



Uso do Sensoriamento Remoto na Análise de Qualidade e Identificação de Defeitos em Pavimentos Flexíveis: Uma Revisão Sistemática

Use of Remote Sensing in Quality Assessment and Distress Identification in Flexible Pavements: A Systematic Review

Ezequiel Silva Rocha ¹, Cláudia Maria de Almeida ², Milton Kampel ³ e Paulo Roberto da Silva Ruiz ⁴

¹ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil. sr.ezequiel2@gmail.com.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3816-3908>

² Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil. claudia.almeida@inpe.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6523-3169>

³ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil. milton.kampel@inpe.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0011-2083>

⁴ Faculdade de Tecnologia de São Paulo, Adamantina, Brasil. paulo.ruiz2@fatec.sp.gov.br.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7885-5015>

Recebido: 04.2025 | Aceito: 10.2025

Resumo: O sensoriamento remoto tem se mostrado como ferramenta promissora para avaliação de pavimentos flexíveis, complementando métodos tradicionais de inspeção. Esta revisão sistemática analisa técnicas como LiDAR e imageamento multiespectral, destacando sua eficácia na detecção de deformações, trincas e outros defeitos superficiais. Plataformas aéreas (VANTs) apresentam bom desempenho para inspeções pontuais, enquanto sistemas veiculares com LiDAR são mais adequados para avaliação contínua de redes extensas. Apesar dos avanços, persistem desafios, como necessidade de maior resolução espacial para microfissuras, influência de condições ambientais e altos requisitos computacionais. Soluções emergentes envolvendo fusão de dados multissensores e inteligência artificial mostram potencial para superar essas limitações, embora a padronização metodológica e validação conforme normas técnicas permaneçam como aspectos a serem melhorados para adoção em larga escala. O estudo conclui que o sensoriamento remoto já oferece benefícios concretos para gestão de infraestrutura rodoviária, com perspectivas de transformar os processos de monitoramento e manutenção viária.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Pavimento flexível. LiDAR. Defeitos.

Abstract: Remote sensing has emerged as a promising tool for flexible pavement evaluation, complementing traditional inspection methods. This systematic review examines techniques such as LiDAR and multispectral imaging, highlighting their effectiveness in detecting surface deformations, cracks, and other distress types. Aerial platforms (UAVs) show superior performance for localized inspections, while vehicle-mounted LiDAR systems are better suited for continuous assessment of extensive road networks. Despite progress, challenges remain including the need for higher spatial resolution to identify micro-cracks, environmental interference, and high computational demands. Emerging solutions involving multi-sensor data fusion and artificial intelligence demonstrate potential to overcome these limitations, though methodological standardization and validation against technical standards remain critical for large-scale adoption. The study concludes that remote sensing already provides tangible benefits for road infrastructure management, with potential to transform pavement monitoring and maintenance practices.

Keywords: Remote sensing. Pavement. LiDAR. Pavement Distress.

1 INTRODUÇÃO

As rodovias desempenham um papel significativo no fomento do crescimento econômico e social do Brasil. Segundo a Confederação Nacional do Transporte - CNT (2022), o modo de transporte rodoviário é atualmente o mais amplamente utilizado no país. Dada sua relevância social e econômica, as metodologias de monitoramento de qualidade destinadas à infraestrutura viária devem evoluir, assegurando padrões elevados de segurança e conforto. No entanto, os pavimentos flexíveis, que, segundo a CNT (2017), constituem aproximadamente 99% da extensão da rede viária nacional pavimentada, enfrentam uma série de desafios, incluindo trincas, deformações e desgaste precoce.

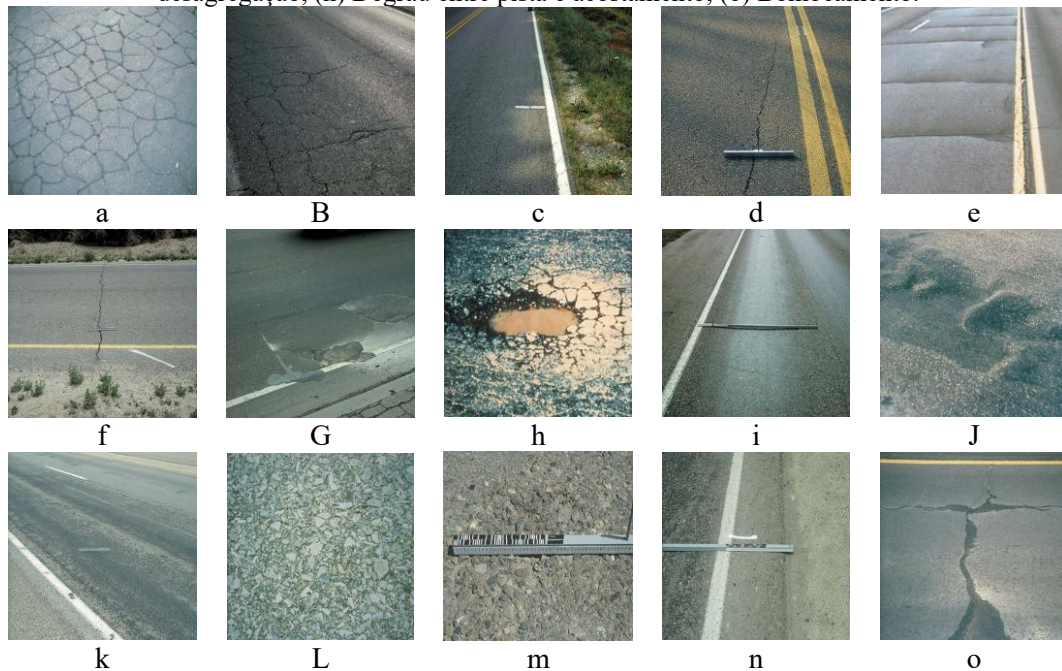
No Brasil utiliza-se um período de projeto de 10 anos, que representa a vida útil do pavimento (Bernucci et al., 2022). No entanto, esse período é significativamente menor que o adotado em projetos de países desenvolvidos, que frequentemente consideram vidas úteis de 30 anos ou mais (UK National Highways, 2021). Ainda assim, em decorrência de falhas na execução e dimensionamento, muitos pavimentos apresentam defeitos antes do término desse período, podendo causar prejuízos concernentes à segurança e conforto dos usuários. Fatores como a incidência de chuvas, variações de temperatura e o aumento do tráfego contribuem para a evolução desses defeitos ao longo do tempo (Llopis-Castelló et al., 2020). Portanto, o monitoramento contínuo da qualidade do pavimento é essencial para evitar gastos elevados com a correção de defeitos precoces, que podem se agravar rapidamente. Como a deterioração da camada de rolamento começa logo após a abertura da rodovia ao tráfego, o monitoramento deve ser iniciado concomitantemente com essa abertura (Al-Arkawazi, 2017).

Os métodos tradicionais de avaliação de pavimentos exigem mão de obra intensiva para a coleta manual de dados *in situ*, o que, além de ser ineficiente, eleva os custos de manutenção (Liu et al., 2021). O sensoriamento remoto é considerado como uma nova forma de coletar dados referentes à qualidade das vias, onde diferentes tipos de sensores, incluindo imagens de satélite, drones e sistemas de detecção e alcance de luz (*Light Detection and Ranging* - LiDAR), podem ser empregados para esse fim. O emprego desses sensores possibilita a aquisição de dados de forma facilitada e acarreta avaliações mais rápidas e eficientes (Brewer et al., 2021). Foi elaborada uma revisão teórica sobre o potencial de utilização de técnicas de sensoriamento remoto para o monitoramento da qualidade de rodovias revestidas com pavimentos flexíveis.

2 DEFEITOS EM PAVIMENTOS FLEXÍVEIS

Os defeitos em pavimentos flexíveis podem surgir em decorrência de diversos motivos e são, em geral, muito recorrentes nas rodovias brasileiras. A Figura 1 apresenta os 15 tipos de defeitos em pavimento flexíveis, listados no manual de identificação de defeitos da Administração Federal de Estradas dos Estados Unidos, em inglês, *Federal Highway Administration*, (FHWA, 2014). No Brasil, a norma DNIT 005/2003-TER (DNIT, 2003a) lista os tipos de defeitos em pavimentos flexíveis, no entanto, mesmo citando a norma americana fazendo referência ao SHRP de 1993 (SHRP, 1993), a norma brasileira não foi atualizada desde a sua publicação em 2003, estando defasada em relação ao manual de identificação da FHWA, que além de ter sido atualizado em 2014, apresenta os defeitos e os lista em graus que variam de baixa severidade até alta severidade. A seguir, discorre-se sobre eles.

Figura 1 – Principais defeitos em pavimentos flexíveis. (a) Couro de jacaré, (b) Trinca em bloco, (c) Trinca de borda, (d) Trinca longitudinal, (e) Trincas de reflexão, (f) Trinca transversal, (g) Remendo, (h) Panela, (i) Afundamento de trilha de roda, (j) Deformação permanente, (k) Exsudação, (l) Desgaste com exposição de agregado, (m) Desgaste por desagregação, (n) Degrau entre pista e acostamento, (o) Bombeamento.



Fonte: Adaptada de Federal Highway Administration (2014).

Na literatura, diferentes tipos de trinca são apresentados. A Figura 1a mostra um exemplo de trincas do tipo couro de jacaré, que é listado como um dos tipos de trinca causado por fadiga, de acordo com o manual de identificação de defeitos da FHWA (2014). Esse defeito consiste na interligação de pequenas trincas que formam mosaicos na superfície do revestimento, estando geralmente associadas à fadiga do material que cobre a via (Bernucci et al., 2022). A Figura 1b apresenta trincas em bloco. Esse defeito é caracterizado pela junção de trincas que formam blocos quase retangulares que variam de 0,1 a 10 m² (FHWA, 2014). Essa configuração de trinca pode indicar falta de resistência à tração na mistura asfáltica e/ou contração por mudança de temperatura (CNT, 2018). A trinca de borda ocorre apenas em estradas sem acostamento pavimentado, como pode ser observado na Figura 1c, em que interceptam a borda do pavimento (FHWA, 2014). As trincas transversais e longitudinais, mostradas na Figura 1d e Figura 1f, são muito recorrentes. Elas surgem tanto na direção longitudinal quanto na transversal à via e, geralmente, estão associadas a falhas na execução ou retração da mistura asfáltica (CNT, 2018). As trincas de reflexão (Figura 1e) acontecem de forma transversal ao eixo central da via e atravessam toda a camada de revestimento do pavimento (FHWA, 2014), refletindo uma trinca preexistente em camadas inferiores, como base ou sub-base.

