XXII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia GeotécnicaXI
XII Congresso Luso Brasileiro de Geotecnia (CLBG)
XI Simpósio Brasileiro de Engenheiros Geotécnicos Jovens
24 a 28 de agosto de 2026 – Brasília/DF
DOI: 10.47094/COBRAMSEG2026.2/12

Detecção e Mensuração de Danos em Pavimentos Asfálticos com YOLOv11: um Estudo em Rodovias Brasileiras

Vanessa Ramos Fontes
Graduanda em Engenharia de Computação, UFRB, Cruz das Almas, Brasil, E-mail: nessa1vane@aluno.ufrb.edu.br

Acbal Rucas Andrade Achy
Professor, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Computação, UFRB, Cruz das Almas, Brasil, E-mail: acbal@ufrb.edu.br

Brenner Dos Santos De Araújo
Pós-graduando, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Computação, UFRB, Cruz das Almas, Brasil, E-mail: brennersa@aluno.ufrb.edu.br

Daniel José Cerqueira Brito
Graduando em bacharelado em ciências exatas e tecnológicas, UFRB, Cruz das Almas, Brasil, E-mail: danielze@aluno.ufrb.edu.br

Weiner Gustavo Silva Costa
Professor, Laboratório de Pavimentação PaveLab CETEC, UFRB, Cruz das Almas, Brasil, E-mail: weiner@ufrb.edu.br

Mario Sergio de Souza Almeida
Professor, Laboratório de Pavimentação PaveLab CETEC, UFRB, Cruz das Almas, Brasil, E-mail: mario.almeida@ufrb.edu.br

RESUMO: A manutenção eficiente da malha viária depende da identificação precoce e confiável de danos em pavimentos. Métodos tradicionais de inspeção, predominantemente manuais, são custosos, lentos e sujeitos à variabilidade entre avaliadores. Este trabalho apresenta um sistema de visão computacional baseado em YOLOv11 para detecção e classificação de defeitos em pavimentos asfálticos, com mensuração inicial por estimativa de área a partir de *bounding boxes*. A abordagem utiliza (i) pré-processamento para realce de contraste e bordas, (ii) uma cascata de modelos de detecção para robustez e refinamento de predições e (iii) detecção constrangida à região efetiva da pista para reduzir falsos positivos fora da via. O estudo utiliza um *dataset* brasileiro em construção a partir de imagens de rodovias com anotações automáticas assistidas por modelos treinados previamente em bases anotadas. Como prévia dos resultados: o modelo de detecção de defeitos alcançou mAP@0.5 de 85,0% com Precision de 89,1%, enquanto o modelo de segmentação de via atingiu desempenho superior a 99% em todas as métricas. A cascata de modelos mostrou ganho relevante na detecção de remendos, e a restrição espacial eliminou falsos positivos em regiões fora da pista. Como trabalhos futuros, prevê-se o refinamento das anotações brasileiras, consolidação de métricas quantitativas e evolução para estratégias de mensuração mais precisas baseadas em segmentação.

PALAVRAS-CHAVE: pavimentos asfálticos; detecção de danos; YOLOv11; visão computacional; restrição espacial.

ABSTRACT: Efficient maintenance of road networks depends on the early and reliable identification of pavement damage. Traditional inspection methods, predominantly manual, are costly, slow and subject to variability among evaluators. This paper presents a computer vision system based on YOLOv11 for the detection and classification of defects in asphalt pavements, with initial measurement by area estimation from bounding boxes. The approach uses (i) preprocessing for contrast and edge enhancement, (ii) a cascade of detection models for robustness and prediction refinement, and (iii) detection constrained to the effective road region to reduce false positives outside the road. The study uses a Brazilian dataset under construction from road images with automatic annotations assisted by models previously trained on annotated datasets. Preliminary results show the damage detection model achieved mAP@0.5 of 85.0% with Precision of 89.1%,

while the road segmentation model reached over 99% performance on all metrics. The model cascade improved patch detection, and spatial constraint eliminated off-road false positives. Future work includes refinement of Brazilian annotations, consolidation of quantitative metrics and evolution toward more accurate segmentation-based measurement strategies.

