REVISTA INVECOM
ISSN en línea: 2739-0063

Inteligencia artificial y tecnología móvil para la evaluación urbana: un estudio documental

Artificial intelligence and mobile technology for urban assessment: a documentary study

Recibido: 09/07/2026 - **Aceptado:** 01/09/2026

Bryan Pepe Nathaniel Ibañez Salas
https://orcid.org/0000-0002-3943-8531
2018042361@unfv.edu.pe
Universidad Nacional Federico Villarreal. Lima, Perú

Victor Andre Ariza Flores
https://orcid.org/0000-0002-2825-602X
variza@unfv.edu.pe
Universidad Nacional Federico Villarreal. Lima, Perú

Resumen

El objetivo del presente estudio fue analizar las tendencias sobre el uso de teléfonos inteligentes y algoritmos de IA para la evaluación del pavimento urbano. Para ello, se aplicó un diseño metodológico documental y descriptivo, en donde se sistematizaron variables técnicas de estudios previos, y se evaluó la viabilidad de las estrategias de crowdsourcing y crowdsensing ciudadano. Los principales hallazgos revelaron que el acelerómetro es el sensor esencial para el diagnóstico pasivo, complementado por el giroscopio que captura movimientos de balanceo en perfiles complejos. Se evidenció una transición que va desde la clasificación estadística binaria de rugosidad a 10 Hz mediante Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), hasta las estimaciones cuantitativas continuas con redes neuronales convolucionales profundas (IRI-Net) y el mapeo predictivo del PCI acoplado a Sistemas de Información Geográfica (SIG). Además, las plataformas móviles de crowdsensing y crowdsourcing ciudadano demuestran la posibilidad de expansión masiva del monitoreo hacia vías secundarias y periurbanas. Las conclusiones arrojaron que, la convergencia entre la IA y la tecnología móvil en la actualidad posee la suficiente madurez técnica que se requiere para diagnosticar de una manera precisa la infraestructura vial a través de sensores de uso común, lo que se traduce en una alternativa de bajo costo y alta escalabilidad para mitigar las asimetrías históricas de información en la gestión pública.

Palabras clave: inteligencia artificial, teléfonos inteligentes, evaluación urbana.

Abstract

The objective of this study was to analyze trends in the use of smartphones and AI algorithms for urban pavement assessment. A documentary and descriptive methodological design was applied, systematizing technical variables from previous studies and evaluating the feasibility of crowdsourcing and citizen crowdsensing strategies. The main findings revealed that the accelerometer is the essential sensor for passive diagnosis, complemented by the gyroscope, which captures swaying movements in complex profiles. A transition was observed, moving from binary statistical roughness classification at 10 Hz using Support Vector Machines (SVMs) to continuous quantitative estimations with deep convolutional neural networks (IRI-Net) and predictive PCI mapping coupled with Geographic Information Systems (GIS). Furthermore, mobile crowdsensing and citizen crowdsourcing platforms demonstrate the potential for massive expansion of monitoring to secondary and peri-urban roads. The findings showed that the convergence between AI and mobile technology currently has sufficient technical maturity to accurately diagnose road infrastructure using commonly used sensors, resulting in a low-cost, highly scalable alternative to mitigate historical information asymmetries in public management.

Keywords: artificial intelligence, smartphones, urban assessment.

Introducción

En la última década se ha producido un marcado aumento en la producción científica sobre la aplicación de la inteligencia artificial (IA) a problemas urbanos (Reis, 2025; Rouky et al., 2025; Shulajkovska et al., 2023; Yigitcanlar et al., 2024). En este sentido, la IA puede ser una herramienta poderosa para apoyar la investigación y el desarrollo de soluciones para optimizar la evaluación de pavimentos urbanos en función de poder determinar PCI, IRI y ver la necesidad de realizar una evaluación estructural. Permite una mejor gestión del tráfico, rutas más eficientes, diversificación de modos de transporte y apoyo a la evaluación de pavimentos urbanos (Ahmed et al., 2024; Liu et al., 2023; Shulajkovska et al., 2024; Yu & Hyland, 2025).

