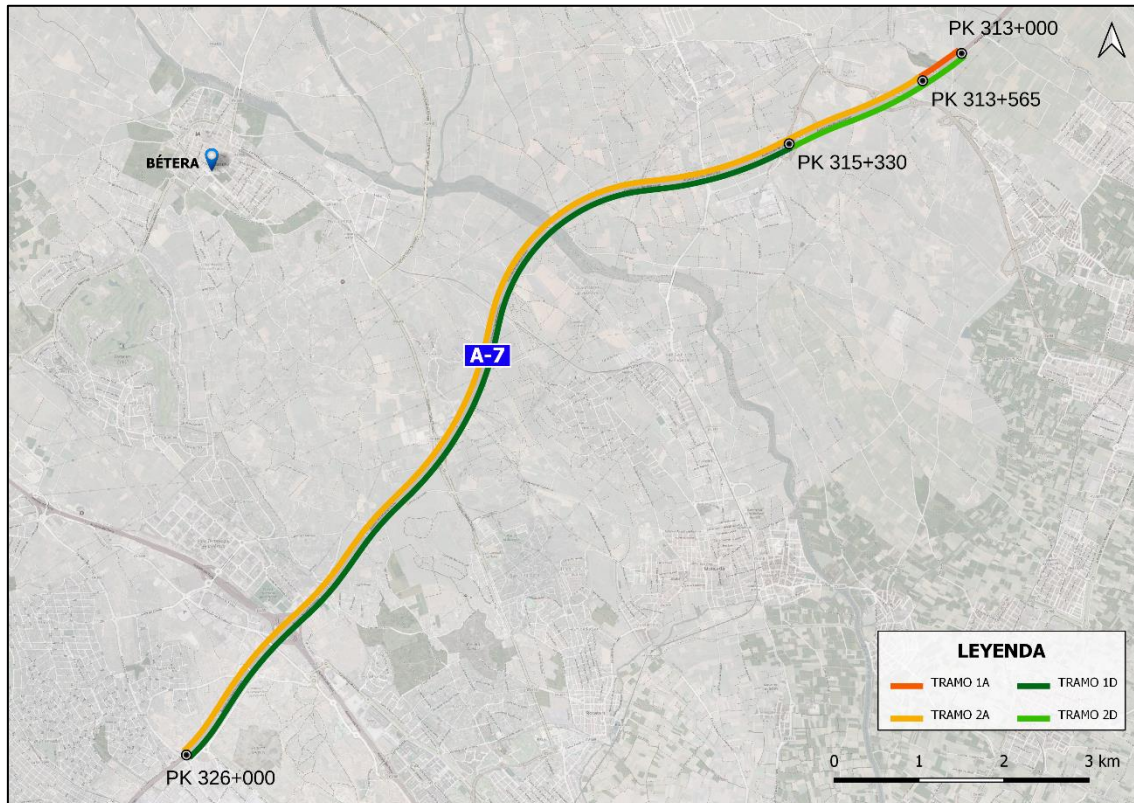
Las restricciones son aquellas condiciones que debe cumplir la solución proporcionada por el algoritmo. En caso contrario, la solución se descarta. En NEUROVIAS se consideran dos restricciones: el estado mínimo admisible del pavimento (valor mínimo de PCI) para el conjunto del problema, y el presupuesto máximo admisible por parte del decisor en ejecución material.

4. Caso de estudio

En este apartado se aplica el sistema de gestión de mantenimiento de pavimentos propuesto en la carretera A-7, también conocida como Autovía del Mediterráneo, entre los puntos kilométricos 313 y 326 en la provincia de Valencia (Molinero Pérez, 2023).

El tramo de estudio se caracteriza por tener dos calzadas separadas de tres carriles. En ambas calzadas se diferencian dos tramos homogéneos según sus características geométricas y de tráfico (Figura 2).