KEYWORDS: asphalt pavements; damage detection; YOLOv11; computer vision; spatially restricted.

1 INTRODUÇÃO

A infraestrutura rodoviária é um pilar fundamental para o desenvolvimento econômico e a integração logística de qualquer país. No Brasil, a malha viária supera 1,7 milhão de quilômetros, dos quais apenas cerca de 12% são pavimentados (SETCEMG, 2025). Desse percentual pavimentado, mais da metade apresenta algum tipo de deficiência no pavimento, como fissuras, buracos e deformações (CNT, 2019). A deterioração dos pavimentos não apenas reduz a segurança como também eleva os custos operacionais de transporte.

Os métodos tradicionais de inspeção, baseados em levantamentos visuais de campo conforme a norma DNIT 005 (DNIT, 2003), embora consolidados, são lentos, custosos, perigosos para os avaliadores e sujeitos à variabilidade entre inspetores. Assim, o avanço do aprendizado profundo (*deep learning*), especialmente das CNNs para detecção de objetos, oferece uma alternativa promissora para automatizar inspeções viárias. A família YOLO (*You Only Look Once*), introduzida por Redmon *et al.* (2016), consolidou-se como referência em detecção em tempo real, capaz de processar a imagem em uma única passagem.

A pesquisa em detecção automática de defeitos em pavimentos tem evoluído através de diversas variantes da família YOLO, com foco em mecanismos de atenção e otimização para dispositivos embarcados. Pham *et al.* (2022) utilizaram o YOLOv7 com *coordinate attention* para obter alta acurácia em imagens do Google Street View, enquanto Ren *et al.* (2023) criaram uma versão aprimorada do YOLOv5, o YOLOv5s, para detecção de danos em pavimentos a partir de imagens urbanas de *street view*. A busca por eficiência para dispositivos embarcados levou ao desenvolvimento de modelos leves, como o YOLOv8-PD proposto por Li *et al.* (2024), que reduziu parâmetros em mais de 25% através de módulos *Ghost* e *Transformers*.

Apesar dos avanços, identificam-se lacunas relevantes na literatura. Primeiramente, a maioria dos *datasets* disponíveis é composta por imagens de rodovias internacionais cujas condições de pavimento, clima e padrões de desgaste diferem da realidade brasileira. Em segundo lugar, grande parte dos trabalhos limita-se à detecção e classificação dos defeitos, sem abordar a mensuração da área danificada. Por fim, a ocorrência de falsos positivos em regiões fora da pista, como calçadas, acostamentos, vegetação e sombras, é um problema recorrente que poucos trabalhos tratam de forma explícita.

Este trabalho propõe um sistema baseado em YOLOv11 para detectar e classificar defeitos em pavimentos e estimar, inicialmente, a área danificada. As principais contribuições incluem: (i) um *pipeline* com pré-processamento para realce de contraste e bordas; (ii) uma cascata de modelos de detecção; (iii) detecção constrangida à região efetiva da pista; (iv) a construção de um *dataset* brasileiro a partir de imagens de pavimentações nacionais com anotações assistidas por IA; e (v) a análise das limitações de *bounding boxes* para mensuração de área, fundamentando a evolução futura para segmentação de instância.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Defeitos em Pavimentos Asfálticos

Os defeitos em pavimentos flexíveis são classificados pela norma DNIT 005 (DNIT, 2003). Este trabalho, adota uma simplificação em quatro categorias principais, compatível com os *datasets* internacionais, conforme ilustrado na Figura 1. D00 (Fissuras) são caracterizadas por rachaduras longitudinais e transversais, geralmente associadas à fadiga do material e à variação térmica; D10 (Buracos) são definidos como cavidades na superfície do pavimento resultantes da evolução de fissuras sob a ação combinada de água e tráfego; D20 (Remendos) correspondem a áreas previamente reparadas, relacionadas a manutenções anteriores; e D30 (Trinca em malha), marcada por fissuras conectadas, típico de fadiga estrutural avançada. A subclassificação por severidade prevista na norma foi omitida, concentrando-se o esforço na detecção entre categorias.