Dada la creciente popularidad de estos dispositivos portátiles e inteligentes, su alta capacidad de procesamiento y la posibilidad de transferir datos a través de redes inalámbricas, diferentes sectores de la industria los han estado aprovechando de maneras novedosas para intentar resolver problemas antiguos con enfoques nuevos, más eficientes y económicos (Souza et al., 2018), Un ejemplo de ello pueden ser las plataformas web que se basen en algoritmos de inteligencia artificial que sirvan para optimizar la evaluación de pavimentos urbanos, en donde puedan determinar PCI, IRI y también evaluar la necesidad de poder realizar una evaluación estructural del mismo haciendo uso de la inteligencia artificial apoyada en los teléfonos móviles. Se pudieran realizar pasos en donde se graben videos de las vías con smartphone, se introduzcan a la plataforma y que esta arroje los resultados.

Existen numerosas razones de carácter social para evaluar y monitorear la calidad del pavimento ya que, con esta información, las autoridades pueden planificar intervenciones y mantenimiento precisos con un costo reducido, lo que permitiría un ahorro en ese sentido (Cano-Ortiz et al., 2022; Li et al., 2022). Es importante que exista una planificación en países en vía de desarrollo donde hay falta y fallas con la tecnología y las políticas de mantenimiento tienen restricciones presupuestarias. Socialmente hablando, los conductores pueden beneficiarse por cuanto la calidad del pavimento influye significativamente en el precio final del transporte de mercancías debido al consumo de combustible, el mantenimiento del vehículo, la seguridad de conductores, peatones y pasajeros, y la comodidad del conductor (de Oliveira et al., 2026; Llopis-Castelló et al., 2026).

El transporte por carretera siempre ha sido inherente a las sociedades en desarrollo, impactando entre el 10 y el 20 % del Producto Interno Bruto (PIB). Es responsable de la movilidad personal (acceso a servicios, bienes y ocio), y por eso las economías mundiales dependen del funcionamiento eficiente y seguro de las infraestructuras de transporte. El mantenimiento de carreteras es vital, ya que la necesidad de mantenimiento aumenta a medida que la infraestructura vial envejece y se basa en la sostenibilidad, lo que significa que invertir dinero en etapas tempranas ahorra mucho más en el futuro (Justo-Silva et al., 2021).

Estudios como el de Yiliguoqi et al., (2026), presentaron un método rentable para evaluar la calidad y la rugosidad de la superficie de la carretera mediante teléfonos inteligentes de bajo costo, aprovechando los datos del acelerómetro y el giroscopio muestreados a 10 Hz. Extrajeron características de las aceleraciones verticales y los movimientos de balanceo, en la nube de puntos hasta la desviación estándar y el rango intercuartil, y se entrenó en un clasificador de máquina de vectores de soporte (SVM) para identificar niveles de rugosidad buenos y malos según los umbrales del IRI. Desde una perspectiva social, implementar tecnologías de inteligencia artificial y smartphones en función de evaluar el pavimento urbano puede ser una contribución a la seguridad vial y al bienestar de la población.

Por su parte, investigaciones como la de Abbondati et al., (2026) demuestran que se puede caracterizar la estructura espacial de la rugosidad del pavimento utilizando datos de crowdsensing de la plataforma SmartRoadSense, cuantificado la rugosidad a través del indicador de Potencia de Error de Predicción (PPE) derivado de las señales del acelerómetro del teléfono inteligente. Este estudio, al fundamentarse en dispositivos móviles de uso masivo, puede habilitar un monitoreo continuo, que puede ser escalable y de bajo costo proporcionando una gestión más equitativa de la infraestructura vial. Cuando se hace uso de datos de múltiples usuarios se pueden identificar patrones espaciales de deterioro que afectan de forma directa la seguridad, el confort y los costos operativos del transporte para conductores, peatones y pasajeros, reforzando así el vínculo entre calidad del pavimento y bienestar urbano (Bermoy, 2026).