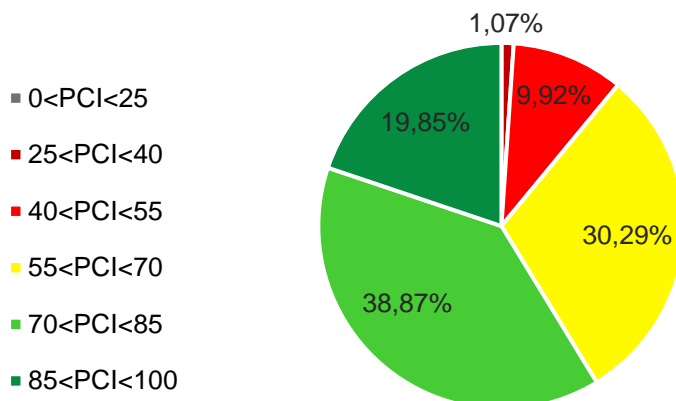
Figura 2. Tramos homogéneos según características de la carretera A-7 (Molinero Pérez, 2023).



El sistema captura un total de 31.620 imágenes por cámara. Estas imágenes, se analizan mediante las redes neuronales que identifican y cuantifican los daños, siendo los más frecuentes: meteorización, grietas selladas y parches de severidad baja, seguidas de grietas longitudinales y transversales de severidad media. La gran presencia de parches y grietas selladas se debe a que la carretera A-7 se reparó en su mayoría meses antes de la toma de imágenes, por lo que los parches se encuentran en perfecto estado.

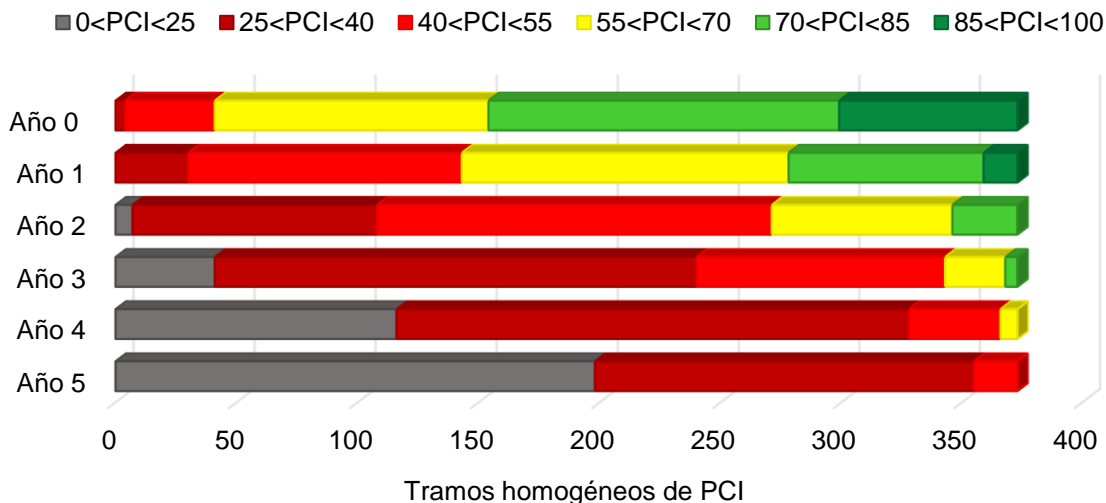
El valor medio de PCI del tramo de estudio es de 72,6, lo cual refleja que la carretera en general está en buen estado. En total, se diferencian 373 tramos homogéneos según el PCI. La mayor parte de la carretera se encuentra en buen estado, ya que el 58,72% de los tramos tienen un PCI superior 70, y el 30,29% tienen un PCI entre 55 y 70. Únicamente el 9,92% de los tramos presenta un estado regular, con un PCI entre 40 y 55, y; el 1,07% de los tramos se encuentra en un estado muy deteriorado, con un PCI menor a 40. (Figura 3).

Figura 3. Distribución de tramos según nivel de PCI (Molinero Pérez, 2023).



Tras evaluar la condición del pavimento mediante el PCI, se realiza la predicción con un horizonte de planificación de 5 años. El momento de inspección se considera el año 0, por lo que la predicción devuelve el valor de PCI para los años 1 a 5. En la Figura 4 se observa como, actualmente (año 0), prácticamente toda la carretera tiene un PCI superior a 55. Sin embargo, si no se realiza ningún mantenimiento, el deterioro del pavimento es tal que, en cinco años toda la carretera estará en mal estado, con un PCI inferior a 40. Esta evolución del deterioro tan rápida se debe principalmente a la cantidad de tráfico pesado que circula por la Autovía A-7.