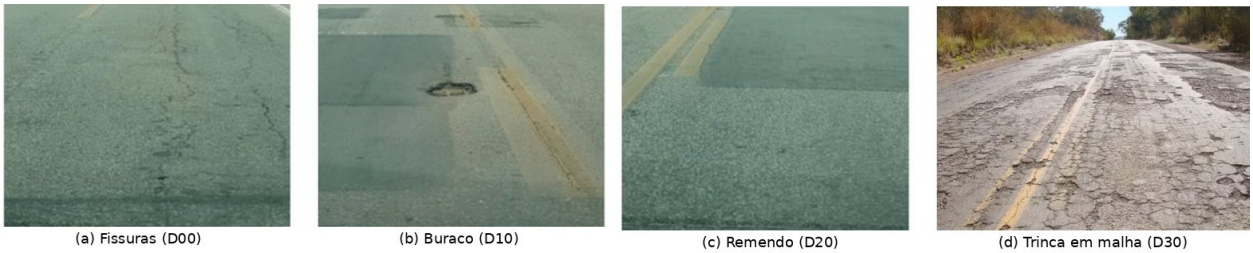


Figura 1. Categorias de defeitos. Fonte: adaptado de Oliveira et al. (2022).

2.2 Detecção de Objetos com *Deep Learning*

A família YOLO, introduzida por Redmon *et al*. (2016), destaca-se pela velocidade de inferência em tempo real. Desde a versão original, o YOLO passou por diversas evoluções arquiteturais: YOLOv3 (Redmon e Farhadi, 2018) introduziu detecção multi-escala; YOLOv5 (Jocher et al., 2021) popularizou o *framework* Ultralytics com melhorias em *data augmentation* e treinamento; YOLOv8 (Ultralytics, 2023) reformulou a arquitetura *backbone* e a predição; e o YOLOv11 (Ultralytics, 2024), versão mais recente utilizada neste trabalho, introduziu melhorias na eficiência computacional e na acurácia, oferecendo suporte nativo tanto para detecção por *bounding box* quanto para segmentação de instância nas variantes de tamanho: *nano*, *small*, *medium*, *large* e *xlarge*.

A detecção de objetos por *bounding box* localiza o defeito dentro de um retângulo alinhado aos eixos da imagem. Isso é adequado para localização e classificação, mas limita a mensuração de área, pois o retângulo inclui regiões sem dano. Por exemplo, em uma fissura diagonal de 1 cm de largura orientada a 45°, a razão entre a área efetiva do defeito e a área do *bounding box* pode ser inferior a 5%, resultando em super estimação da área danificada. A segmentação de instância, por outro lado, produz máscaras que delineiam o contorno exato do defeito, permitindo cálculos de área muito mais precisos. Em contrapartida, exige anotações mais custosas com máscaras ou polígonos, enquanto *bounding boxes* são mais rápidas de rotular. O compromisso entre precisão na mensuração e viabilidade de anotação é, portanto, central para este trabalho.

3 METODOLOGIA

3.1 Visão Geral do Sistema

O sistema proposto opera como um *pipeline* sequencial composto por quatro etapas principais: (1) busca e preparação de *datasets*; (2) pré-processamento da imagem para realce de contraste e bordas; (3) definição da arquitetura com treinamento de modelos e utilização de cascata de modelos; e (4) consolidação dos resultados com classificação e estimativa de área. Os experimentos foram executados em um desktop com processador Intel Core i9-14900, 32 GB de memória RAM DDR4 e GPU NVIDIA RTX 2000 Ada Generation, garantindo capacidade computacional adequada para o treinamento.