Jeong & Jo (2024) desarrollaron IRI-Net, una red neuronal convolucional que estima el Índice Internacional de Rugosidad (IRI) a partir de vibraciones de vehículos anónimos medidas con teléfonos inteligentes. Este estudio puede contribuir en la reducción de asimetrías de información entre las zonas privilegiadas y las desatendidas, ofreciendo a las autoridades locales una base técnica que priorice su intervención con criterios de equidad espacial y seguridad vial para los ciudadanos. En esa misma línea, Milad et al., (2025) combinaron el aprendizaje automático y SIG para predecir el estado del pavimento (PCI) partiendo de datos de rugosidad (IRI) capturados con la app móvil TotalPave, por lo que se facilita el crowdsourcing ciudadano en función de ampliar la cobertura de monitoreo a vías urbanas que son tradicionalmente desatendidas,

generando de esta manera mapas espaciales clave que sirvan para estructurar políticas de mantenimiento vial preventivas y más equitativas.

La aplicación de estas tecnologías inteligentes al ámbito de la monitorización y evaluación del estado del pavimento urbano puede contribuir al uso de metodologías más eficientes, económicas, seguras y respetuosas con el ambiente (Amândio et al., 2021); además, el deterioro del pavimento en las vías urbanas es un elemento que repercute directamente a la sociedad, ya que los usuarios ven afectados su calidad de vida en algún aspecto, ya sea por el gasto económico, el tiempo y otros factores importantes que intervienen en el tema. El deterioro de la infraestructura vial es una preocupación global, especialmente en países de bajos ingresos, en donde las limitaciones financieras y tecnológicas dificultan la monitorización y el mantenimiento eficaces. Los métodos tradicionales, como los perfiladores inerciales, son costosos y complejos, lo que los hace inadecuados para su uso a gran escala (Alqaydi et al., 2024).

Evaluar el pavimento urbano tiene un impacto social y económico que viene representado por el hecho de que se debe hacer uso de las carreteras que conectan a las ciudades a través del transporte, y esto influye directamente en el desarrollo del país, ya que puede llegar a movilizar entre el 10% y el 20% del Producto Interno Bruto (PIB) del mismo. Las infraestructuras viales se deben mantener en condiciones óptimas a fin de dinamizar la economía, lo cual influye en el bienestar de los ciudadanos. En lo que respecta a al costo final del transporte y la reducción del consumo de combustible, también se pueden mitigar los gastos concernientes al mantenimiento de los vehículos, entre otras cosas. En este sentido, integrar la IA y los teléfonos inteligentes a la evaluación del pavimento urbano democratiza el monitoreo de las vías a través de esquemas de crowdsensing y crowdsourcing ciudadano, facilitando la administración local, reduciendo las asimetrías de información entre las zonas. Es por ello que la presente investigación busca analizar las tendencias sobre el uso de teléfonos inteligentes y algoritmos de IA para la evaluación del pavimento urbano.

Metodología

La investigación se desarrolló bajo un diseño documental, con enfoque descriptivo-analítico, cuyo proceso comprendió la búsqueda, identificación, selección, revisión y sistematización de fuentes relacionadas con el fenómeno de investigación. Se identificaron fuentes, criterios de selección, el cribado de los registros y la presentación del número de estudios incluidos, siguiendo algunos elementos que comprenden la metodología PRISMA 2020, la cual recomienda documentar las fuentes consultadas, las estrategias de búsqueda, los filtros aplicados y las razones de exclusión de los documentos que fue lo que se hizo en el presente estudio.

La búsqueda bibliográfica se realizó en la base de datos Scopus, a través de combinaciones de palabras clave idioma inglés con el fin de ampliar la búsqueda en la mencionada base de datos. Los descriptores principales fueron: smartphone, mobile sensing, smartphone sensors, urban pavement, road pavement, pavement condition assessment, artificial intelligence, machine learning, deep learning, International Roughness Index, Pavement Condition Index, crowdsensing y crowdsourcing. Cabe destacar, que estos términos se combinaron a través de los operadores booleanos AND y OR, de acuerdo a las posibilidades de búsqueda de la base de datos utilizada para recopilar la información.