A Figura 1g apresenta um defeito do tipo remendo, que surge em decorrência de reparos de painéis (Figura 1h) e outros defeitos na pista, onde o material original é retirado apenas em uma dada porção da via e substituído por um novo revestimento (FHWA, 2014). O defeito do tipo panela é uma cavidade que se forma no pavimento por muitos motivos, como falta de aderência entre as camadas do pavimento, erros de projeto de dosagem, entre outros (CNT, 2018).

As deformações plásticas são muito comuns em pavimentos flexíveis. A Figura 1i apresenta um defeito conhecido como afundamento de trilha de roda. Este problema pode ser causado pela consolidação das camadas de base do pavimento e pelas cargas das rodas dos veículos com o passar do tempo, tendo maior ocorrência nas extremidades das vias (CNT, 2018). Por sua vez, a Figura 1j apresenta uma deformação permanente geralmente causada por esforços de frenagem dos veículos, muito presente em curvas (FHWA, 2014).

A exsudação (Figura 1k) é um tipo de defeito que pode ser originado do excesso de ligante asfáltico, geralmente sendo mais visível nas trilhas de roda. Caracteriza-se por uma aparência reluzente, quase "molhada". Assim como o excesso de ligante, sua escassez também acarreta problemas, como a desagregação (Figura 1l), que mostra o agregado graúdo exposto pelo desgaste da camada superficial de ligante. O desgaste

desses agregados pode levar a uma diminuição da fricção da superfície, comprometendo a segurança (FHWA, 2014). Na mesma linha, a Figura 1m mostra um caso de desgaste por desagregação, causada pelo desprendimento de partículas dos agregados e pela perda de ligante (FHWA, 2014).

A diferença entre as alturas da pista e do acostamento (Figura 1n) também é considerada como um defeito de acordo com o manual de defeitos da FHWA, ocorrendo geralmente em virtude da consolidação do material do acostamento em decorrência da diferença de composição entre essas duas partes. A Figura 1o apresenta um caso de bombeamento, onde agregados finos das camadas subjacentes são empurrados através de trincas em direção à superfície. Esse defeito é causado pelo fluxo de água na estrutura do pavimento e se caracteriza por manchas de infiltração com material de granulometria fina (areia).

3 SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO À GESTÃO VIÁRIA

A identificação e a quantificação de defeitos em pavimentos constituem a base de dados essencial para os Sistemas de Gerência de Pavimentos (SGP), que engloba o planejamento, o projeto e a manutenção viária (DNIT, 2011). Esses sistemas, auxiliam na otimização do uso de recursos, direcionando a manutenção e a reabilitação de forma estratégica. A simples detecção da ocorrência de um defeito é apenas o ponto de partida. Para que os dados sejam úteis, é imperativo quantificar a extensão e a severidade com que cada tipo de defeito se manifesta ao longo da malha viária (Haas et al., 1994). A quantificação da extensão permite dimensionar o problema em termos de área ou comprimento afetados, fornecendo informações essenciais para o planejamento logístico e o cálculo de custos de reparo. Paralelamente, a avaliação da severidade classifica o nível de degradação, diferenciando um dano superficial de um comprometimento estrutural.

O conjunto de informações sobre tipo, extensão e severidade dos defeitos alimenta os índices de desempenho do pavimento. Esses índices constituem métricas que transformam a complexidade dos dados em uma única nota ou valor, tornando mais fácil a comparação e a tomada de decisão. A quantificação dos defeitos, é fundamental para gerar esses índices de forma objetiva e sistemática. No Brasil, o Índice de Gravidade Global (IGG), definido pela norma DNIT 006/2003-PRO (DNIT, 2003b), combina a frequência e a severidade dos defeitos para classificar a condição do pavimento em categorias como "ótimo", "regular" ou "péssimo", orientando assim as ações de manutenção.

Embora o IGG brasileiro seja funcional, ele não é tão completo quando comparado a índices utilizados internacionalmente, como o índice de condição do pavimento (*Pavement Condition Index* - PCI), desenvolvido pela Corporação de Engenheiros do Exército dos EUA (*U.S. Army Corps of Engineers*) e adotado por agências como a FHWA nos Estados Unidos (Vieira et al., 2016). O PCI se diferencia por sua metodologia mais detalhada e abrangendo uma maior gama de defeitos e suas severidades, resultando em um índice de 0 a 100. Isso permite uma avaliação mais precisa da condição real do pavimento, facilitando a identificação de problemas específicos e a tomada de decisões mais assertivas.

Enquanto as normas brasileiras fornecem uma base sólida para a avaliação, elas podem ser consideradas defasadas em relação aos métodos internacionais mais modernos. As normas do DNIT que servem de base para a avaliação de pavimentos flexíveis no Brasil, especificamente a DNIT 006/2003-PRO, que trata da avaliação objetiva, responsável por quantificar defeitos (DNIT, 2003b), e a DNIT 007/2003-PRO, para o levantamento da condição do pavimento, realizado por meio de aparelhagem específica (DNIT, 2003c), foram publicadas em 2003 e não foram atualizadas desde sua publicação.

Enquanto no Brasil as normas de avaliação visual e índices de desempenho permanecem os mesmos há mais de 20 anos, as metodologias em países com infraestrutura de ponta evoluem com maior frequência. Órgãos como a FHWA nos EUA e a Sociedade Americana para Testes e Materiais (*American Society for Testing and Materials* – ASTM) atualizam constantemente seus manuais e normas para incorporar novas tecnologias e conhecimentos sobre o comportamento dos pavimentos. A norma ASTM D6433, que descreve o procedimento para o cálculo do PCI, passa por revisões periódicas. Sua última versão foi publicada em 2024 (ASTM, 2024). Isso significa que, em 20 anos, essa norma foi revisada e atualizada múltiplas vezes com versões *online* lançadas em 2003, 2007, 2009, 2011, 2016, 2018, 2020, 2023 e 2024, disponíveis no site desta Sociedade (ASTM, 2025). Essas revisões são importantes para corrigir possíveis erros metodológicos e para adicionar métodos mais modernos de coleta de dados, a exemplo de técnicas de sensoriamento remoto.

O uso de produtos de sensoriamento remoto aplicado à gestão viária tem demonstrado resultados promissores no monitoramento e análise da qualidade de estruturas rodoviárias. Pesquisas que utilizam técnicas de processamento digital de imagens já evidenciaram a aplicabilidade dessas metodologias na detecção de defeitos e na análise de pavimentos (Amhaz et al., 2014; Matarneh et al., 2023; Oliveira & Correia, 2009). No entanto, para identificar defeitos específicos, como o afundamento de trilhas de roda, sensores ópticos enfrentam limitações devido à ausência de informações sobre a profundidade das deformações. Nesses casos, sensores LiDAR têm sido empregados para superar essas limitações, permitindo análises detalhadas de deformações plásticas e outros defeitos, como panelas (Dong et al., 2023; Faisal e Gargoum, 2023; Ravi et al., 2020a).

No contexto do sensoriamento remoto com sensores ativos, o LiDAR se destaca por sua alta precisão na aferição de distâncias, funcionando através do cálculo da velocidade de retorno de feixes de laser. Essa tecnologia é amplamente utilizada em plataformas orbitais e não orbitais, incluindo satélites, veículos aéreos não tripulados (VANTs) e tripulados, bem como plataformas terrestres. A principal vantagem do LiDAR é a capacidade de gerar modelos de elevação detalhados, com resolução definida pela densidade dos pontos gerados (Dong e Chen, 2018). Quando instalado em plataformas móveis, o LiDAR proporciona dados de alta precisão sem interromper as atividades no local analisado, tornando-se uma ferramenta essencial para a gestão viária. Estudos como os de Chen & Li (2016), del Río-Barral et al. (2022) e Ravi et al. (2020b) demonstraram a eficácia dessa abordagem ao utilizarem sensores de varredura a laser instalados em veículos para a análise de pavimentos.

Outro exemplo de sensoriamento remoto relacionado à gestão viária é o trabalho de Vaaja et al. (2018), que realizaram um mapeamento móvel das condições de iluminação em ambientes rodoviários durante a noite. A pesquisa utilizou sistemas de mapeamento móvel para capturar dados sobre a distribuição e intensidade da iluminação, fornecendo informações essenciais para a gestão e manutenção de infraestrutura viária. Esse tipo de aplicação destaca como o sensoriamento remoto pode ser utilizado não apenas para a análise estrutural dos pavimentos, mas também para o monitoramento de variáveis ambientais que influenciam diretamente a segurança e o conforto dos usuários. Outros sensores, como os de deflexão, são igualmente importantes para a gestão viária. Esses sensores, como o Deflectômetro de Impacto de Peso (*Falling Weight Deflectometer* – FWD), operam aplicando uma carga pontual sobre o pavimento. Eles utilizam geofones ou acelerômetros para medir o afundamento vertical da superfície em pontos específicos. Em sistemas de alta velocidade, como o Deflectômetros de Tráfego Rápido (*Traffic Speed Deflectometers* – TSD), a deflexão é medida por sensores a laser Doppler enquanto o veículo se movimenta. As leituras de deflexão são então transmitidas a um computador, onde são processadas e utilizadas para avaliar a capacidade estrutural do pavimento. Zhang et al. (2023) aplica sensores TSD para medir características estruturais do pavimento sem interrupção do tráfego, em um sistema capaz de coletar informações variadas sobre a camada de rolamento.

Neste trabalho, o foco recai sobre a revisão de artigos relacionados à análise da qualidade e à identificação de defeitos nas camadas do pavimento. Esse recorte foi estabelecido porque a estrutura viária é composta por diversos componentes que podem ser analisados por meio de sensoriamento remoto, como infiltração em túneis, deformações em estruturas de pontes, viadutos e outras obras de arte, o que poderia tornar a revisão excessivamente ampla.