3.2 *Datasets*

Foram utilizados dois conjuntos de dados complementares. O *dataset* internacional de detecção de danos em rodovias (Arya et al., 2022), compreende 47.420 imagens de seis países com anotações no formato YOLO, reduzidas as quatro categorias de defeitos (D00, D10, D20, D30). O *dataset* brasileiro foi construído a partir de 2.235 imagens de rodovias brasileiras disponibilizadas pelo DNIT (Passos et al., 2020), originalmente sem anotações de detecção. Para viabilizar seu uso, os modelos treinados no dataset internacional foram aplicados às imagens via detecção constrangida (Seção 3.4), gerando anotações automáticas em formato YOLO atualmente em processo de revisão e validação manual. A Tabela 1 sintetiza as características dos *datasets* utilizados.

Tabela 1. Comparação dos *datasets* utilizados.

Característica	*Dataset* Internacional	*Dataset* DNIT (Brasil)
Nº de imagens	47.420	2.235
Classes	Reduzidas a D00, D10, D20, D30	D00, D10, D20, D30
Tipo de anotação	Já existente	Assistida por IA
Origem geográfica	Japão, Índia, Rep. Tcheca, outros	Rodovias brasileiras (DNIT)
Uso neste trabalho	Treinamento base dos modelos	Validação e retreinamento futuro

3.3 Pré-processamento de Imagens

O pré-processamento visa realçar defeitos de baixo contraste em relação ao pavimento circundante, especialmente fissuras finas e danos em estágio inicial. Foram implementadas e avaliadas comparativamente diversas técnicas: equalização adaptativa de contraste por CLAHE (Zuiderveld, 1994); correção gamma para ajuste não-linear de brilho; *unsharp mask* para realce de bordas por subtração de versão borrada; filtros Sobel e Laplaciano para detecção de gradientes direcionais e de segunda derivada; e morfologia direcional para realce de fissuras finas. A seleção da técnica ótima foi conduzida por meio de testes em lote, aplicando cada técnica isoladamente e em combinações a um subconjunto representativo de imagens. A comparação visual e quantitativa dos resultados de detecção indicou que uma combinação otimizada (denominada "combined2") composta por CLAHE seguido de *unsharp mask* e realce de bordas com pesos calibrados, ofereceu o melhor equilíbrio entre realce de defeitos e preservação de textura do pavimento.

3.4 Arquitetura de Detecção

3.4.1 Modelo base

O modelo de detecção de defeitos (pavelab-v1) foi construído sobre a arquitetura YOLOv11 na variante small (YOLOv11s), inicializado com pesos pré-treinados e refinado no dataset internacional por 800 épocas. O modelo de segmentação de via (pavelab-line-detection-v1) utiliza a variante YOLOv11s-seg. A Tabela 2 apresenta os principais hiperparâmetros de treinamento dos modelos desenvolvidos.

Tabela 2. Hiperparâmetros de treinamento dos modelos.

Hiperparâmetro	Detecção de Defeitos	Segmentação de Via
Arquitetura	YOLOv11s	YOLOv11s-seg
Imagem de entrada	640 × 640 px	640 × 640 px
Épocas treinadas	800	391 (convergência)
Batch size	16	32
Otimizador	AdamW (auto)	AdamW (auto)
Técnicas de aumento de dados	Mosaic, flip, scale, erasing, HSV, randaugment	Mosaic, flip, scale, erasing, HSV, randaugment

3.4.2 Cascata de modelos

A análise dos resultados de detecção revelou que nenhum modelo isolado alcança cobertura satisfatória em todas as quatro categorias simultaneamente. A classe D20 (remendos), em particular, apresentou sub-detecção consistente, possivelmente devido à menor representatividade nos dados de treinamento e à similaridade visual com o pavimento circundante. Para mitigar essa limitação, implementou-se uma estratégia de cascata com três modelos, em que o modelo próprio treinado neste trabalho (pavelab-v1) atua como modelo

principal, realizando a varredura inicial da imagem. Como apoio, utilizou-se um modelo pré-treinado disponibilizado em repositório público, com boa capacidade de generalização e se mostrou complementar para reduzir falhas pontuais (DAYEEEN, 2025). Caso o pavelab-v1 não detecte defeitos ou não identifique remendos (D20), o modelo auxiliar é acionado; por fim, um terceiro modelo complementar foi incorporado, também disponibilizado publicamente, com o objetivo de fornecer uma última checagem quando persistem incertezas na detecção (TANG, 2025). Uma regra de dupla validação garante que, mesmo quando o modelo principal detecta outras categorias, o modelo secundário é sempre consultado especificamente para D20.