La ecuación general de búsqueda fue:

(“smartphone” OR “mobile phone” OR “mobile sensing” OR “smartphone sensors”)
AND
(“urban pavement” OR “road pavement” OR “road condition” OR “road roughness”)
AND
(“pavement evaluation” OR “pavement monitoring” OR “condition assessment”)
AND
(“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “deep learning”)

Se consideraron publicaciones sobre todo en inglés y otros idiomas, de acuerdo a la importancia de las fuentes consultadas. Se incluyeron artículos científicos y documentos académicos que estudiaron la evaluación y la condición del pavimento urbano a través de teléfonos inteligentes, sensores móviles, técnicas de crowdsensing y algoritmos de inteligencia artificial. Otros estudios que se consideraron fueron aquellos que reportaron indicadores como el Índice Internacional de Rugosidad (IRI), el Pavement Condition Index (PCI), la rugosidad superficial, fisuras, baches u otros deterioros viales, que sirven como elemento importante para recabar información sobre el estado de la vialidad o pavimento.

Se excluyeron aquellos documentos duplicados, estudios centrados en otros tipos de infraestructura diferentes al pavimento, los trabajos que no utilizaran dispositivos móviles ni técnicas de inteligencia artificial y los que no presentaran información suficiente sobre sensores, algoritmos, variables y resultados alcanzados.

Se desarrolló un proceso de selección de tres etapas: en la primera se identificaron y registraron documentos que se recuperaron de la base de datos Scopus y en la revisión complementaria de las referencias bibliográficas. En la segunda etapa se eliminaron las fuentes o documentos duplicados, se revisaron los títulos y resúmenes descartando los que no guardaban relación con el propósito de la investigación. En la tercera, se revisaron los textos completos y se aplicaron los criterios mencionados. El número de registros que forman parte del análisis fue un total de 4 fuentes, que fueron aquellas con mayor relación sore el propósito de la investigación, de un total de 21 encontradas.

El análisis se realizó mediante una comparación cualitativa de los hallazgos encontrados, se organizaron los estudios según tres dimensiones: infraestructura de adquisición de datos, arquitectura de procesamiento inteligente e impacto socio-urbano. Los resultados se interpretaron de forma comparativa, considerando las características del hardware móvil, el tipo de señal utilizada, el modelo de inteligencia artificial y el indicador de condición vial estimado.

Resultados y discusión

Los hallazgos encontrados se estructuraron en tres dimensiones analíticas: 1) la infraestructura de adquisición de datos, véase, sensores y variables físicas, 2) la arquitectura de procesamiento inteligente, es decir, algoritmos y métricas de evaluación, y 3) el impacto socio-urbano derivado de su implementación.

En esta primera dimensión de análisis, denominada ‘Infraestructura de hardware y adquisición de datos’, se encuentran los componentes de hardware móvil utilizados en donde se pueden registrar las irregularidades del pavimento. En la Tabla 1 se sintetizan los sensores empleados y los indicadores de calidad vial resultantes de las fuentes evaluadas.

Tabla 1

Clasificación de tecnologías de adquisición de datos y variables físicas

Fuentes	Sensores físicos	Indicadores de calidad de vía generados
Yiliguoqi et al., (2026)	Acelerómetro y giroscopio	Niveles de rugosidad (clasificación cualitativa bajo umbrales del IRI). Con una frecuencia de muestreo de 10 Hz
Abbondati et al., (2026)	Acelerómetro móvil	Potencia de Error de Predicción (PPE)
Jeong & Jo (2024)	Acelerómetro (vibraciones del vehículo)	Índice Internacional de Rugosidad (IRI)
Milad et al., (2025)	Dispositivos móviles (mediante aplicación especializada)	Pavement Condition Index (PCI) e Índice Internacional de Rugosidad (IRI)

Fuente: elaboración propia.