Figura 4. Predicción del deterioro en la carretera A-7: distribución de tramos según PCI (Molinero Pérez, 2023).



Para poder planificar las actuaciones a largo plazo se emplea el modelo de optimización, planteando diferentes escenarios, todos ellos para un periodo de análisis de 5 años:

- Escenario 1 (E_{coste}): optimización considerando como único criterio de análisis el coste económico de las actuaciones de mantenimiento (Función Objetivo 1) y estableciendo un PCI mínimo admisible de 25.
- Escenario 2 (E_{6FO}): optimización considerando los seis criterios que se consideran en NEUROVIAS, sin limitar el presupuesto máximo. y estableciendo como PCI mínimo admisible de 25.

- Escenario 3 ($E_{6FO,Pmax}$): optimización considerando los seis criterios que se consideran en NEUROVIAS, limitando el presupuesto máximo a 1.500.000 €y estableciendo un PCI mínimo admisible de 25.
- Escenario 4 ($E_{coste,PCImin=40}$): optimización considerando como único criterio de análisis el coste económico de las actuaciones de mantenimiento (Función Objetivo 1) y estableciendo como PCI mínimo admisible un PCI de 40.

La Tabla 1 recoge los resultados de las distintas funciones objetivo de la optimización para cada escenario. En el primer escenario, en el que no se tienen en cuenta criterios técnicos, sociales, ni ambientales (E_{coste}), el algoritmo proporciona la solución de mínimo coste, lo que supone realizar un menor número de actuaciones, y, por tanto, menores emisiones. Ello implica que no se mejora considerablemente el estado del pavimento, de modo que al final del periodo de análisis la carretera presenta un mal estado, con un PCI medio final de 47,7. Además, la condición del pavimento incide en la seguridad vial, así como en el consumo de los vehículos y el desgaste de los neumáticos de estos. En el segundo escenario, se realiza una optimización multiobjetivo teniendo en cuenta criterios económicos, técnicos, sociales y ambientales (E_{6FO}) y sin aplicar ninguna penalización al presupuesto. Esto hace que el algoritmo proporcione una solución en la que el estado de la carretera sea muy bueno, con un PCI medio final de 83,7. Sin embargo, ello implica realizar numerosas actuaciones, suponiendo un coste muy elevado, así como un mayor número de emisiones. Partiendo de este escenario, se analiza el tercer escenario ($E_{6FO,Pmax}$) donde se limita el presupuesto máximo disponible, en este caso a 1.500.000€, siendo un presupuesto intermedio entre los escenarios E_{coste} y E_{6FO} . Esta restricción de presupuesto limita las actuaciones de mantenimiento que pueden llevarse a cabo, repercutiendo en el estado de la carretera, que con un PCI medio final de 60,2 resulta peor que al inicio del periodo de análisis (PCI medio = 72,6). Por último, se plantea el escenario $E_{coste,PCImin=40}$, donde se considera un PCI mínimo admisible de 40, en lugar de 25 como en el resto de escenarios. Esto hace que durante todo el periodo de análisis el estado no sea inferior a un PCI de 40. Por lo que, aunque el coste asociado a esta solución es algo mayor que la del escenario donde el PCI mínimo admisible es de 25, la red se encuentra en mejor estado.