4 TRABALHOS RELACIONADOS

Neste tópico, são abordados os trabalhos utilizados nesta revisão sistemática, que abrange 45 estudos científicos publicados entre 2009 e 2025 que investigam aplicações de sensoriamento remoto para análise de pavimentos flexíveis. Esta revisão da literatura foi fundamentada no método PRISMA (Moher et al., 2009), utilizaram-se como filtro para busca dos trabalhos científicos as palavras-chave contendo todos os termos anteriormente citados (sinônimos) referentes ao uso de produtos do sensoriamento remoto na detecção de defeitos em pavimentos. Para tanto, buscou-se realizar uma pesquisa ampla dos trabalhos publicados e disponíveis para consulta nas bases de dados *online* de literatura científica – especificamente na *Scopus*, *Web of Science* e *Google Scholar* – em um recorte temporal de pouco mais de 15 anos, estendendo-se de agosto de 2009 a fevereiro de 2025. Os trabalhos selecionados tiveram como foco principal a detecção de defeitos em

pavimentos por meio de sensoriamento remoto (SR).

A Tabela 1 apresenta a relação completa destes trabalhos, organizados alfabeticamente por autor, contendo as referências com título e respectivos anos de publicação. A seleção contempla pesquisas representativas das diversas abordagens metodológicas desenvolvidas no período, desde técnicas convencionais de processamento de imagens (Andreou et al., 2011; Chambon et al., 2011; Oliveira & Correia, 2009) até soluções mais modernas baseadas em inteligência artificial (Feng et al., 2023; Ma & Li, 2022; Tan et al., 2024).

Os trabalhos analisados refletem a evolução tecnológica ocorrida na última década e meia, com contribuições provenientes de 20 países distribuídos em quatro continentes (Lázaro et al. 2022; Mukti e Tahar 2021; Ravi et al. 2020a). A diversidade de abordagens inclui desde sistemas embarcados em veículos terrestres (Chen & Li, 2016; Díaz-Vilariño et al., 2016) até plataformas aéreas (Flores et al. 2025; Pan et al. 2018) e orbitais (Brewer et al., 2021), empregando sensores ópticos, LiDAR e radar. Esta variedade metodológica será examinada em detalhe nas seções subsequentes.

Tabela 1 – Trabalhos revisados.

Referência	Título	Ano
Amhaz et al.	A New Minimal Path Selection Algorithm for Automatic Crack Detection on Pavement Images	2014
Andreou et al.	Investigation of Hyperspectral Remote Sensing for Mapping Asphalt Road Conditions	2011
Avila et al.	2d Image Based Road Pavement Crack Detection by Calculating Minimal Paths and Dynamic Programming	2014
Brewer et al.	Predicting Road Quality Using High Resolution Satellite Imagery: A Transfer Learning Approach	2021
Chambon et al.	Road Crack Extraction with Adapted Filtering and Markov Model-Based Segmentation: Introduction and Validation	2011
Chen e e Li	A Feasibility Study on the Use of Generic Mobile Laser Scanning System for Detecting Asphalt Pavement Cracks	2016
Cord e e Chambon	Automatic Road Defect Detection by Textural Pattern Recognition Based on Adaboost	2011
del Río-Barral et al.	Pavement Crack Detection and Clustering Via Region-Growing Algorithm from 3D MLS point Clouds	2022
Díaz-Vilariño et al.	Automatic Classification of Urban Pavements Using Mobile Lidar Data and Roughness Descriptors	2016
Dong et al.	Pavement Crack Detection Based on Point Cloud Data and Data Fusion	2023
Elamin e e El-Rabbany	UAV-Based Image and LiDAR Fusion for Pavement Crack Segmentation	2023
Faisal e e Gargoum	Automated Assessment of Pavement Rutting Using Mobile Lidar Data	2023
Feng et al.	GCN-Based Pavement Crack Detection Using Mobile Lidar Point Clouds	2021
Feng et al.	Pavement Distress Detection Using Terrestrial Laser Scanning Point Clouds Accuracy Evaluation and Algorithm Comparison	2022
Feng et al.	SCL-GCN:Stratified Contrastive Learning Graph Convolution Network for Pavement Crack Detection from Mobile LiDAR Point Clouds	2023
Freitas e e Nobre	Identificação de Patologias em Pavimentos Rodoviários Utilizando Inteligência Artificial	2020
Flores et al.	Aplicação da Aerofotogrametria Com VANT para Análise de Pavimentação Asfáltica	2025
Grandsaert	Integrating Pavement Crack Detection and Analysis Using Autonomous Unmanned Aerial Vehicle Imagery	2015
Hoang e e Nguyen	Automatic Recognition of Asphalt Pavement Cracks Based on Image Processing and Machine Learning Approaches: A Comparative Study on Classifier Performance	2018
Huang et al.	A Pavement Crack Detection Method Combining 2D with 3D Information Based on Dempster-Shafer Theory	2013
Kang e e Choi	Pothole Detection System Using 2D Lidar and Camera	2017
Khan e e Kumar	Terrestrial Lidar Derived 3D Point Cloud Model, Digital Elevation Model (DEM) and Hillshade Map for Identification and Evaluation of Pavement Distresses	2024
Lázaro et al.	Avaliação das Condições de Superfície de Pavimentos Urbanos com o Auxílio de Ferramentas de Análise Espacial	2022
Liu et al.	Application of Combining YOLO Models and 3D GPR Images in Road Detection and Maintenance	2021

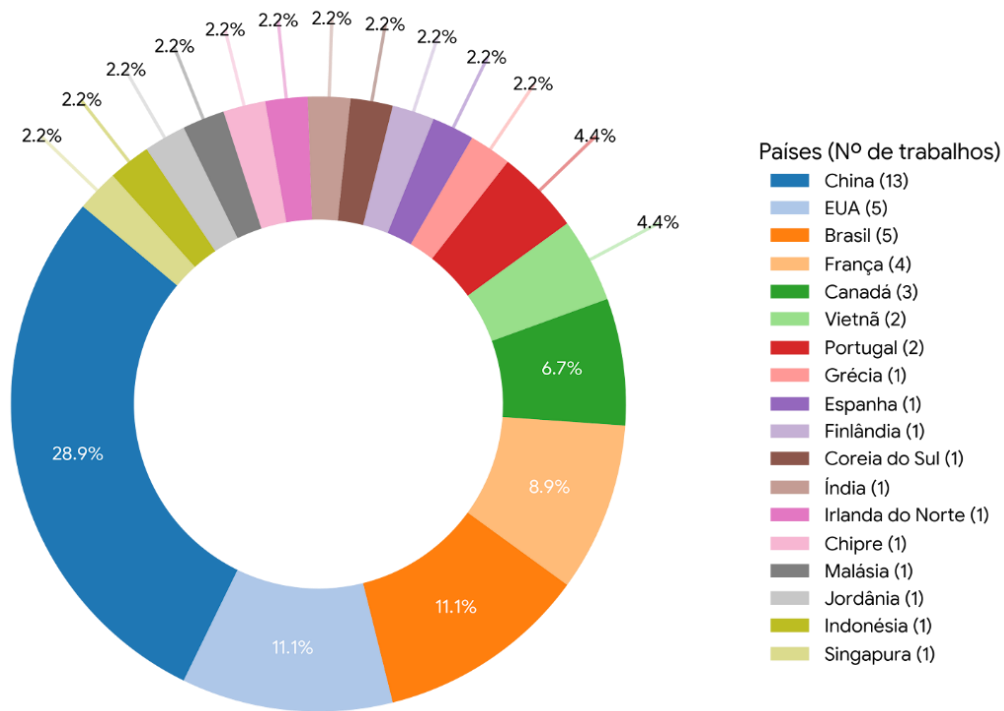
Referência	Título	Ano
Ma e Li	SD-GCN: Saliency-Based Dilated Graph Convolution Network for Pavement Crack Extraction from 3D Point Clouds	2022
Matarneh et al.	An Automatic Image Processing Based on Hough Transform Algorithm for Pavement Crack Detection and Classification	2023
Mettas et al.	Detection of Asphalt Pavement Cracks Using Remote Sensing Techniques	2016
Mukti e e Tahar	Low Altitude Multispectral Mapping for Road Defect Detection	2021
Nunes-Ramos et al.	Distress Manifestation in Asphalt Pavements: Comparison between Local and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Measurements	2024
Oliveira e e Correia	Automatic Road Crack Segmentation Using Entropy and Image Dynamic Thresholding	2009
Pan et al.	Object-based and Supervised Detection of Potholes and Cracks from the Pavement Images Acquired by UAV	2017
Pan et al.	Detection of Asphalt Pavement Potholes and Cracks Based on the Unmanned Aerial Vehicle Multispectral Imagery	2018
Ravi et al.	Highway and Airport Runway Pavement Inspection Using Mobile LiDAR	2020a
Ravi et al.	Pothole Mapping and Patching Quantity Estimates Using Lidar-Based Mobile Mapping Systems	2020b
Resende et al.	Classificação Híbrida, Pixel a Pixel e Baseada em Objetos para o Monitoramento da Condição da Superfície dos Pavimentos Rodoviários	2012
Safaei et al.	An Automatic Image Processing Algorithm Based on Crack Pixel Density for Pavement Crack Detection and Classification	2022
Shatnawi et al.	Road Pavement Rut Detection Using Mobile and Static Terrestrial Laser Scanning	2021
Tan et al.	Lidar-Based Automatic Pavement Distress Detection and Management Using Deep Learning and BIM	2024
Tran et al.	Detection of Asphalt Pavement Cracks Using Mobile 2D Laser Scanning System: A Case Study of UTM 30LX Laser Scanner	2021
Ukhwah et al.	Asphalt Pavement Pothole Detection Using Deep Learning Method Based on YOLO Neural Network	2019
Zhang et al.	Automatic Pavement Defect Detection Using 3D Laser Profiling Technology	2018
Zhang et al.	Optimizing Pavement Distress Detection With UAV: A Comparative Study of Vision Transformer and Convolutional Neural Networks	2024
Zhang et al.	Automatic Settlement Assessment of Urban Road From 3D Terrestrial Laser Scan Data	2025
Zhong et al.	Pavement Crack Detection from Mobile Laser Scanning Point Clouds Using a Time Grid	2020
Zhu et al.	Measuring Surface Deformation of Asphalt Pavement Via Airborne Lidar: A Pilot Study	2023

Fonte: Autores (2025)

5 ÁREAS DE ESTUDO

Neste tópico, são exploradas características de distribuição regional dos trabalhos analisados, com o intuito de desenvolver uma análise dos países e regiões que têm desenvolvido mais trabalhos na área de foco desta revisão. A Figura 2 apresenta um gráfico de distribuição com o número de trabalhos por país.