3.4.3 Detecção constrangida à via

Um problema recorrente em sistemas de detecção de defeitos em pavimentos é a geração de falsos positivos em regiões fora da pista, como calçadas, acostamentos, faixas de tinta, vegetação, sombras e objetos adjacentes à via. Para conter esse problema, desenvolveu-se um módulo de detecção constrangida. O modelo de segmentação de via (pavelab-line-detection-v1) gera uma máscara binária da pista. As detecções de defeitos são então filtradas: predições cujo centro geométrico cai fora da máscara são descartadas, e *bounding boxes* que ultrapassam os limites da via são recortados pela máscara. Essa abordagem reduz significativamente os falsos positivos sem descartar detecções legítimas.

3.5 Mensuração de Área e suas Limitações

A mensuração inicial da área danificada foi realizada a partir das dimensões dos *bounding boxes* preditos, calculando-se a área em pixels como o produto da largura pela altura do retângulo. Embora simples, essa abordagem tende a superestimar defeitos de geometria irregular. Como alternativa, avaliou-se uma abordagem híbrida, na qual a segmentação de instância foi utilizada para a classe de buracos (D10). Para isso, foram aproveitadas máscaras de segmentação previamente disponibilizadas para o dataset de Passos et al. (2020) em um projeto no Roboflow Universe (UNIVERSITETET, 2024), o que permitiu obter contornos mais precisos nessa classe. Para as demais categorias, manteve-se a mensuração via *bounding boxes*. Contudo, as classes D00 e D30, as classes de geometria mais irregular, permaneceram com mensuração imprecisa. Essa constatação reforça a necessidade de migração completa para segmentação de instância em todas as classes, o que constitui a principal direção de trabalho futuro deste projeto.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Desempenho do Modelo de Detecção de Defeitos

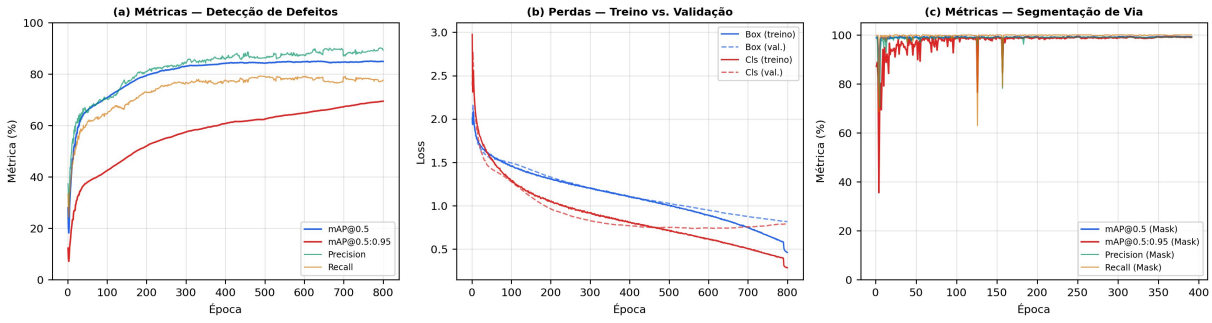


Figura 2. Curvas de treinamento: (a) métricas de detecção de defeitos; (b) perdas de treino vs. validação; (c) métricas de segmentação de via.