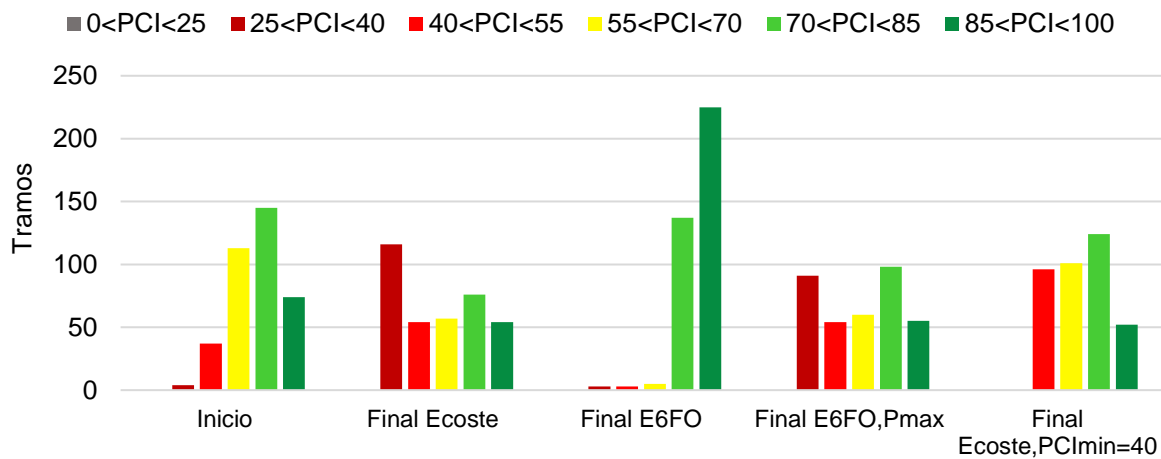
Tabla 1. Resultados globales de los diferentes escenarios de planificación (Molinero Pérez, 2023).

Escenario	Coste	Emisiones	Ahorro usuarios	Seguridad vial	Mejora del estado	PCI medio final
1 E_{coste}	1.005.087,4	675.741,6	101.500.048,7	198,1	104,0	47,7
2 E_{6FO}	2.677.070,6	1.590.757,2	207.932.662,7	342,5	175,1	83,7
3 $E_{6FO,Pmax}$	1.456.469,2	987.446,6	118.125.968,3	224,6	110,1	60,2
4 $E_{coste,PCImin=40}$	1.688.907,2	1.016.773,5	161.795.987,1	278,2	145,9	65,9

La Figura 5 refleja la distribución de tramos según el nivel de PCI tanto en el momento de la inspección, como al finalizar el periodo de planificación de cada escenario contemplado. El primer escenario proporciona la solución a mínimo coste, lo que implica que la mayoría de las vías no se reparen en 5 años. De este modo, la red llega a un estado tan malo al finalizar el periodo de análisis, que justo al año siguiente sería necesario reparar casi toda la carretera. El segundo escenario no tiene límite de presupuesto, por lo que la solución que proporciona el algoritmo indica que se debe actuar en prácticamente toda la carretera, lo que permite mejorar considerablemente el estado de esta; presentando casi en su totalidad un PCI superior a 70 al final del periodo de análisis. El tercer escenario finaliza el periodo de análisis con un estado de la carretera peor que al inicio debido a la limitación de presupuesto

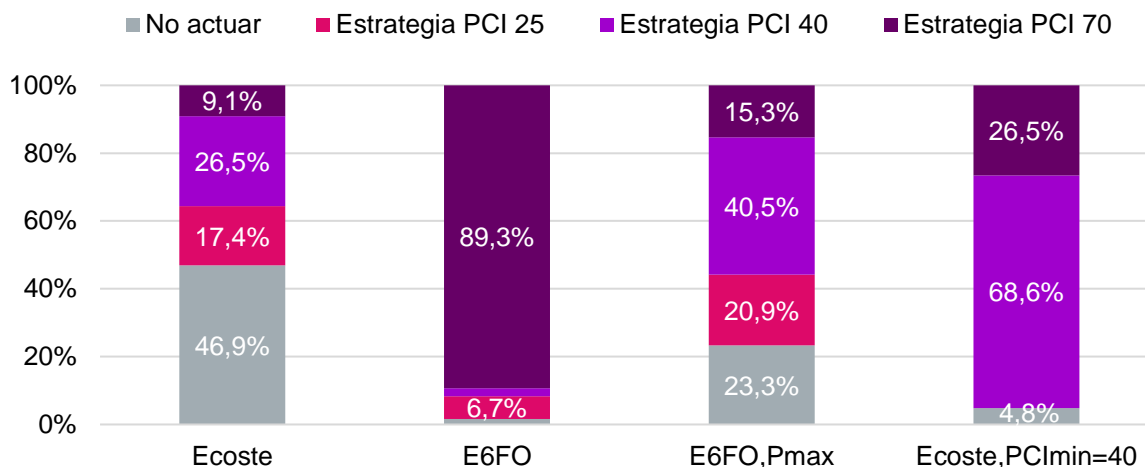
contemplada en este escenario. El cuarto escenario planteado considera un PCI mínimo admisible de 40, en lugar de 25 como en el resto de escenarios. Aunque el estado final de la carretera es algo peor que al inicio, esta solución permite mejorar el estado de la carretera a lo largo de todo el periodo de análisis, ya que, debido al valor mínimo admisible de PCI, no se tienen vías con PCI menor a 40.