Figura 2 – Gráfico de distribuição de trabalhos por país.



Fonte: Autores (2025).

Com base nos trabalhos revisados, é possível notar uma distribuição geográfica diversificada, com concentrações em países específicos. A China se destaca como o local com o maior número de estudos, abrangendo pesquisas que utilizam diferentes sensores, como LiDAR (Feng et al., 2021; Zhang et al., 2024), imageamento multiespectral (Pan et al. 2018) e técnicas avançadas de inteligência artificial (Ma & Li, 2022). O grande número de trabalhos desenvolvidos no país pode indicar uma tendência de modernização dos sistemas de monitoramento viário, com foco em técnicas de sensoriamento remoto combinadas com aprendizado profundo (*deep learning*) para análise automatizada.

Destacam-se também os países da América do Norte, com os Estados Unidos e o Canadá juntos sendo a segunda região com a maior quantidade de trabalhos no tema. Esses países apresentam contribuições significativas, especialmente no uso de LiDAR móvel (Ravi et al., 2020a) e sensoriamento remoto por satélite (Brewer et al., 2021), com abordagens que integram sistemas de modelagem da informação da construção (*Building Information Modeling* – BIM) para gestão de infraestrutura. Na Europa, países como França (Cord & Chambon, 2011), Portugal (del Río-Barral et al., 2022) e Espanha (Díaz-Vilariño et al., 2016) desenvolvem pesquisas focadas em algoritmos de processamento de imagens e nuvens de pontos, muitas vezes em colaboração entre universidades e empresas de tecnologia, com ênfase em métodos de segmentação baseados em crescimento de regiões (Chen & Li, 2016; del Río-Barral et al., 2022) e análise de textura (Cord & Chambon, 2011; Matarneh et al., 2023). Outras regiões, como o Sudeste Asiático (Vietnã, Malásia, Indonésia) e o Oriente Médio (Jordânia), contribuem com pesquisas muitas vezes focadas em adaptações de baixo custo, como sensores LiDAR 2D (Tran et al., 2021) ou drones com câmeras acessíveis (Ukhwah et al., 2019), demonstrando soluções viáveis para países em desenvolvimento.

No Brasil, os estudos ainda são emergentes, mas já demonstram crescimento, principalmente com o uso de VANTs (Flores et al., 2025) e imageamento multiespectral (Resende et al., 2012). Trabalhos como o de Freitas e Nobre (2020) evidenciam a aplicação de inteligência artificial na identificação de defeitos em pavimentos, enquanto Lázaro et al. (2022) exploram o sensoriamento remoto via satélite para avaliação de pavimentos em ambiente urbano. No contexto nacional, dois trabalhos em particular adotam abordagens menos automatizadas; Nunes-Ramos et al. (2024) utilizam imagens de VANT para análise manual no AutoCAD, comparando com inspeções de campo tradicionais, enquanto Lázaro et al. (2022) empregam imagens do Google Earth (QuickBird) para contagem manual de defeitos, ambos sem utilizar algoritmos de classificação automática.

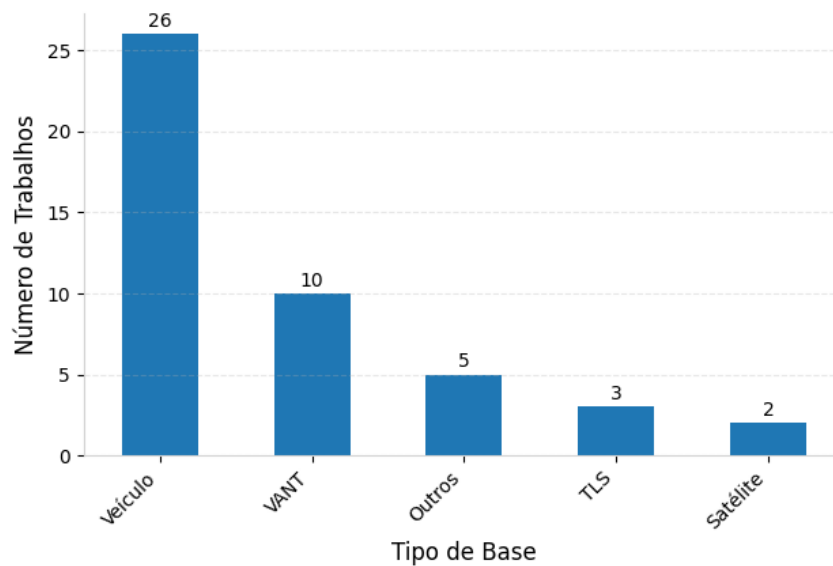
Essas abordagens refletem um estágio inicial de adoção tecnológica, em que o sensoriamento remoto

é usado principalmente para substituir a inspeção visual in loco, sem ainda explorar todo o potencial do processamento automatizado. A utilização de técnicas mais avançadas já ocorre no Brasil, como no caso do projeto do Governo do Paraná, que utilizou sensores a bordo de veículos para a restauração da PR-170/PRC-466 (Governo do Estado do Paraná, 2024). Este caso demonstra que a tecnologia tem adoção prática, indicando a necessidade de novos trabalhos para aprimorar as técnicas existentes e desenvolver algoritmos de classificação automática mais precisos, especialmente adaptados às condições das rodovias brasileiras.

6 BASES E SENSORES UTILIZADOS NA BIBLIOGRAFIA

Dentro do contexto desta revisão, a base onde o sensor é acoplado para a realização das aquisições de dados em campo é um dos pontos mais importantes para o desenvolvimento das metodologias. A Figura 3 apresenta um resumo da quantidade de vezes em que uma determinada base foi utilizada nos trabalhos revisados neste estudo.

Figura 3 – Quantidade de vezes em que determinada base foi utilizada na bibliografia revisada.



Fonte: Autores (2025).

A seleção de plataformas de aquisição de dados condiciona profundamente a aplicabilidade dos métodos propostos, conforme evidenciado na Figura 3. As plataformas veiculares predominam com 26 ocorrências, representando mais de 50% da amostra, sendo particularmente recorrentes em estudos com sistemas LiDAR móveis de média e alta precisão. Esta preferência justifica-se pela capacidade de cobrir extensões rodoviárias significativas, como demonstrado por Ravi et al. (2020a) com cobertura média de 60 km/dia em condições operacionais ideais. Contudo, apenas 11 dos 26 estudos que utilizam veículo como base para o sensor abordaram explicitamente os desafios práticos de vibração e posicionamento dinâmico, sendo que Feng et al. (2022) destacaram a necessidade de algoritmos de compensação que podem aumentar o tempo de processamento dos dados.

Os VANTs aparecem como segunda alternativa mais frequente, presentes em dez trabalhos, com aplicações concentradas em inspeções pontuais de alta resolução. Flores et al. (2025) obtiveram resultados promissores com resoluções de 1 cm em voos a 25 m de altitude, porém o estudo admite limitações operacionais em áreas urbanas devido a restrições de espaço aéreo. Esta problemática é corroborada por Pan et al. (2018), que cita potenciais riscos de voos em baixa altitude em ambientes urbanos, além de ressaltar que o maior volume de dados aumenta o volume de dados coletados. É importante ressaltar que os estudos com VANTs revisados não incluíram análises econômicas do método, lacuna significativa para avaliação de viabilidade em projetos de larga escala.

As três pesquisas utilizando escâner a laser terrestre (*Terrestrial Laser Scanning* – TLS) apresentam características comuns quanto à precisão métrica superior e algumas limitações operacionais. Khan e e Kumar

(2024) demonstram que mesmo sistemas TLS de última geração não conseguem apresentar varreduras rápidas para estradas, tornando-os economicamente inviáveis para monitoramento de redes extensas. Esta limitação pode ser muito relevante em países como o Brasil, com malhas rodoviárias continentais, onde a produtividade diária torna-se um fator muito relevante. Feng et al. (2022) propõem solução intermediária através do acoplamento de um sensor TLS a uma base veicular, porém com complexidades logísticas que restringem a aplicação da metodologia, como, por exemplo, a necessidade de paradas constantes do veículo para realização das leituras, causando interrupção do fluxo de veículos na via e necessidade de escolta durante a prospecção em campo, representando uma clara desvantagem quando comparada a sistemas plenamente móveis para esta aplicação específica.

As duas pesquisas baseadas em imageamento orbital por satélite enfrentam barreiras físicas intrínsecas à resolução espacial disponível. Brewer et al. (2021) utilizaram imagens de 30 cm, adequadas para avaliação geral da rede viária, mas insuficientes para detecção de defeitos estruturais mais finos, apresentando alta taxa de falsos negativos para fissuras menores. Lázaro et al. (2022) confirmam esta limitação ao comparar dados do QuickBird com inspeções manuais de campo, identificando que apenas defeitos superiores a 10 cm foram consistentemente detectados. Outros problemas já conhecidos no imageamento por satélite também podem ser mencionados, como a influência da cobertura de nuvens e cobertura das vias por vegetação que podem influenciar, ou impossibilitar, a análise de rodovias em algumas localidades.

Outros trabalhos aplicam bases não convencionais ou fazem leituras de forma manual. Entre as configurações de bases alternativas, o estudo de Tran et al. (2021), que utiliza uma espécie de moldura motorizada, deve ter uma análise particular. Embora represente um avanço ao utilizar um sensor LiDAR 2D de baixo custo, o sistema apresenta velocidade máxima de aquisição baixa, devido à necessidade de múltiplas passadas transversais, esse método pode levar o trabalho a ter bons resultados relacionados à precisão, no entanto esses resultados são adquiridos em condições muito restritas com uma distância do sensor a rodovia muito pequena e uma leitura focada em um local específico, com um defeito já identificado previamente. Esta limitação operacional restringe a aplicação a trechos maiores de uma rodovia. Entretanto, o trabalho ainda representa resultados significativos, ao demonstrar que soluções de baixo custo podem alcançar precisão métrica satisfatória quando adequadamente configuradas.