Como se puede observar en la tabla anterior, el acelerómetro constituye el sensor fundamental en todos los enfoques de diagnóstico pasivo. Sin embargo, la integración del giroscopio permite capturar los movimientos de balanceo adicionales, complementando el análisis de aceleración vertical a fin de caracterizar perfiles de rugosidad que sean más complejos.

En la segunda dimensión, llamada ‘Modelos de inteligencia artificial y entornos de procesamiento’, se aborda la transformación de las señales físicas en métricas estandarizadas a través de algoritmos de inteligencia artificial. En la Tabla 2 se exponen las metodologías de procesamiento de datos, los modelos de aprendizaje y el tipo de salida analítica que se generó en cada caso.

Tabla 2
Modelos de inteligencia artificial y métodos de procesamiento de señales

Fuentes consultadas	Algoritmo o modelo de IA utilizado	Método de procesamiento de datos	Tipo de predicción o clasificación
Yiliguoqi et al., (2026)	Máquina de Vectores de Soporte (SVM)	Extracción de características de aceleración vertical y balanceo (desviación estándar y rango intercuartil en la nube de puntos)	Clasificación binaria del estado de la vía (niveles de rugosidad buenos y malos)
Abbondati et al., (2026)	Algoritmos de análisis espacial multiescala	Procesamiento de señales de crowdsensing a través de la plataforma *SmartRoadSense*	Caracterización de la estructura espacial de la rugosidad del pavimento
Jeong & Jo (2024)	Red Neuronal Convolucional (denominada *IRI-Net*)	Modelado de aprendizaje profundo de vibraciones vehiculares	Estimación cuantitativa continua del Índice Internacional de Rugosidad (IRI)
Milad et al., (2025)	Modelos de Aprendizaje Automático combinados con SIG	Procesamiento de datos de rugosidad capturados mediante aplicación móvil (*TotalPave*)	Predicción del Pavement Condition Index (PCI) y generación de cartografía espacial de tramos críticos

Fuente: elaboración propia.

El análisis de la Tabla 2 ha revelado una transición metodológica que va desde aproximaciones estadísticas clásicas de clasificación con SVM (Máquina de Vectores de Soporte / Support Vector Machine), hasta el despliegue de redes neuronales convolucionales profundas diseñadas para el procesamiento de señales de vibración complejas en entornos reales. Asimismo, se añade una capa de inteligencia espacial indispensable para la visualización del deterioro urbano con la integración de Sistemas de Información Geográfica (SIG).

En la tercera dimensión, designada como 'Estrategias de participación y dimensiones de impacto socio-urbano', se evalúa el mecanismo de recolección de información y el retorno social del diagnóstico vial de bajo costo, que supone un elemento que contribuye al bienestar del ciudadano que es el usuario que diariamente transita por las infraestructuras viales. La Tabla 3 clasifica los enfoques de participación ciudadana y el valor estratégico de los datos para una gestión pública equitativa, que es lo que mayormente se busca, que no se deje por fuera a los sectores desatendidos o que han sido marginados socialmente hablando.

Tabla 3
Modelos de crowdsourcing y valor de retorno para la gestión pública

Fuentes	Estrategia de captura de datos	Contribución directa al bienestar social	Impacto en la política pública
Yiliguoqi et al., (2026)	Monitoreo mediante dispositivos de bajo costo	Aumento de la seguridad vial y el confort físico de la población	Reducción de costos de diagnóstico inicial de la infraestructura
Abbondati et al., (2026)	Crowdsensing multiusuario (SmartRoadSense)	Identificación de patrones espaciales de deterioro que alteran los costos operativos del transporte y la comodidad	Habilitación de esquemas de monitoreo continuo, escalable y de bajo costo para una gestión vial más equitativa

Jeong & Jo (2024)	Crowdsourcing de vibraciones de vehículos anónimos	Reducción de asimetrías de información entre sectores urbanos consolidados y zonas periféricas	Proporción de bases técnicas de equidad espacial para priorizar la asignación presupuestaria
Milad et al., (2025)	Crowdsourcing ciudadano (conductores y operadores de transporte)	Democratización de la auditoría vial y fomento de la transparencia en la gestión local	Generación de mapas de PCI/IRI que orientan estrategias de mantenimiento preventivo

Fuente: elaboración propia.