O modelo pavelab-v1 foi treinado por 800 épocas no *dataset* internacional, totalizando 187 horas de treinamento em GPU. A Tabela 3 apresenta as métricas consolidadas ao final do treinamento e no ponto de melhor desempenho. O modelo alcançou mAP@0.5 de 85,0% no melhor ponto de validação (época 772), com *Precision* de 89,1% e *Recall* de 77,9%. A *Precision* elevada indica uma baixa taxa de falsos positivos; o Recall

mais moderado sugere que aproximadamente 22% dos defeitos presentes não são capturados pelo modelo isolado, observação que motivou a implementação da cascata de modelos descrita na Seção 3.4.2. A Figura 2(a) apresenta a evolução das métricas ao longo das 800 épocas de treinamento.

Tabela 3. Métricas de desempenho do modelo de detecção de defeitos.

Ponto de Avaliação	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Época 800 (final)	89,3%	77,6%	84,9%	69,4%
Época 772 (melhor mAP@0.5)	89,1%	77,9%	85,0%	69,0%

A análise das curvas de perda na Figura 2(b) revela um intervalo crescente entre as perdas de treinamento e validação, especialmente na perda de classificação (classification loss: 0,285 no treino versus 0,792 na validação ao final das 800 épocas), indicando leve *overfitting* nas épocas finais.

4.2 Desempenho do Modelo de Segmentação de Via

O modelo pavelab-line-detection-v1 convergiu rapidamente em 391 épocas (~23 horas). A Tabela 4 apresenta as métricas finais. Com mAP@0.5 superior a 99% e Recall de 100,0%, o modelo identifica a região de pavimento com alta confiabilidade. Esse resultado é fundamental para a viabilidade da detecção constrangida: a máscara gerada é suficientemente precisa para que a filtragem espacial não introduza perda significativa de detecções legítimas.

Tabela 4. Métricas de desempenho do modelo de segmentação de via.

Avaliação	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Bounding box	99,1%	100,0%	99,2%	98,8%
Máscara de segmentação	99,1%	100,0%	99,2%	99,0%

4.3 Efeito da Detecção Constrangida

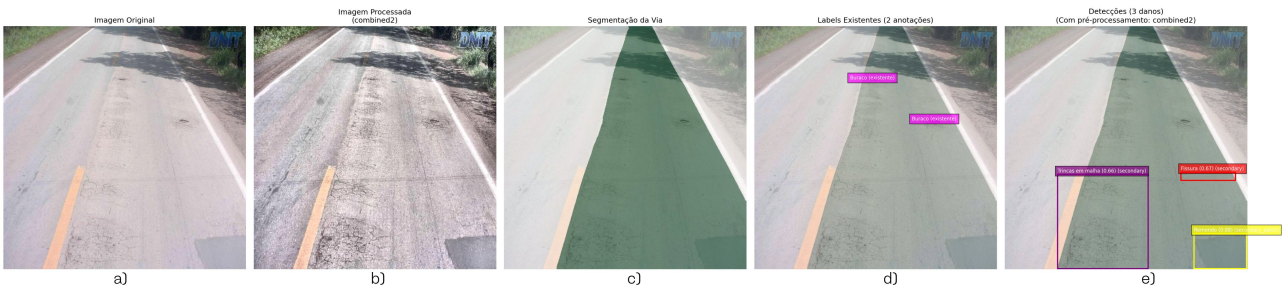


Figura 3. Exemplo do pipeline aplicado a uma imagem do dataset DNIT: (a) imagem original; (b) pré-processamento combined2; (c) segmentação da via; (d) anotações existentes; (e) detecções do sistema com classes e confiança.