A grande maioria dos estudos analisados não abordaram aspectos operacionais importantes, como custos comparativos de implantação, produtividade real em condições de campo, e requisitos de qualificação da equipe técnica. Esta lacuna metodológica é evidente em pesquisas que utilizaram bancos de dados pré-existent sem caracterizar as condições originais de aquisição. Avila et al. (2014) e Safaei et al. (2022), por exemplo, basearam-se exclusivamente em conjuntos de imagens processadas, dificultando a avaliação da aplicabilidade em contextos operacionais reais. Como contraponto, o trabalho de (Liu et al., 2021) destaca-se por apresentar uma análise mais abrangente, que integra parâmetros econômicos, técnicos e ambientais. Os autores descrevem a precisão do sistema veicular desenvolvido e detalham a diferença de gastos da manutenção usando o SR e usando técnicas tradicionais, indicando uma economia de \$49,4/km, além de analisarem o gasto de energia e emissão de carbono para os dois casos. Este nível de transparência metodológica se demonstra de grande importância e deveria servir como referência para futuras publicações na área.

7 SENSORIAMENTO REMOTO NA ANÁLISE DA QUALIDADE DE PAVIMENTOS

A avaliação da condição dos pavimentos no Brasil é regida pelas normas DNIT 006/2003 - PRO (DNIT, 2003b) e DNIT 008/2003 – PRO (DNIT, 2003d), que estabelecem o procedimento para geração do Índice de Gravidade Global (IGG), que é um indicador da condição da superfície do pavimento, além de guiar a metodologia para levantamento sistemático de defeitos no asfalto. Com o cálculo do valor IGG, é possível atribuir uma classe ao revestimento asfáltico, que pode ser: ótima, bom, regular, ruim e péssima. A norma DNIT 008/2003-PRO estabelece o procedimento para o cálculo de outro índice, o Índice de Condição de Pavimentos Flexíveis (ICPF), por meio do Levantamento Visual Contínuo (LVC), e ao mesmo tempo também oferece a metodologia para o cálculo do Índice de Gravidade Global Expedito (IGGE).

Para o cálculo desses índices, é necessário realizar a contagem e classificação manual *in situ* dos defeitos, o que resulta em movimentação de mão de obra e dificuldades operacionais. Com o avanço das

técnicas de sensoriamento remoto e processamento de imagens, foi possível desenvolver o potencial de aplicação no cálculo desses índices, melhorando e sistematizando o método manual tradicional. Desde a década de 1980, o Departamento de Engenharia Civil da Universidade de Waterloo, nos Estados Unidos, propõe a utilização de imagem e vídeo para formação de um modelo de classificação dos pavimentos (Ritchie, 1987), por meio de câmeras instaladas em veículos terrestres. Além da utilização de sensores imageadores, a busca da utilização de sistemas laser 3D indicou bons resultados, potencializando o uso do sensoriamento remoto aplicado à pavimentação (Ravi et al. 2020a; Tan et al. 2024; Zhu et al. 2023).

Os sensores multiespectrais e hiperespectrais são capazes de registrar valores de radiância em diferentes bandas espectrais do espectro eletromagnético, possibilitando a identificação de materiais distintos. Além disso, esses sensores estão diretamente ligados à correção atmosférica (Sanches et al., 2025). Resende et al. (2012) propuseram o uso de classificação pixel a pixel em imagens hiperespectrais de resolução espacial submétrica, obtidas pelo sensor CASI-1500 a bordo do Sistema de Monitoramento Aéreo de Baixo Custo (SMABC), para monitorar a condição da superfície de pavimentos rodoviários. Metodologicamente, deve-se primeiro identificar o segmento da estrada nas imagens. A seguir, os defeitos do pavimento podem ser identificados através de técnicas de classificação orientada a objeto (OBIA). Concluídas essas etapas, é possível calcular os índices IGI e IGG. Como o asfalto é um elemento com um comportamento espectral geralmente uniforme, os autores utilizam técnicas como SAM para seleção da área da rodovia por meio de uma biblioteca espectral.

Os autores realizam a validação com dados aferidos manualmente em campo. A metodologia do trabalho não apresenta resultados com alta acurácia na etapa de identificação de defeitos. Os autores ressaltam que defeitos, como o remendo, apresentam grande variabilidade de formato, o que pode ter influenciado negativamente no treinamento do algoritmo. No entanto, por se tratar de um trabalho relativamente antigo, novas técnicas e algoritmos orientados a objeto podem ser explorados, tendo o potencial de apresentar bons resultados. Estudos mais recentes demonstram avanços significativos nessa direção, particularmente com o uso combinado de sensores multiespectrais e técnicas de *deep learning*.

Pan et al. (2018) desenvolveram metodologia utilizando VANT equipado com sensor multiespectral, na faixa de 490-950 nm, para captura de imagens de alta resolução espacial. O estudo, realizado em Shihezi (China), aplicou quatro classificadores supervisionados (SVM, ANN e RF) para detecção de panelas e trincas, com os classificadores apresentando diferentes resultados de acordo com mudanças de parâmetro, no geral, o RF apresentou alta acurácia na detecção de defeitos (>90%) apresentando um tempo de processamento baixo. Contudo, os autores que a identificação de defeitos está limitada a resolução espacial das imagens, limitando a aplicação em estágios iniciais de degradação. Complementarmente, Mettas et al. (2016) investigaram a assinatura espectral do asfalto danificado no Chipre, utilizando dados hiperespectrais do radiômetro SVC HR1024 (400-2.500 nm). Os resultados indicaram que as bandas do SWIR (1.750 nm e 2.250 nm) mostraram maior potencial para diferenciar áreas intactas das deterioradas quando comparadas ao visível (450-550 nm), com distância de Mahalanobis superior a 1,5 entre classes. Esta abordagem espectral pura, embora precisa em laboratório, enfrentou desafios em campo devido à variabilidade de iluminação.

No contexto brasileiro, Nunes-Ramos et al. (2024) compararam o cálculo do IGG tradicional com dados obtidos por VANT (DJI Mavic Air 2), porém sem automação do processo. Apesar da alta resolução espacial, a análise permaneceu manual via AutoCAD, resultando em um processamento manual exaustivo. Este trabalho evidencia que mesmo com equipamentos modernos, muitos estudos nacionais ainda não integram completamente um fluxo de análise mais automatizado.

Soluções mais automatizadas surgem com Ukhwah et al. (2019), que aplicaram arquiteturas YOLO (YOLOv3, YOLOv3-Tiny e YOLOv3-SPP) para detecção de panelas em imagens de um sensor acoplado a um veículo na Indonésia. O YOLOv3-SPP alcançou índice mAP (*mean Average Precision*) de 88,93%, esta métrica combina precisão e *recall* para avaliar a qualidade da detecção, onde valores mais próximos de 100% indicam melhor desempenho do algoritmo. Porém o estudo apresentou algumas limitações, foram detectados falsos positivos devido a sombras e marcas de frenagem sendo classificadas como defeitos. Problemas similares foram reportados por Matarneh et al. (2023), com a transformada de Hough, onde texturas irregulares do asfalto novo geraram algumas detecções errôneas. O aspecto de calibração foi um tópico não abordado de

forma clara na maioria dos estudos revisados. Estas limitações técnicas refletem-se nos índices calculados. Embora abordagens baseadas em *deep learning*, como no trabalho de Zhang et al. (2024) e processamento multiespectral (Pan et al., 2018) tenham apresentado melhorias na detecção automatizada, a literatura revisada ainda não reporta concordância total com os padrões normativos do DNIT e outras normas.

8 SENSORES LIDAR NA DETECÇÃO DE DEFEITOS EM PAVIMENTOS

A aplicação de sistemas LiDAR na avaliação de pavimentos evoluiu significativamente desde os primeiros experimentos com perfis laser nos anos 1990. Laurent et al. (1997) utilizaram sistemas estáticos com precisão milimétrica, servindo como base para o desenvolvimento dos atuais sistemas LiDAR dinâmicos, consolidando-se como uma boa alternativa aos métodos convencionais de inspeção visual. A tecnologia destaca-se na detecção tridimensional de deformações plásticas e fissuras superficiais, com precisão que varia conforme a plataforma de aquisição utilizada.

Nos sistemas de mapeamento móveis (*Mobile Mapping System* – MMS), como demonstrado por Feng et al. (2021), a combinação de sensores LiDAR com plataformas veiculares e a integração de diferentes sensores, como câmeras RGB, integrados a sensores de posicionamento com tecnologias GNSS e INS, permitem a varredura contínua de extensões rodoviárias. Para realizar o estudo, os autores empregaram o sistema de sensores RIEGL VMX-450, que integra dois escâneres a laser e quatro câmeras digitais, além do sistema de posicionamento inercial. Porém, esses sistemas enfrentam desafios práticos não triviais, como demonstrado pelo estudo de Chen & Li (2016), o qual indica presença de ruído na nuvem de pontos, trazendo a necessidade de aplicação de algoritmos de correção de ruído. Ravi et al. (2020b) utilizam um conjunto composto por dois sensores LiDAR (Riegl VUX-1HA e Z+F Profiler 9012) e duas câmeras RGB, além de sistemas GNSS e INS. Os autores fazem uso de algoritmo de detecção automática de defeitos que conta com correção de ruídos, conseguindo acurácia de milimétrica em condições operacionais reais. Essa categoria de sistemas mostra melhor desempenho na identificação de defeitos macroscópicos como depressões e ondulações, com acurácia maior para irregularidades de maior profundidade (Zhu et al., 2023), enquanto fissuras estreitas (<2 mm) ainda representam desafio técnico considerável.

A adaptação de sensores LiDAR para plataformas aéreas trouxe novas possibilidades, especialmente para inspeção pontual de trechos críticos. Zhu et al. (2023) demonstraram que voos a 30 m de altitude permitem detectar deformações de trilha de roda boa acurácia (>80%). A fusão de dados LiDAR com imagens proposta por Elamin & El-Rabbany (2023) mostrou bons resultados ao integrar nuvens de pontos com imagens RGB, melhorando a detecção de fissuras mais finas, demonstrando também que as menores altitudes de voo de fato trazem maior densidade para a nuvem de pontos. Essa abordagem híbrida mostrou-se eficaz em pavimentos envelhecidos, onde a combinação de informações geométricas e espectrais permitiu diferenciar trincas ativas de fissuras seladas, um desafio recorrente em métodos puramente baseados em imagem.

del Río-Barral et al. (2022) desenvolveram algoritmos de processamento adaptados para nuvens de pontos esparsas, alcançando até 89% de acurácia na detecção de fissuras longitudinais sem auxílio de dados imagéticos. Essa solução pode ser muito útil para inspeções em grandes redes rodoviárias, onde a densidade de pontos costuma ser sacrificada em prol da cobertura espacial. O trabalho introduz métricas de rugosidade derivadas de LiDAR, podendo servir como informações complementares para algoritmos de classificação e identificação de áreas potenciais de defeitos. No extremo oposto da escala tecnológica, Khan & Kumar (2024) demonstraram que soluções TLS conseguem identificar defeitos no pavimento, usando *Hillshade* em inspeção pontual, embora com limitação inerente à cobertura espacial.