Los datos que se consolidan en la Tabla 3 indican que las tecnologías basadas en teléfonos inteligentes vienen a resolver las limitaciones presupuestarias de las administraciones locales y pueden reconfigurar el flujo de información técnica. La transición de campañas de monitoreo centralizadas hacia modelos de crowdsourcing y crowdsensing ciudadano puede permitir ampliar de una forma drástica la cobertura hacia vías que tradicionalmente no son atendidas, y se fundamentan las decisiones de inversión en criterios de transparencia, equidad social y seguridad vial que beneficie al Estado y al ciudadano.

Los hallazgos encontrados en el análisis demostraron un espectro metodológico heterogéneo desde la clasificación de la rugosidad hasta la estimación continua y el mapeo predictivo del pavimento. En este caso, la investigación de Yiliguoqi et al., (2026) valida la posibilidad de poder utilizar dispositivos de bajo costo equipados con acelerómetros y giroscopios calibrados a una frecuencia de 10 Hz. A través de la extracción de características estadísticas de la aceleración vertical y los movimientos de balanceo, los autores expusieron que un clasificador clásico como lo es la Máquina de Vectores de Soporte (SVM) es altamente eficiente para discriminar niveles de rugosidad (buenos y malos) bajo los umbrales del Índice Internacional de Rugosidad (IRI).

Investigaciones más complejas apuestan por la estimación cuantitativa continua y el análisis multiescala del espacio urbano. En relación a esto, el estudio de Abbondati et al., (2026) avanza de manera sustancial en este campo, ya que se demuestra que la estructura espacial de la rugosidad del pavimento se puede caracterizar de forma continua a través del indicador de Potencia de Error de Predicción (PPE) derivado de las señales del acelerómetro, explotando datos de crowdsensing recolectados a través de la plataforma masiva SmartRoadSense. De la misma manera, Jeong & Jo (2024) desarrollaron IRI-Net, que es una arquitectura de red neuronal convolucional (CNN) que se diseñó para estimar directamente valores continuos de IRI a partir de las vibraciones vehiculares medidas con teléfonos inteligentes de manera anónima.

Este impulso que han tenido las aplicaciones en los teléfonos inteligentes ha permitido girar ahora hacia el aprendizaje profundo, por cuanto permite capturar patrones no lineales complejos en las señales físicas, superando las restricciones de los clasificadores tradicionales. Por último, la investigación de Milad et al., (2025) cierra esta brecha entre el diagnóstico físico y la planificación territorial, realizando una combinación entre el aprendizaje automático y los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Se puede muy bien predecir el Pavement Condition Index (PCI) a partir del IRI medido con la aplicación móvil TotalPave, y de allí se generan mapas de calor de alta precisión, en donde se identifican tramos críticos para la toma de decisiones preventivas.

Desde el aspecto social y de políticas públicas, estas tecnologías son muy aceptadas y valoradas entre quienes puedan tener acceso a ellas, pues desde ellas se democratiza la gestión urbana y se corrigen desigualdades históricas en la distribución de la infraestructura. Aparte, en relación al mantenimiento de carreteras, son elementos importantes para el desarrollo de la sociedad, lo que impacta de manera directa en el Producto Interno Bruto (PIB) entre el 10% y el 20% y esto, a su vez, influye en los costos del transporte, el consumo de combustible, la seguridad vial y la comodidad general de la población. La implementación de plataformas de crowdsensing y esquemas de crowdsourcing ciudadano, como los discutidos por Abbondati et al., (2026) y Milad et al., (2025), permiten a los conductores, taxistas y operadores de transporte público que se informen continuamente desde las bases de datos municipales.