A detecção constrangida à via demonstrou ganho qualitativo na redução de falsos positivos. Observou-se que, sem a restrição espacial, os modelos frequentemente produziam predições em regiões como calçadas, acostamentos com textura irregular, sombras de árvores e objetos à margem da estrada que mimetizam padrões de defeitos. Com a aplicação da máscara de via, essas detecções espúrias foram sistematicamente eliminadas, mantendo-se as detecções legítimas na área de pavimento. A análise qualitativa de amostras dos *datasets* utilizados indica que a detecção constrangida é particularmente eficaz em cenários de rodovias urbanas, onde há maior diversidade de elementos visuais na pista. A Figura 3 ilustra um exemplo representativo do *pipeline* aplicado a uma imagem do *dataset* DNIT, evidenciando, da esquerda para a direita: a imagem original, o

resultado do pré-processamento (combined2), a máscara de segmentação da via, as anotações existentes (*labels*) e as detecções finais do sistema com as respectivas classes e confiança.

4.4 Efeito da Cascata de Modelos

A cascata de modelos demonstrou contribuição relevante para a cobertura de detecção, especialmente para a classe D20 (remendos). Em diversas imagens, o modelo principal não identificou remendos que foram corretamente detectados pelo modelo secundário. A regra de dupla validação para D20 mostrou-se essencial, dado que os remendos apresentam características visuais mais sutis como diferenças de textura e tonalidade em relação ao pavimento original, que desafiam modelos treinados predominantemente em fissuras e buracos. A parte negativa dessa abordagem é o aumento proporcional no tempo de processamento, que é multiplicado pelo número de modelos na cascata.

4.5 Limitações do *Bounding Box* para Mensuração de Área

A análise revelou limitação estrutural do *bounding box* para mensuração de área em defeitos de geometria irregular. Uma fissura diagonal de 200 px de comprimento e 5 px de largura orientada a 45° produz um *bounding box* de 141 × 141 px (≈19.881 px²), enquanto a área real do defeito é de apenas ≈1.000 px², uma super estimação de quase 20 vezes. Esse fenômeno afeta mais severamente as classes D00 e D30, cujas geometrias são lineares ou ramificadas; para buracos (D10), de formas mais compactas, a discrepância é menor. A constatação de que a mensuração por *bounding box* é inadequada para avaliação quantitativa de área danificada constitui um resultado importante deste trabalho e fundamenta a decisão de evoluir para segmentação completa de instância.

4.6 Anotação Assistida do *Dataset* DNIT

O sistema de detecção constrangida foi aplicado integralmente às 2.235 imagens do *dataset* Passos *et al.* (2020), gerando anotações automáticas em formato YOLO para as quatro categorias de defeitos. O processo combinou os três modelos da cascata com pré-processamento combined2 e filtragem por máscara de via. As anotações geradas constituem a base para a construção do primeiro *dataset* brasileiro robusto para detecção de defeitos em pavimentos, encontrando-se atualmente em fase de revisão, complementação e validação manual. A disponibilidade de um *dataset* nacional é relevante para a comunidade de pesquisa, uma vez que as condições de pavimentação, clima, tipo de asfalto e padrões de desgaste das rodovias brasileiras diferem substancialmente das condições representadas em *datasets* internacionais.

5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho apresentou um sistema de visão computacional baseado no YOLOv11 para detecção, classificação e mensuração inicial de defeitos em pavimentos asfálticos, aplicado a rodovias brasileiras. O sistema integra pré-processamento otimizado para realce de defeitos, uma cascata de modelos para ampliação da cobertura de detecção e um módulo de detecção constrangida à região efetiva da pista.

Os resultados demonstram que o modelo de detecção alcançou mAP@0.5 de 85,0% nas quatro categorias de defeitos, com Precision de 89,1%, enquanto o modelo de segmentação de via atingiu desempenho superior a 99% em todas as métricas, validando a confiabilidade da restrição espacial. A cascata de modelos complementou a detecção, especialmente para remendos, e a detecção constrangida reduziu falsos positivos em regiões fora da pista. Identificou-se que *bounding boxes* são inerentemente limitados para a mensuração precisa de área em defeitos de geometria irregular, como fissuras diagonais, onde a superestimação pode ser de uma a duas ordens de grandeza. Essa constatação motiva a evolução para segmentação de instância.