9 LIMITAÇÕES

A implementação de tecnologias de sensoriamento remoto para avaliação da qualidade de pavimentos enfrenta desafios multidimensionais que abrangem aspectos técnicos, operacionais e econômicos. Embora os avanços nas últimas duas décadas tenham sido significativos, as limitações atuais restringem a adoção em larga escala desses métodos. No que concerne ao processamento de dados, os estudos revisados revelam alguns desafios relacionados à gestão de grandes volumes de informação. Resende et al. (2012) constataram que

imagens hiperespectrais do sensor CASI-1500, com resolução espacial de 50 cm, podem demandar alta capacidade de armazenamento para cobrir uma extensão significativa da rodovia como também demonstra Pan et al. (2018). A limitação em relação ao tempo de processamento vem sendo superada quando se empregam técnicas de *deep learning*, conforme evidenciado por Ukhwah et al. (2019), onde o treinamento de redes neurais YOLOv3 para detecção de placas requereu uma fração de segundo de processamento para cada imagem, feito em GPUs Tesla T4, apresentando boa acurácia e tempo de processamento reduzindo, salientando os avanços de algoritmos de detecção de objetos baseados em redes neurais.

A complexidade dos ambientes urbanos representa outro obstáculo substancial. Nunes-Ramos et al. (2024) quantificaram que a presença de veículos estacionados, sombras arquitetônicas e vegetação adjacente reduziram a acurácia na segmentação automática de pavimentos em imagens aéreas de alta resolução. Problemas similares foram documentados por Zhang et al. (2024) ao selecionarem imagens com interferências de sombras, folhas caídas na pista e outros problemas, para analisar o impacto disso nos algoritmos de classificação.

No âmbito específico dos sistemas LiDAR, a revisão identificou algumas limitações. A primeira refere-se à resolução espacial: sistemas móveis convencionais raramente atingem densidades de pontos com valor insuficiente para detectar microfissuras com menos de 1 mm de abertura Dong et al. (2023). Feng et al. (2022) demonstraram que mesmo sistemas TLS de alta precisão sofrem redução na eficácia de detecção quando aplicados a trincas com largura inferior a 1 mm. Outra limitação envolve a estabilidade operacional. Zhu et al. (2023) mensuraram que variações de altitude em VANTs podem introduzir erros verticais de até 6 mm em condições de maior altitude de voo (30 m), enquanto Elamin & El-Rabbany (2023) identificaram ruídos na nuvem de pontos que demandaram filtragem pós-processamento em grande parte dos casos estudados. Esses desafios são particularmente relevantes, considerando que a maioria dos estudos com LiDAR revisados não incluíram protocolos padronizados para compensação dinâmica de movimentos.

Fatores ambientais constituem outra barreira. O estudo de Kim et al. (2021) demonstrou que a precisão do LiDAR móvel diminui significativamente sob chuva intensa, com precipitações acima de 30 mm/h, com uma taxa de pontos de retorno (NPC) que diminuiu a depender da distância do alvo e do tipo de material, podendo inviabilizar leituras em dadas estações do ano. Paralelamente, Pan et al. (2018) observaram que variações na reflectância do asfalto causado pela diferença de ângulo de incidência solar, afetam significativamente a performance de classificadores, influenciando diretamente na etapa de treinamento dos algoritmos. É válido ressaltar que a maioria dos trabalhos revisados não aborda questões ambientais como influência na precisão dos sensores, podendo esse ser um espaço para pesquisas futuras com testagem de diferentes condições climáticas na detecção de defeitos no pavimento.

Os desafios operacionais e econômicos não são menos significativos. Feng et al. (2022) documentaram que a inspeção com TLS requer interrupções do tráfego, com custos logísticos que podem representar grande parcela do orçamento total, por isso o trabalho é focado em testar um sensor de baixo custo. Em contraste, sistemas veiculares apresentam *trade-offs* distintos, com sensores móveis representando produtos de alto custo de aquisição, algo pouco abordado nos trabalhos revisados, mas que é um fator essencial para a viabilidade de uma metodologia.

A falta de padronização metodológica pode ser um problema. Apenas 11 dos 45 trabalhos revisados (24,4%) empregaram métricas de validação consistentes com as normas locais. Essa heterogeneidade dificulta comparações diretas entre estudos e a transferência de tecnologia para órgãos gestores. Por exemplo, enquanto Khan & Kumar (2024) utilizaram mapas de relevo sombreado (*hillshade maps*) como referência primária, Díaz-Vilariño et al. (2016) basearam-se exclusivamente em modelos digitais de elevação.

Os trabalhos brasileiros revisados, como Resende et al. (2012), apresentaram métricas presentes em normas, na tentativa de integrar novos métodos de inspeção ao cálculo de índices já conhecidos. Contudo, a transição dessas tecnologias para aplicação operacional em escala exigirá avanços técnicos e adaptações institucionais com a necessidade de atualizações de normas nacionais e modernização de métricas de controle.

A análise comparativa dos estudos revela que as limitações atuais estão concentradas em redes rodoviárias extensas (>500 km), onde os custos logísticos tornam-se proibitivos, áreas urbanas densas, com interferências multifatoriais, e monitoramento de defeitos menores, que demandam resoluções sub-milimétricas. Estes desafios sugerem que, embora o sensoriamento remoto tenha potencial para complementar

os métodos tradicionais de inspeção visual, sua adoção como ferramenta autônoma ainda requer desenvolvimentos significativos em algumas frentes, como padronização metodológica, operacionalidade, eficiência computacional e validação normativa.

10 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A revisão sistemática dos trabalhos demonstra que o sensoriamento remoto aplicado à análise de pavimentos flexíveis atingiu um estágio de maturidade tecnológica considerável, porém com desafios persistentes que demandam novas abordagens. Os avanços recentes em plataformas de aquisição e técnicas de processamento, como evidenciado por Tan et al. (2024) com sistemas LiDAR veiculares integrados a BIM e Zhang et al. (2024) com *Vision Transformers* em dados de VANTs, indicam caminhos promissores para superar as limitações atuais. Contudo, a transição dessas tecnologias para aplicação operacional em larga escala enfrenta algumas barreiras que exigem consideração cuidadosa.

No domínio dos sensores imageadores, os estudos revisados revelam uma clara dicotomia entre plataformas orbitais e não orbitais. Enquanto sistemas embarcados em satélite, como os utilizados por Brewer et al. (2021), oferecem vantagens para monitoramento de redes extensas (cobertura média de 5.000 km²/dia), sua resolução espacial limitada (30 cm no melhor cenário) restringe a detecção a defeitos macroscópicos (>10 cm), conforme quantificado por Lázaro et al. (2022). Em contraste, plataformas de proximidade, particularmente VANTs equipados com sensores multiespectrais, alcançaram desempenho superior em estudos como Pan et al. (2018), com 98,7% de acurácia na identificação de placas quando utilizando imagens de 1 cm. Esta vantagem, no entanto, tem como contrapartida limitações operacionais significativas. Flores et al. (2025) documentaram que voos abaixo de 25 m de altitude, necessários para resoluções subcentimétricas, reduzem a área diária de cobertura em condições ideais, podendo dificultar a inspeção de áreas maiores em rodovias extensas.

A heterogeneidade ambiental permanece como desafio central para técnicas baseadas em imageamento. Nunes-Ramos et al. (2024) demonstraram que, mesmo a inspeção visual de imagens sendo uma metodologia menos sofisticada, ela mostra bons resultados em comparação a técnicas de classificação que enfrentam problemas com a heterogeneidade dos ambientes urbanos, como visto no trabalho Resende et al. (2012). Esta limitação é relevante, considerando-se que mais da metade dos estudos revisados com sensores ópticos foram conduzidos em condições controladas ou ambientes simplificados, potencialmente superestimando o desempenho real. Soluções como a fusão de dados ópticos com os do infravermelho de ondas curtas (SWIR) proposta por Mettas et al. (2016) mostram potencial para mitigar esses problemas, mas ainda carecem de validação em escala operacional.

No campo dos sistemas LiDAR, a revisão identificou progressos notáveis na última década. A evolução desde os primeiros sistemas, como os utilizados por Laurent et al. (1997), até as atuais plataformas móveis de alta densidade documentadas por Dong et al. (2023) permitiu a detecção de defeitos com precisão métrica. Trabalhos como o de Ravi et al. (2020a) comprovaram a eficácia do LiDAR para avaliação de defeitos em larga escala, enquanto abordagens híbridas, como a desenvolvida por Elamin & El-Rabbany (2023), alcançaram avanços significativos na identificação de trincas através da fusão LiDAR-imagem RGB. Contudo, como alertam Feng et al. (2021) e Zhu et al. (2023), esses sistemas ainda enfrentam desafios relacionados à densidade de pontos em movimento, sensibilidade meteorológica e custos computacionais elevados.

Alguns pontos de melhora podem ser explorados em pesquisas futuras, como a integração de múltiplas tecnologias, exemplificada pelo trabalho pioneiro de Liu et al. (2021) combinando radar de penetração no solo (*Ground-Penetrating Radar* – GPR) com técnicas de processamento digital de imagem para identificar defeitos no asfalto. Soma-se a isso o desenvolvimento de protocolos padronizados para validação contra métodos normativos e a redução de custos. Por fim, como demonstrado pela evolução desde os primeiros trabalhos com imageamento básico (Ritchie, 1987) até os atuais sistemas integrados (Zhang et al., 2024), o campo continua em franco desenvolvimento.