Conclusiones

De acuerdo al análisis realizado, se pudo evidenciar que existe viabilidad metodológica para diagnosticar el estado del pavimento urbano de una forma precisa fundamentado en fuentes secundarias. Se evidenció que la relación que hay entre la inteligencia artificial y la tecnología móvil posee la madurez técnica que se requiere para

procesar señales físicas de vibración y modelar indicadores estandarizados de la vialidad urbana. En lo que respecta a la transición desde algoritmos de clasificación estadística básica como las Máquinas de Vectores de Soporte hacia arquitecturas de aprendizaje profundo, como lo es la red neuronal convolucional IRI-Net y los entornos integrados con SIG, se pudo confirmar la efectividad de los sensores comerciales integrados en dispositivos de uso común como los encontrados desde las diferentes fuentes consultadas, el acelerómetro y giroscopio operando a frecuencias estándar de 10 Hz, a fin de estimar con alta precisión los parámetros críticos como el IRI, el PCI y la potencia de error de predicción.

Con esto se puede validar una alternativa factible que mitigue las marcadas asimetrías de información que históricamente condicionan la gestión de la infraestructura pública, en un sector donde el transporte por carretera impacta de manera sustancial en la economía de un país. Por un lado, el estado de las vías puede determinar variables condicionantes como los costos operativos del transporte, el consumo de combustible, la seguridad vial y el confort general de la población. Por el otro, las restricciones presupuestarias a las que se suelen limitar los entes encargados del estado de la vialidad urbana, pueden entrar como una forma de apoyo lo relacionado al monitoreo convencional a las redes de tránsito principales, las metodologías basadas en crowdsourcing y crowdsensing ciudadano con el propósito de ofrecer otras rutas que coadyuven en la expansión de la auditoría vial hacia redes secundarias y periféricas que muchas veces carecen de atención técnica. De esta manera, la generación de mapas predictivos y espaciales de PCI e IRI se pueden posicionar como una herramienta de apoyo para la gobernanza local, proporcionando datos precisos que permitan estructurar diferentes estrategias de mantenimiento preventivo eficientes y espacialmente con igualdad para todas las rutas o vías urbanas.

Referencias

Abbondati, F., Verardi, F., Setaro, A., & Oreto, C. (2026). Pavement Roughness as a Multiscale Spatial Process: Insight from Crowdsensed Data. *Sustainability, 18*(12), 5796. https://doi.org/10.3390/SU18125796

Ahmed, S., Kuldeep, S., Rafa, S, Fazal, J., Hoque, M., Liu, G., & Gandomi, A (2024). Enhancement of traffic forecasting through graph neural network-based information fusion techniques. *Information Fusion, 110*, 102466. https://doi.org/10.1016/J.INFFUS.2024.102466

Alqaydi, S., Zeiada, W., El Wakil, A., Alnaqbi, A., & Azam, A. (2024). A Comprehensive Review of Smartphone and Other Device-Based Techniques for Road Surface Monitoring. *Eng, 5*(4), 3397–3426. https://doi.org/10.3390/ENG5040177

Amândio, M., Parente, M., Neves, J., & Fonseca, P. (2021). Integration of Smart Pavement Data with Decision Support Systems: A Systematic Review. *Buildings. 11*(12), 579. https://doi.org/10.3390/BUILDINGS11120579

Bermoy, L. (2026). Development and Validation of a Cloud-Based Road Surface Condition Monitoring Framework using Citizen-Sourced Smartphone Sensor Data in the Philippines*. International Journal of Engineering and Manufacturing, 16*(2), 196–213. https://doi.org/10.5815/IJEM.2026.02.13

Cano-Ortiz, S., Pascual-Muñoz, P., & Castro-Fresno, D. (2022). Machine learning algorithms for monitoring pavement performance. *Automation in Construction, 139*, 104309. https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2022.104309

de Oliveira, R., Mazzoni, L., Savasini, K., de Almeida, F., & Ho, L. (2026). Experimental Study on the Impact of Driving Mode, Traffic, and Road Infrastructure on the Energy Consumption of Road Transport. *Sustainability, 18*(4), 2052. https://doi.org/10.3390/SU18042052