Figura 5. Distribución de tramos según nivel de PCI en los diferentes escenarios de planificación (Molinero Pérez, 2023).



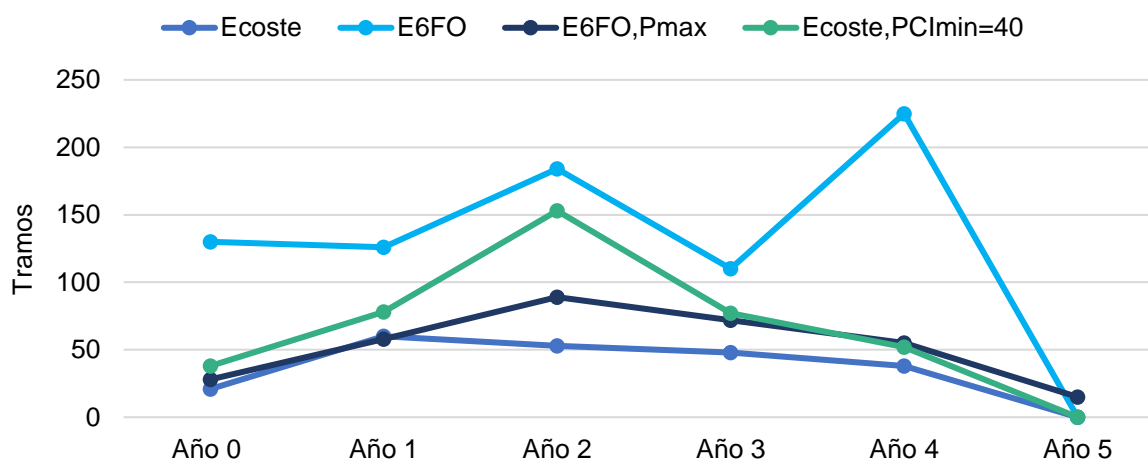
La Figura 6 representa la asignación de estrategia de mantenimiento a cada tramo. El escenario 1 (E_{coste}), al ser una solución de mínimo coste, el plan de mantenimiento indica que se debe actuar en los tramos imprescindibles para no sobrepasar el PCI mínimo admisible de 25. En estos tramos, no se espera a que el PCI alcance el valor de 25, sino que se actúa antes para que la actuación necesaria sea menor, así como su coste asociado. Por otro lado, se asocia el valor de PCI de la estrategia de mantenimiento a seguir a partir de la primera actuación de modo que cada tramo solo requiera una actuación de mantenimiento en el periodo de planificación. Como conclusión, un 17,4 % de los tramos seguirán una estrategia de 25, un 26,5% de los tramos una estrategia de 40 y sólo el 9,1% una estrategia de 70. El escenario 2 (E_{6FO}), al no tener límite de presupuesto, aplica estrategias de 70 al 89,3% de las vías en las que se actúa. Ello implica realizar muchas actuaciones, requiriendo actuar más de una vez en el periodo de planificación de 5 años, llegando incluso a actuar hasta tres veces. El escenario 3 ($E_{6FO,P_{\text{max}}}$), aunque sea una solución con presupuesto limitado, indica que se debe actuar en algunos tramos que no sería imprescindible actuar (no llegarían al valor de PCI mínimo admisible en el periodo de planificación de 5 años), sin embargo, asigna estrategias de 40 al 40,5% de los tramos, suponiendo en algunos casos la necesidad de actuar dos veces en el periodo de análisis. Además, asigna una estrategia de 70 al 15,3 % de los tramos en los que se actúa, requiriendo actuar 3 veces. El escenario 4, al contemplar un PCI mínimo admisible de 40, no contempla estrategias de 25. Esta solución aplica al 68,6% de los tramos una estrategia de 40, y al 26,5% una estrategia de 70, lo que supone actuar más de una y dos veces sobre un mismo tramo en el periodo de análisis.