Como trabalhos futuros, destacam-se: (i) migração completa para segmentação de instância em todas as categorias de defeitos, possibilitando mensuração precisa de área; (ii) refinamento e validação manual das anotações do *dataset* DNIT; (iii) consolidação de métricas quantitativas com avaliação por classe no *dataset*

brasileiro; (iv) expansão do sistema de classificação para incluir níveis de severidade conforme a norma DNIT; e (v) avaliação da viabilidade de processamento em tempo real para uso embarcado em veículos de inspeção.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARYA, Deeksha et al. RDD2022: A multi-national image dataset for automatic road damage detection. Geoscience Data Journal, v. 11, n. 4, p. 846-862, 2024. DOI: 10.1002/gdj3.260.

CNT. Conheça os 13 principais defeitos do pavimento das rodovias. Confederação Nacional do Transporte, 12 fev. 2019. Disponível em: https://www.cnt.org.br/agencia-cnt/conheca-principais-defeitos-pavimento.

DAYEEEN. Road Damage Detection (V1): road-damage-detection-yolov11. Repositório no GitHub, 2025. Disponível em: https://github.com/dayeeen/road-damage-detection-yolov11. Acesso em: 2 ago. 2025.

DNIT. Defeitos nos pavimentos flexíveis e semi-rígidos — Terminologia. Norma DNIT 005/2003 – TER. Rio de Janeiro: DNIT, 2003.

JOCHER, *G*. et al. Ultralytics YOLOv5. GitHub, 2021. Disponível em: https://github.com/ultralytics/yolov5.

PASSOS, *Bianka* T. et al. Cracks and Potholes in Road Images. Mendeley Data, v. 4, 2020. DOI: 10.17632/t576ydh9v8.4. Disponível em: https://data.mendeley.com/datasets/t576ydh9v8/4.

PHAM, Vung; NGUYEN, Du; DONAN, Christopher. Road damage detection and classification with YOLOv7. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIG DATA, 10., 2022, Osaka. IEEE, 2022. p. 6416-6423.

REDMON, *Joseph* et al. You only look once: Unified, real-time object detection. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. p. 779-788.

REDMON, *J*.; FARHADI, *A*. YOLOv3: an Incremental Improvement. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018. Disponível em: https://arxiv.org/abs/1804.02767.

REN, *M*. et al. YOLOv5s-M: A deep learning network model for road pavement damage detection from urban street-view imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 120, 103335, 2023.

SETCEMG. Qual a vantagem do transporte rodoviário no Brasil? Belo Horizonte: SETCEMG, 21 jan. 2025. Disponível em: https://setcemg.org.br/qual-a-vantagem-do-transporte-rodoviario-no-brasil-2/.

SOUZA, Cornélio el al. Comparação de arquiteturas de redes neurais convolucionais na detecção automática de defeitos em imagens de pavimentos capturadas com smartphone. In: ENCONTRO NACIONAL DE CONSERVAÇÃO RODOVIÁRIA (ENACOR), 23., 2021, Brasília, DF;

TANG, K. RoadDamageDetection. Repositório em GitHub, 2026. Disponível em: https://github.com/ks-tang/RoadDamageDetection.

ULTRALYTICS. YOLOv8 Documentation. Ultralytics, 2023. Disponível em: https://docs.ultralytics.com.

ULTRALYTICS. YOLO11 Documentation. Ultralytics, 2024. Disponível em: https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/

UNIVERSITETET I AGDER. road_crack_segmentation (v1). Roboflow Universe, 2024. Disponível em: https://universe.roboflow.com/universitetet-i-agder/road_crack_segmentation-8kvrh/dataset/1.

ZENG, Jiayi; ZHONG, Han. YOLOv8-PD: an improved road damage detection algorithm based on YOLOv8n model. Scientific reports, v. 14, n. 1, p.12052, 2024. DOI: 10.1038/s41598-024-62933-z.

ZUIDERVELD, K. Contrast limited adaptive histogram equalization. In: HECKBERT, Paul S. (ed.). Graphics Gems IV. San Diego: Academic Press, 1994. p. 474–485.