Jeong, J., & Jo, H. (2024). Toward Real-World Implementation of Deep Learning for Smartphone-Crowdsourced Pavement Condition Assessment. *IEEE Internet of Things Journal, 11*(4), 6328–6337. https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3312353

Justo-Silva, R., Ferreira, A., & Flintsch, G. (2021). Review on Machine Learning Techniques for Developing Pavement Performance Prediction Models. *Sustainability (Switzerland), 13*(9). https://doi.org/10.3390/su13095248

Li, J., Yin, G., Wang, X., & Yan, W. (2022). Automated decision making in highway pavement preventive maintenance based on deep learning. *Automation in Construction, 135*, 104111. https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2021.104111

Liu, Y., Qin, S., Li, J., & Jin, T. (2023). Artificial Intelligence and Street Space Optimization in Green Cities: New Evidence from China. *Sustainability, 15*(23), 16367. https://doi.org/10.3390/SU152316367

Llopis-Castelló, D., Arce-Blanco, C., & Valdecantos-Álvarez, J. (2026). Before-after study of pavement roughness impact on vehicle fuel consumption and emissions. *Transportation Research Part D: Transport and Environment, 151*. https://doi.org/10.1016/J.TRD.2025.105131

Milad, A., Ali, A., Al-Sulaimi, Z., & Al-Kindi, K. (2025). Utilizing spatial artificial intelligence to develop pavement performance indices: a case study. *Scientific Reports, 15*(1). https://doi.org/10.1038/S41598-025-23290-7

Reis, M. (2025). Internet of Things and Artificial Intelligence for Secure and Sustainable Green Mobility: A Multimodal Data Fusion Approach to Enhance Efficiency and Security. *Multimodal Technologies and Interaction, 9*(5), 39. https://doi.org/10.3390/MTI9050039

Rouky, N., Benmoussa, O., Fri, M., Abourraja, M., & Ben-Bouazza, F. (2025). Artificial Intelligence Applications for Smart and Sustainable Mobility as a Service Concept: A Systematic Literature Review. *Future Transportation, 5*(3), 122. https://doi.org/10.3390/futuretransp5030122

Shulajkovska, M., Noveski, G., Smerkol, M., Grabnar, J., Dovgan, E., & Gams, M. (2023). EU Smart Cities: Towards a New Framework of Urban Digital Transformation. *Informatica (Eslovenia), 47*(2), 151–158. https://doi.org/10.31449/inf.v47i2.4904

Shulajkovska, M., Smerkol, M., Noveski, G., Bohanec, M., & Gams, M. (2024). Artificial Intelligence-Based Decision Support System for Sustainable Urban Mobility. *Electronics, 13*(18), 3655. https://doi.org/10.3390/ELECTRONICS13183655

Souza, V., Giusti, R., & Batista, A. (2018). Asfault: A low-cost system to evaluate pavement conditions in real-time using smartphones and machine learning. *Pervasive and Mobile Computing, 51*, 121–137. https://doi.org/10.1016/J.PMCJ.2018.10.008

Yigitcanlar, T., David, A., Li, W., Fookes, C., Bibri, S., & Ye, X. (2024). Unlocking Artificial Intelligence Adoption in Local Governments: Best Practice Lessons from Real-World Implementations. *Smart Cities, 7*(4), 1576–1625. https://doi.org/10.3390/SMARTCITIES7040064

Yiliguoqi, B., Siriguleng, B., Arong, L., Guo, G., & Wang, J. (2026). Research on the evaluation and analysis of road surface roughness based on smartphone sensors and SVM. *Scientific Reports, 16*(1), 4409-. https://doi.org/10.1038/s41598-025-34396-3

Yu, J., & Hyland, M. (2025). Interpretable State-Space Model of Urban Dynamics for Human-Machine Collaborative Transportation Planning. *Transportation Research Part B: Methodological, 192*. https://doi.org/10.1016/j.trb.2024.103134