11 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Al-Arkawazi, S. A. F. (2017). Flexible Pavement Evaluation: A Case Study. *Kurdistan Journal of Applied Research*, 2(3), 292–301. <https://doi.org/10.24017/SCIENCE.2017.3.33>.
- Amhaz, R., Chambon, S., Idier, J., & Baltazart, V. (2014). A new minimal path selection algorithm for automatic crack detection on pavement images. *2014 IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2014*, 788–792. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2014.7025158>.
- Andreou, C., Karathanassi, V., & Kolokoussis, P. (2011). Investigation of hyperspectral remote sensing for mapping asphalt road conditions. *International Journal of Remote Sensing*, 32(21), 6315–6333. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.508799>.
- ASTM - American Society for Testing and Materials. (2024). *Standard Practice for Roads and Parking Lots Pavement Condition Index Surveys*. ASTM International. <https://doi.org/10.1520/D6433-24>.
- ASTM - American Society for Testing and Materials. (2025, junho 1). *Standard Practice for Roads and Parking Lots Pavement Condition Index Surveys*. ASTM International. <https://doi.org/10.1520/D6433-20>.
- Avila, M., Begot, S., Duculty, F., & Nguyen, T. S. (2014). 2D image based road pavement crack detection by calculating minimal paths and dynamic programming. *2014 IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2014*, 783–787. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2014.7025157>.
- Bernucci, L. B., Motta, L. M. G. da, Ceratti, J. A. P., & Soares, J. B. (2022). *Pavimentação asfáltica: Formação básica para engenheiros* (2º ed). PETROBRAS: ABEDA.
- Brewer, E., Lin, J., Kemper, P., Hennin, J., & Runfola, D. (2021). Predicting road quality using high resolution satellite imagery: A transfer learning approach. *PLOS ONE*, 16(7), e0253370. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0253370>.
- Chambon, S., Gourraud, C., Moliard, J. M., & Nicolle, P. (2011). *Road crack extraction with adapted filtering and Markov model-based segmentation : introduction and validation*. <https://hal.science/hal-00612537>.
- Chen, X., & Li, J. (2016). A FEASIBILITY STUDY ON USE OF GENERIC MOBILE LASER SCANNING SYSTEM FOR DETECTING ASPHALT PAVEMENT CRACKS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLI-B1*, 545–549. <https://doi.org/10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLI-B1-545-2016>.
- CNT - Confederação Nacional de Transportes. (2017, agosto 30). *Brasil tem método antigo para dimensionar o pavimento*. <https://cnt.org.br/agencia-cnt/brasil-tem-metodo-antigo-para-dimensionar-o-pavimento>.
- CNT - Confederação Nacional do Transporte. (2018, fevereiro 8). *Conheça os 13 principais defeitos do pavimento das rodovias*. <https://www.cnt.org.br/agencia-cnt/conheca-principais-defeitos-pavimento>.
- CNT - Confederação Nacional do Transporte. (2022). *Anuário CNT do Transporte: Estatísticas Consolidadas*.
- Cord, A., & Chambon, S. (2011). Automatic Road Defect Detection by Textural Pattern Recognition Based on AdaBoost. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 27(4), 16p. <https://doi.org/10.1111/J.1467-8667.2011.00736.X>.
- del Río-Barral, P., Soilán, M., González-Collazo, S. M., & Arias, P. (2022). Pavement Crack Detection and Clustering via Region-Growing Algorithm from 3D MLS Point Clouds. *Remote Sensing 2022, Vol. 14, Page 5866*, 14(22), 5866. <https://doi.org/10.3390/RS14225866>.
- Díaz-Vilariño, L., González-Jorge, H., Bueno, M., Arias, P., & Puente, I. (2016). Automatic classification of urban pavements using mobile LiDAR data and roughness descriptors. *Construction and Building Materials*, 102, 208–215. <https://doi.org/10.1016/J.CONBUILDMAT.2015.10.199>.
- DNIT - Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes. (2003a). *DNIT 005/2003 - TER - Defeitos nos pavimentos flexíveis e semi-rígidos Terminologia*.
- DNIT - Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes. (2003b). *DNIT 006/2003 - PRO - Avaliação objetiva da superfície de pavimentos flexíveis e semi-rígidos - Procedimento*.
- DNIT - Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes. (2003c). *DNIT 007/2003-PRO - Levantamento para avaliação da condição de superfície de subtrecho homogêneo de rodovias de pavimentos flexíveis e semi-rígidos para gerência de pavimentos e estudos e projetos Procedimento*.
- DNIT - Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes. (2003d). *DNIT 008/2003 - PRO - Levantamento visual contínuo para avaliação da superfície de pavimentos flexíveis e semi-rígidos - Procedimento* (p. 11).
- DNIT - Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes. (2011). *MANUAL DE GERÊNCIA DE PAVIMENTOS*. https://www.gov.br/dnit/pt-br/assuntos/planejamento-e-pesquisa/ipr/coletanea-de-manuais/vigentes/745_manual_de_gerencia_de_pavimentos.pdf.

- Dong, P., & Chen, Q. (2018). LiDAR remote sensing and applications. Em *Annals of GIS* (1^o ed, Vol. 1, Número 3). CRC Press. <https://doi.org/10.1080/19475683.2018.1471522>.
- Dong, Q., Wang, S., Chen, X., Jiang, W., Li, R., & Gu, X. (2023). Pavement crack detection based on point cloud data and data fusion. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 381(2254). <https://doi.org/10.1098/RSTA.2022.0165>.
- Elamin, A., & El-Rabbany, A. (2023). UAV-Based Image and LiDAR Fusion for Pavement Crack Segmentation. *Sensors*, 23(23), 9315. <https://doi.org/10.3390/S23239315>.
- Faisal, A., & Gargoum, S. (2023). Automated Assessment of Pavement Rutting Using Mobile LiDAR Data. *TAC Conference & Exhibition*, 1–22. https://www.tac-atc.ca/wp-content/uploads/automated_assessment_of_pavement_rutting_0.pdf.
- Federal Highway Administration. (2014). *Distress Identification Manual for the Long-Term Pavement Performance Program*.
- Feng, H., Li, W., Luo, Z., Chen, Y., Fatholahi, S. N., Cheng, M., Wang, C., Junior, J. M., & Li, J. (2021). GCN-Based Pavement Crack Detection Using Mobile LiDAR Point Clouds. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(8), 11558–0016. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3099023>.
- Feng, H., Ma, L., Yu, Y., Chen, Y., & Li, J. (2023). SCL-GCN: Stratified Contrastive Learning Graph Convolution Network for pavement crack detection from mobile LiDAR point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118, 103248. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2023.103248>.
- Feng, Z., El Issaoui, A., Lehtomäki, M., Ingman, M., Kaartinen, H., Kukko, A., Savela, J., Hyypä, H., & Hyypä, J. (2022). Pavement distress detection using terrestrial laser scanning point clouds – Accuracy evaluation and algorithm comparison. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 3, 100010. <https://doi.org/10.1016/J.OPHOTO.2021.100010>.
- Flores, D. M., Romero, J. P. R., Nuñez, C. A. C., Flores, N. V., & Santos, A. C. P. dos. (2025). Aplicação da aerofotogrametria com VANT para análise de pavimentação asfáltica. *CONTRIBUCIONES A LAS CIENCIAS SOCIALES*, 18(2), e15841–e15841. <https://doi.org/10.55905/REVCONV.18N.2-379>.
- Freitas, G. T. de M., & Nobre, E. F. J. (2020). Identificação de patologias em pavimentos rodoviários utilizando inteligência artificial. *34^o Congresso de Pesquisa e Ensino em Transporte da ANPET*, 831–834. <http://repositorio.ufc.br/handle/riufc/56725>.
- Governo do Estado do Paraná. (2024). *Projeto executivo de engenharia para restauração e ampliação de capacidade da rodovia PR-170/prc-466, iniciando na rodovia PR-460, a aproximadamente 01 km do entroncamento com a PR-460 e PR-239, em pitanga, e finalizando no km 220, no início do perímetro urbano de Turvo, no estado do Paraná, na extensão estimada de 45,50 km-lote 01*. https://www.der.pr.gov.br/sites/der/arquivos_restritos/files/documento/2024-02/PRC466lote1_Volume1_RelatorioDoProjeto.pdf.
- Grandsaert, P. (2015). Integrating Pavement Crack Detection and Analysis Using Autonomous Unmanned Aerial Vehicle Imagery. *Theses and Dissertations*. <https://scholar.afit.edu/etd/147>.
- Haas, R., Hudson, W. R., & Zaniewski, J. (1994). *Modern Pavement Management* (1^o ed, Vol. 1). Krieger Pub Co.
- Hoang, N. D., & Nguyen, Q. L. (2018). Automatic Recognition of Asphalt Pavement Cracks Based on Image Processing and Machine Learning Approaches: A Comparative Study on Classifier Performance. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018(1), 6290498. <https://doi.org/10.1155/2018/6290498>.
- Huang, J., Liu, W., & Sun, X. (2013). A Pavement Crack Detection Method Combining 2D with 3D Information Based on Dempster-Shafer Theory. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 29(4), 299–313. <https://doi.org/10.1111/MICE.12041>.
- Kang, B. H., & Choi, S. Il. (2017). Pothole detection system using 2D LiDAR and camera. *International Conference on Ubiquitous and Future Networks, ICUFN*, 744–746. <https://doi.org/10.1109/ICUFN.2017.7993890>.
- Khan, N. H. R., & Kumar, S. V. (2024). Terrestrial LiDAR derived 3D point cloud model, digital elevation model (DEM) and hillshade map for identification and evaluation of pavement distresses. *Results in Engineering*, 23, 102680. <https://doi.org/10.1016/J.RINENG.2024.102680>.
- Kim, J., Park, B. J., Roh, C. G., & Kim, Y. (2021). Performance of Mobile LiDAR in Real Road Driving Conditions. *Sensors 2021, Vol. 21, Page 7461*, 21(22), 7461. <https://doi.org/10.3390/S21227461>.
- Laurent, J., Talbot, M., & Doucet, M. (1997). Road surface inspection using laser scanners adapted for the high precision 3D measurements of large flat surfaces. *Proceedings of the International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling*, 303–310. <https://doi.org/10.1109/IM.1997.603880>.
- Lázaro, B. D. O., Chuerubim, M. L., Ribeiro, R. L., Almeida, Y. M. De, & Tristão, M. V. D. O. (2022). Avaliação das condições de superfície de pavimentos urbanos com o auxílio de ferramentas de análise