Figura 6. Porcentaje de tramos según estrategia de mantenimiento de los diferentes escenarios de planificación (Molinero Pérez, 2023).



La Figura 7 muestra los tramos en los que se realizan actuaciones en cada uno de los años del periodo de planificación. Actuar o no en cada tramo viene determinado por la estrategia de mantenimiento, pues al alcanzar el valor de PCI de la estrategia será cuando se actúe. Como ya se ha comentado, el escenario 1 proporciona la solución a mínimo coste, realizando las actuaciones necesarias para garantizar el PCI mínimo. Por el contrario, el escenario 2, que contempla todos los criterios y no tiene límite de presupuesto, realiza numerosas actuaciones a lo largo de todo el periodo, alcanzando el pico más alto en el año previo al de finalización del periodo de planificación. Esto permite mantener la carretera en buen estado durante todo el periodo y finalizar el periodo de planificación con un PCI muy elevado. El escenario 3, presenta una distribución de las actuaciones similar al escenario 1, permitiendo en este caso actuar en tramos que no resultan imprescindibles (no alcanzan el PCI mínimo admisible de 25). Por último, el escenario 4 que ofrece la solución a mínimo coste con un PCI mínimo de 40, requiere realizar mayor número de actuaciones a lo largo del periodo de análisis, alcanzando su pico máximo en el segundo año.

Figura 7. Actuaciones de mantenimiento de los diferentes escenarios de planificación (Molinero Pérez, 2023).



Si se quisiera conseguir mejorar el estado de la carretera de modo que al final del periodo de análisis el estado sea similar al del inicio del periodo, se podría contemplar un escenario en el

que se dé un peso mayor a las funciones objetivo relativas al ahorro de los usuarios, la seguridad vial, la mejora del estado y el PCI medio final.

Ante los resultados obtenidos, se concluye que las dos estrategias viables para llevar a cabo la planificación son las correspondientes a los escenarios 3 y 4, ya que garantizan que la red se mantiene en el mismo estado bajo un presupuesto aceptable, sin comprometer el resto de los criterios sostenibles.

5. Conclusiones

Este documento presenta la necesidad de introducir técnicas de inteligencia artificial en la gestión de firmes para evaluar automáticamente su estado, predecir su deterioro y optimizar las actuaciones de mantenimiento con presupuestos restrictivos. Se propone un sistema de gestión de pavimentos (NEUROVIAS) que emplea tres técnicas para abordar estos tres objetivos. En primer lugar, la evaluación del estado de los firmes mediante el PCI para proporcionar una medida alternativa estándar de la capacidad estructural y el estado de la superficie operativa. Sin embargo, el PCI requiere evaluar la severidad y extensión de los deterioros. Esto se resuelve utilizando CNN para clasificar y cuantificar los deterioros de las imágenes obtenidas del pavimento. Las CNN permiten una evaluación automática y objetiva del estado del firme, proporcionando resultados precisos, sin causar interrupciones del tráfico ni requerir inspecciones intrusivas. En segundo lugar, el PCI se estima a lo largo de un horizonte de planificación utilizando redes neuronales *feed-forward* (FNN) a partir de la información obtenida de la inspección (PCI inicial) y las condiciones de tráfico y meteorológicas (KESAL, temperatura, precipitaciones de lluvia y nieve). La información sobre el estado futuro es esencial para proponer estrategias de mantenimiento preventivo y proactivo. En tercer lugar, para determinar el plan de mantenimiento óptimo según las preferencias del decisor, se diseñan exhaustivamente metodologías de planificación y toma de decisiones multiobjetivo mediante algoritmos heurísticos de optimización. Este plan eficiente de actuaciones de mantenimiento y rehabilitación indica los tramos a reparar cada año del horizonte de planificación y el tratamiento a emplear.

La aplicación de NEUROVIAS a la Autovía A-7 entre el PK 313+000 y 326+000 indica que inicialmente se encuentra en buen estado con un PCI medio de 72. Sin embargo, la evolución del deterioro es muy rápida debido principalmente a la cantidad de tráfico pesado que circula por ella; de modo que en 5 años prácticamente toda la carretera presentará un pésimo estado, con un PCI medio de 25. La planificación a 5 años si solo se tiene en cuenta el coste, lleva a la red a un mal estado. La planificación multiobjetivo mantiene la red en buen estado a lo largo del horizonte de planificación, pero esto implica realizar muchas actuaciones de mantenimiento y, por tanto, un coste muy elevado. Para reducir el coste y mejorar el estado de la carretera, se puede aplicar una restricción al presupuesto manteniendo las seis funciones objetivo o aumentar el umbral de PCI a 40 considerando solo el coste de las actuaciones como función objetivo.

En cuanto a las limitaciones, este proyecto, debido a la falta de datos a nivel nacional, se recurre a una base de datos estadounidense para el entrenamiento de los modelos de predicción; por lo que se requiere obtener datos propios para mejorar la precisión de las predicciones. Por otro lado, las características propias de algunos daños del pavimento hacen que no se puedan analizar mediante el procesamiento de imágenes.

6. Referencias

- AEC. (2020). *Guía para la rehabilitación y la gestión de los firmes de las carreteras dependientes de las administraciones locales*.
- AEC. (2022). *Las carreteras españolas, a “años luz” de convertirse en infraestructuras verdes*

y conectadas. Asociación Española de la Carretera, Madrid.

- Almuhanna, R. R. A., Ewadh, H. A., & Alasadi, S. J. M. (2018). Using PAVER 6.5.7 and GIS program for pavement maintenance management for selected roads in Kerbala city. *Case Studies in Construction Materials*, 8(December 2017), 323–332. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2018.01.005>
- Arhin, S. A., Williams, L. N., Ribbiso, A., & Anderson, M. F. (2015). Predicting Pavement Condition Index Using International Roughness Index in a Dense Urban Area. *Journal of Civil Engineering Research*, 5(1), 10–17. <https://doi.org/10.5923/j.jce.20150501.02>
- ASTM International. (2020). Standard Practice for Roads and Parking Lots Pavement Condition Index Surveys. *ASTM International*, D6433-20. <https://doi.org/10.1520/D6433-20.2>
- Augeri, M. G., Greco, S., & Nicolosi, V. (2019). Planning urban pavement maintenance by a new interactive multiobjective optimization approach. *European Transport Research Review*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s12544-019-0353-9>
- Chen, W., & Zheng, M. (2021). Multi-objective optimization for pavement maintenance and rehabilitation decision-making: A critical review and future directions. *Automation in Construction*, 130, 23. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103840>
- Chong, D., Wang, Y., Dai, Z., Chen, X., Wang, D., & Oeser, M. (2018). Multiobjective optimization of asphalt pavement design and maintenance decisions based on sustainability principles and mechanistic-empirical pavement analysis. *International Journal of Sustainable Transportation*, 12(6), 461–472. <https://doi.org/10.1080/15568318.2017.1392657>
- Coenen, T. B. J., & Golroo, A. (2017). A review on automated pavement distress detection methods. *Cogent Engineering*, 4(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2017.1374822>
- De La Garza, J. M., Akyildiz, S., Bish, D. R., & Krueger, D. A. (2011). Network-level optimization of pavement maintenance renewal strategies. *Advanced Engineering Informatics*, 25(4), 699–712. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2011.08.002>
- Denysiuk, R., Moreira, A. V., Matos, J. C., Oliveira, J. R. M., & Santos, A. (2017). Two-Stage Multiobjective Optimization of Maintenance Scheduling for Pavements. *Journal of Infrastructure Systems*, 23(3), 1–12. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)is.1943-555x.0000355](https://doi.org/10.1061/(asce)is.1943-555x.0000355)
- DGC. (2022). *Reto 7. Diagnóstico del estado actual de los firmes y de su evolución. Dirección General de Carreteras.*
- Díaz Fernández, A., & Ghaziri, H. (1996). *Optimización heurística y redes neuronales.* Paraninfo.
- Donev, V., & Hoffmann, M. (2020). Optimisation of pavement maintenance and rehabilitation activities, timing and work zones for short survey sections and multiple distress types. *International Journal of Pavement Engineering*, 21(5), 583–607. <https://doi.org/10.1080/10298436.2018.1502433>
- Dong, Q., Huang, B., & Richards, S. H. (2015). Calibration and application of treatment performance models in a pavement management system in Tennessee. *Journal of Transportation Engineering*, 141(2), 1–9. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)TE.1943-5436.0000738](https://doi.org/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000738)
- García-Segura, T., Montalbán-Domingo, L., Llopis-Castelló, D., Lepech, M. D., Sanz-Benlloch, A., & Pellicer, E. (2022). *Incorporating Pavement Deterioration Uncertainty into Pavement Management Optimization.* <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/10298436.2020.1837827>