- espacial. *Transportes*, 30(1), 2539–2539. <https://doi.org/10.14295/TRANSPORTES.V30I1.2539>.
- Liu, Z., Wu, W., Gu, X., Li, S., Wang, L., & Zhang, T. (2021). Application of Combining YOLO Models and 3D GPR Images in Road Detection and Maintenance. *Remote Sensing*, 13(6), 1081. <https://doi.org/10.3390/RS13061081>.
- Llopis-Castelló, D., García-Segura, T., Montalbán-Domingo, L., Sanz-Benlloch, A., & Pellicer, E. (2020). Influence of Pavement Structure, Traffic, and Weather on Urban Flexible Pavement Deterioration. *Sustainability*, 12(22), 9717. <https://doi.org/10.3390/SU12229717>.
- Ma, L., & Li, J. (2022). SD-GCN: Saliency-based dilated graph convolution network for pavement crack extraction from 3D point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 111, 102836. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2022.102836>.
- Matarneh, S., Elghaish, F., Al-Ghraibah, A., Abdellatef, E., & Edwards, D. J. (2023). An automatic image processing based on Hough transform algorithm for pavement crack detection and classification. *Smart and Sustainable Built Environment, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/SASBE-01-2023-0004/FULL/PDF>.
- Mettas, C., Agapiou, A., Themistocleous, K., Neocleous, K., & Hadjimitsis, D. G. (2016). Detection of asphalt pavement cracks using remote sensing techniques. <https://doi.org/10.1117/12.2240682>, 10008, 269–277. <https://doi.org/10.1117/12.2240682>.
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *BMJ (Clinical research ed.)*, 339(7716), 332–336. <https://doi.org/10.1136/BMJ.B2535>.
- Mukti, S. N. A., & Tahar, K. N. (2021). Low altitude multispectral mapping for road defect detection. *Geografia-Malaysian Journal of Society and Space*, 17(2), 102–115. <https://doi.org/10.17576/geo-2021-1702-09>.
- Nunes-Ramos, V., Trevisan, E. V., Specht, L. P., Pereira, D. da S., & Bueno, L. D. (2024). Distress Manifestation in Asphalt Pavements: Comparison between Local and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Measurements. *Anuário do Instituto de Geociências*, 47. https://doi.org/10.11137/1982-3908_2024_47_64125.
- Oliveira, H., & Correia, P. L. (2009, agosto). Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding. *17th European Signal Processing Conference*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7077805>.
- Pan, Y., Zhang, X., Cervone, G., & Yang, L. (2018). Detection of Asphalt Pavement Potholes and Cracks Based on the Unmanned Aerial Vehicle Multispectral Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(10), 3701–3712. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2865528>.
- Pan, Y., Zhang, X., Sun, M., & Zhao, Q. (2017). *Object-Based and Supervised Detection of Potholes and Cracks from the Pavement Images Acquired by Uav*. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W4-209-2017>.
- Ravi, R., Bullock, D., & Habib, A. (2020a). Highway And Airport Runway Pavement Inspection Using Mobile LiDAR. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B1-2020*(B1), 349–354. <https://doi.org/10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLIII-B1-2020-349-2020>.
- Ravi, R., Habib, A., & Bullock, D. (2020b). Pothole mapping and patching quantity estimates using lidar-based mobile mapping systems. *Transportation Research Record*, 2674(9), 124–134. https://doi.org/10.1177/0361198120927006/ASSET/IMAGES/LARGE/10.1177_0361198120927006-FIG6.JPEG.
- Resende, M. R., Bernucci, L. L. B., & Quintanilha, J. A. (2012). Classificação híbrida: pixel a pixel e baseada em objetos para o monitoramento da condição da superfície dos pavimentos rodoviários. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 18(3), 397–420. <https://doi.org/10.1590/S1982-21702012000300004>.
- Ritchie, S. G. (1987). Expert systems in pavement management. *Transportation Research Part A: General*, 21(2), 145–152. [https://doi.org/10.1016/0191-2607\(87\)90007-0](https://doi.org/10.1016/0191-2607(87)90007-0).
- Safaei, N., Smadi, O., Masoud, A., & Safaei, B. (2022). An Automatic Image Processing Algorithm Based on Crack Pixel Density for Pavement Crack Detection and Classification. *International Journal of Pavement Research and Technology*, 15(1), 159–172. <https://doi.org/10.1007/S42947-021-00006-4/METRICS>.
- Sanches, I., Galvão, L. S., & Adami, M. (2025). *Sensores ópticos hiperespectrais*. <http://www.dsr.inpe.br/DSR/areas-de-atuacao/sensores-plataformas/sensores-opticos-hiperespectrais>.
- Shatnawi, N., Obaidat, M. T., & Al-Mistarehi, B. (2021). Road pavement rut detection using mobile and static terrestrial laser scanning. *Applied Geomatics*, 13(4), 901–911. <https://doi.org/10.1007/S12518-021-00400-4/FIGURES/11>.

- SHRP– STRATEGIC HIGHWAY RESEARCH PROGRAM. (1993). *Distress Identification Manual for the Long-Term Pavement Performance Project*.
- Tan, Y., Deng, T., Zhou, J., & Zhou, Z. (2024). LiDAR-Based Automatic Pavement Distress Detection and Management Using Deep Learning and BIM. *Journal of Construction Engineering and Management*, 150(7), 04024069. <https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-14358/ASSET/7BB76856-02C9-40A0-8DEE-FA85AED677E1/ASSETS/IMAGES/LARGE/FIGURE18.JPG>.
- Tran, V. Q., To, P. A. T., Huynh, T. N., & Phan, A. T. T. (2021). Detection of Asphalt Pavement Cracks using mobile 2D laser scanning system: A case study of UTM 30LX laser scanner. *Journal of Physics: Conference Series*, 1793(1), 012038. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1793/1/012038>.
- Ukhwah, E. N., Yuniarno, E. M., & Suprpto, Y. K. (2019). Asphalt Pavement Pothole Detection using Deep learning method based on YOLO Neural Network. *2019 International Seminar on Intelligent Technology and Its Application, ISITIA 2019*, 35–40. <https://doi.org/10.1109/ISITIA.2019.8937176>.
- UK National Highways. (2021). *CD 226 - Design for new pavement construction*. <https://www.standardsforhighways.co.uk/search/9654b4de-cfa7-4843-8598-295019387077>.
- Vaaja, M., Maksimainen, M., Virtanen, J.-P., Kukko, A., Lehtola, V., Hyypä, J., & Hyypä, H. (2018). Mobile mapping of night-time road environment lighting conditions. *The Photogrammetric Journal of Finland*, 26(1), 1–17. <https://doi.org/10.17690/018261.1>.
- Vieira, S. A., Júnior, A. A. E. de P., Oliveira, F. H. L. de, & Aguiar, M. F. P. de. (2016). ANÁLISE COMPARATIVA DE METODOLOGIAS DE AVALIAÇÃO DE PAVIMENTOS ATRAVÉS DO IGG E PCI. *Conexões - Ciência e Tecnologia*, 10(3), 20–30. <https://doi.org/10.21439/CONEXOES.V10I3.799>.
- Zhang, D., Zou, Q., Lin, H., Xu, X., He, L., Gui, R., & Li, Q. (2018). Automatic pavement defect detection using 3D laser profiling technology. *Automation in Construction*, 96, 350–365. <https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2018.09.019>.
- Zhang, M., Xiao, R., Ma, Y., Jiang, X., Andrzej Polaczyk, P., & Huang, B. (2023). Evaluating structural characteristics of asphalt pavements by using deflection slopes from traffic speed deflectometer. *Construction and Building Materials*, 365, 130052. <https://doi.org/10.1016/J.CONBUILDMAT.2022.130052>.
- Zhang, X., Wang, Q., Fang, H., & Ying, G. (2025). Automatic settlement assessment of urban road from 3D terrestrial laser scan data. *Journal of Infrastructure Intelligence and Resilience*, 4(1), 100142. <https://doi.org/10.1016/J.IINTEL.2025.100142>.
- Zhang, Y., Chen, J., Wu, Z., Guo, X., & Jia, S. (2024). Optimizing Pavement Distress Detection with UAV: A Comparative Study of Vision Transformer and Convolutional Neural Networks. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 100095. <https://doi.org/10.1016/J.KSCEJ.2024.100095>.
- Zhong, M., Sui, L., Wang, Z., & Hu, D. (2020). Pavement Crack Detection from Mobile Laser Scanning Point Clouds Using a Time Grid. *Sensors 2020, Vol. 20, Page 4198*, 20(15), 4198. <https://doi.org/10.3390/S20154198>.
- Zhu, J., Gao, Y., Huang, S., Bu, T., & Jiang, S. (2023). Measuring Surface Deformation of Asphalt Pavement via Airborne LiDAR: A Pilot Study. *Drones*, 7(9), 570. <https://doi.org/10.3390/DRONES7090570>.

Agradecimentos

Ao Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (PGSER/INPE); À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES); Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), Processo n.º 311324/2021-5; À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) Processo n.º 2020/09215-3.

Contribuição dos Autores

Conceptualização, E.S.R., C.M.A. e P.R.S.R.; Metodologia, E.S.R.; Investigação, E.S.R.; Análise Formal, E.S.R.; Visualização, E.S.R.; Redação - Minuta Inicial, E.S.R.; Redação - Revisão e Edição, E.S.R., C.M.A., M.K. e P.R.S.R.; Supervisão, C.M.A., P.R.S.R. e M.K.

Conflitos de Interesse

Os autores declaram que não há conflitos de interesse.

Biografia do autor principal



Ezequiel Silva Rocha nasceu no município de Barra do Corda, Maranhão, em 2000. É Engenheiro Civil pela Universidade Estadual do Maranhão (UEMA - 2023) e Mestrando em Sensoriamento Remoto pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), onde atualmente é bolsista. Possui também formação técnica em Edificações pelo Instituto Federal do Maranhão (IFMA - 2017). Desenvolve sua pesquisa no INPE, em São José dos Campos, com foco no uso de sensores a laser (LiDAR) para documentação de edificações. Possui experiência profissional em projetos de pavimentação e saneamento.



Esta obra está licenciada com uma Licença [Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) – CC BY. Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original.