- García-Segura, T., Montalbán-Domingo, L., Llopis-Castelló, D., Sanz-Benlloch, A., & Pellicer, E. (2023). *Integration of deep learning techniques and sustainability-based concepts into an urban pavement management system*. 231(June). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120851>
- García-Segura, T., Yepes, V., & Frangopol, D. M. (2017). Multi-objective design of post-tensioned concrete road bridges using artificial neural networks. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 56(1), 139–150. <https://doi.org/10.1007/s00158-017-1653-0>
- Gerami Matin, A., Vatani Nezafat, R., & Golroo, A. (2017). A comparative study on using meta-heuristic algorithms for road maintenance planning: Insights from field study in a developing country. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 4(5), 477–486. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2017.06.004>
- Hassan, R., Lin, O., & Thananjeyan, A. (2017). A comparison between three approaches for modelling deterioration of five pavement surfaces. *International Journal of Pavement Engineering*, 18(1), 26–35. <https://doi.org/10.1080/10298436.2015.1030744>
- Llopis-Castelló, D., Paredes, R., Parreño-Lara, M., García-Segura, T., & Pellicer, E. (2021). Automatic Classification and Quantification of Basic Distresses on Urban Flexible Pavement through Convolutional Neural Networks. *Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements*, 147(4), 1–8. <https://doi.org/10.1061/jpeodx.0000321>
- Mohamed, A. S., Xiao, F., & Hettiarachchi, C. (2022). Project Level Management Decisions in Construction and Rehabilitation of Flexible Pavements. *Automation in Construction*, 133(August 2021). <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.104035>
- Molinero Pérez, N. (2023). *Propuesta de sistema de gestión de mantenimiento de pavimentos flexibles basado en técnicas de inteligencia artificial. Aplicación a la carretera A7*. Universitat Politècnica de València. <http://hdl.handle.net/10251/198623>
- Peraka, N. S. P., & Biligiri, K. P. (2020). Pavement asset management systems and technologies: A review. *Automation in Construction*, 119(June), 103336. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103336>
- Priya, R., Srinivasan, K. K., & Veeraragavan, A. (2008). Sensitivity of design parameters on optimal pavement maintenance decisions at the project level. *Transportation Research Record*, 2084, 47–54. <https://doi.org/10.3141/2084-06>
- Ragnoli, A., De Blasiis, M. R., & Di Benedetto, A. (2018). Pavement distress detection methods: A review. *Infrastructures*, 3(4), 1–19. <https://doi.org/10.3390/infrastructures3040058>
- Soncim, S. P., de Oliveira, I. C. S., & Santos, F. B. (2019). Development of fuzzy models for asphalt pavement performance. *Acta Scientiarum - Technology*, 41, 1–7. <https://doi.org/10.4025/actascitechnol.v41i1.35626>
- Soncim, S. P., de Oliveira, I. C. S., Santos, F. B., & Oliveira, C. A. de S. (2018). Development of probabilistic models for predicting roughness in asphalt pavement. *Road Materials and Pavement Design*, 19(6), 1448–1457. <https://doi.org/10.1080/14680629.2017.1304233>

Comunicación alineada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible

