

## IDENTIFICAÇÃO DE PATOLOGIAS EM PAVIMENTOS RODOVIÁRIOS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

**Gabriel Tavares de Melo Freitas**  
**Prof. Dr. Ernesto Ferreira Nobre Júnior**  
Universidade Federal do Ceará  
Departamento de Engenharia de Transportes  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Transportes

### RESUMO

Neste trabalho, pretende-se realizar a implementação de um algoritmo de detecção de patologias no pavimento rodoviário. Para isso, foi realizado o processo de coleta de imagens, treinamento do algoritmo de *Deep Learning* e, por fim, a classificação. Para a classificação, foi utilizado neste objeto de estudo, duas classes: buracos e remendos. No resultado, foi obtido uma acurácia de 97% para buracos e 92% para remendos. Além disso, foi desenvolvido um software de validação do algoritmo de detecção.

### ABSTRACT

In this work, we intend to implement an algorithm for detecting pathologies on the road pavement. For this, the image collection process, training of the Deep Learning algorithm and, finally, classification were carried out. For the classification, in this object of study, two classes were used: holes and patches. In the result, an accuracy of 97% was obtained for holes and 92% for patches. In addition, a detection algorithm validation software was developed.

### 1. PROPOSTA DA PESQUISA

O transporte rodoviário é o principal sistema logístico brasileiro, com uma rede de 1.735.607 quilômetros de estradas e rodovias nacionais (CIA World FactBook, Brasil). Ainda assim, apesar de ser o quinto maior mercado da indústria automobilística mundial, existe uma falta de manutenção, resultando em vias danificadas em aproximadamente 52,4% da extensão da malha viária brasileira.

De acordo com a CNT, 61,1% da movimentação de transporte de cargas do país é dado ao modal rodoviário, deixando-o responsável por transferir mais de 485 milhões de reais em cargas. Isto não pode ser realizado de forma eficaz se as condições dos pavimentos se mantêm precárias, podendo causar acidentes, diminuir o fluxo de tráfego das vias e prejudicar a eficiência do sistema.

Portanto, visa-se com este projeto implementar um sistema de identificação de patologias no pavimento rodoviário utilizando *Deep Learning* e Visão Computacional. Esse sistema tem como objetivo informar as condições do pavimento para uma tomada de decisão por parte dos responsáveis.

### 2. DESCRIÇÃO DO MÉTODO

A implementação, como um todo, abrange três módulos: um sistema de aquisição de dados da via; um algoritmo de detecção de defeitos no pavimento; e um software de validação que mostre as informações do algoritmo de detecção.

No processo de aquisição de dados - foi utilizado uma câmera *Garmin* para obtenção de vídeos da rodovia. O armazenamento foi realizado em um cartão de memória inserido na própria câmera. Uma vez concluído o processo de aquisição, foi realizada a conversão do arquivo de vídeo em imagens e salvas em formato JPEG. Com a utilização do software

labellmg foi realizado o processo de rotulação das patologias em cada imagem, conforme mostrado na Figura 1.

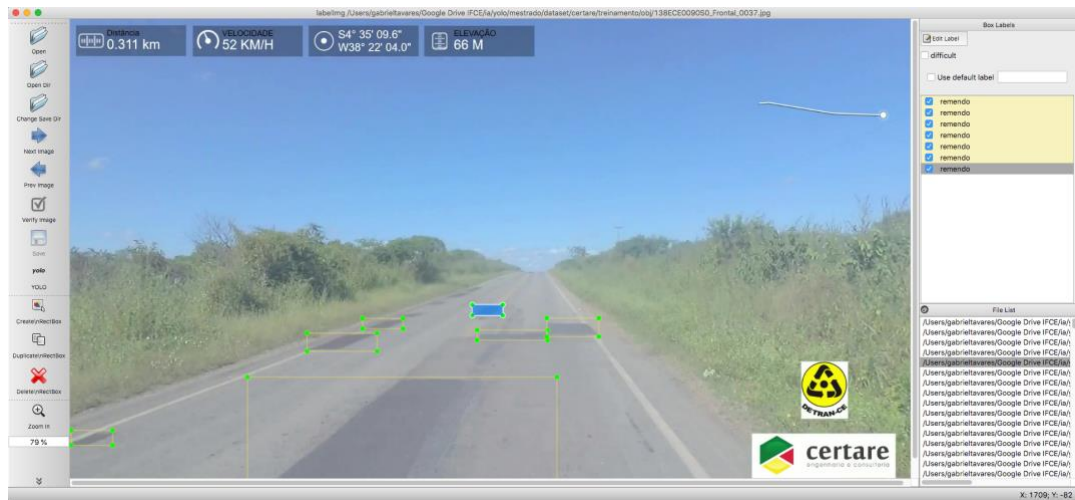


Figura 1: Rotulação das Patologias

Após a rotulação, foi implementado o algoritmo de detecção de defeitos. Para isso, foi necessário utilizar uma técnica da computação chamada *Deep Learning*, com o intuito de tornar a máquina capaz de reconhecer padrões em uma imagem. Esses padrões, são as patologias: buracos e remendos. Para a realizar o reconhecimento, antes é necessário uma etapa chamada “treinamento”, onde é implementado um algoritmo que aprende de acordo com os “padrões” enviados para ele. Neste trabalho, os padrões estudados são buracos e remendos, demarcados na etapa de rotulação. Esses rótulos gerados nas imagens, são enviados para o algoritmo de treinamento, de modo que o sistema passa a “aprender” a forma de cada defeito.

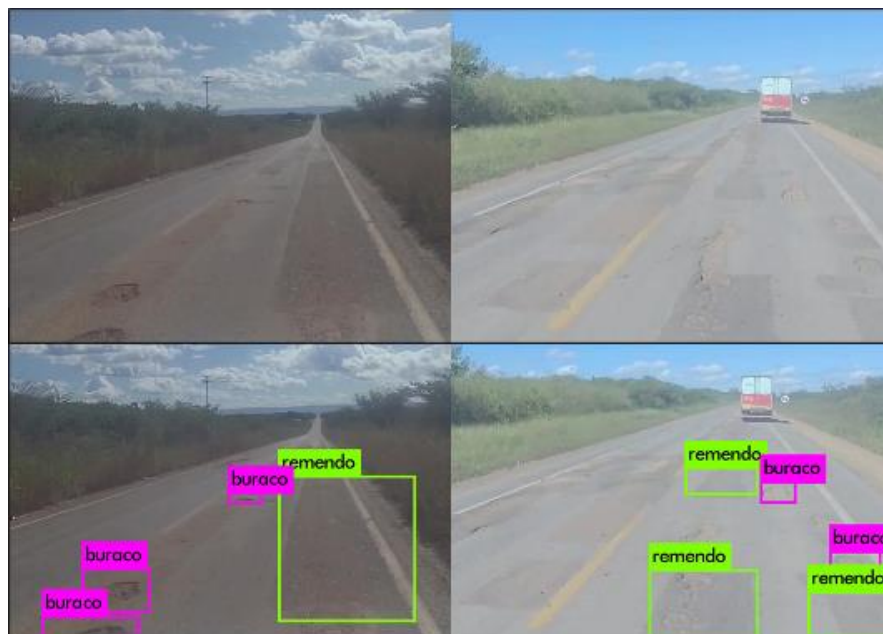


Figura 2: Detecção de Padrões no Pavimento Rodoviário

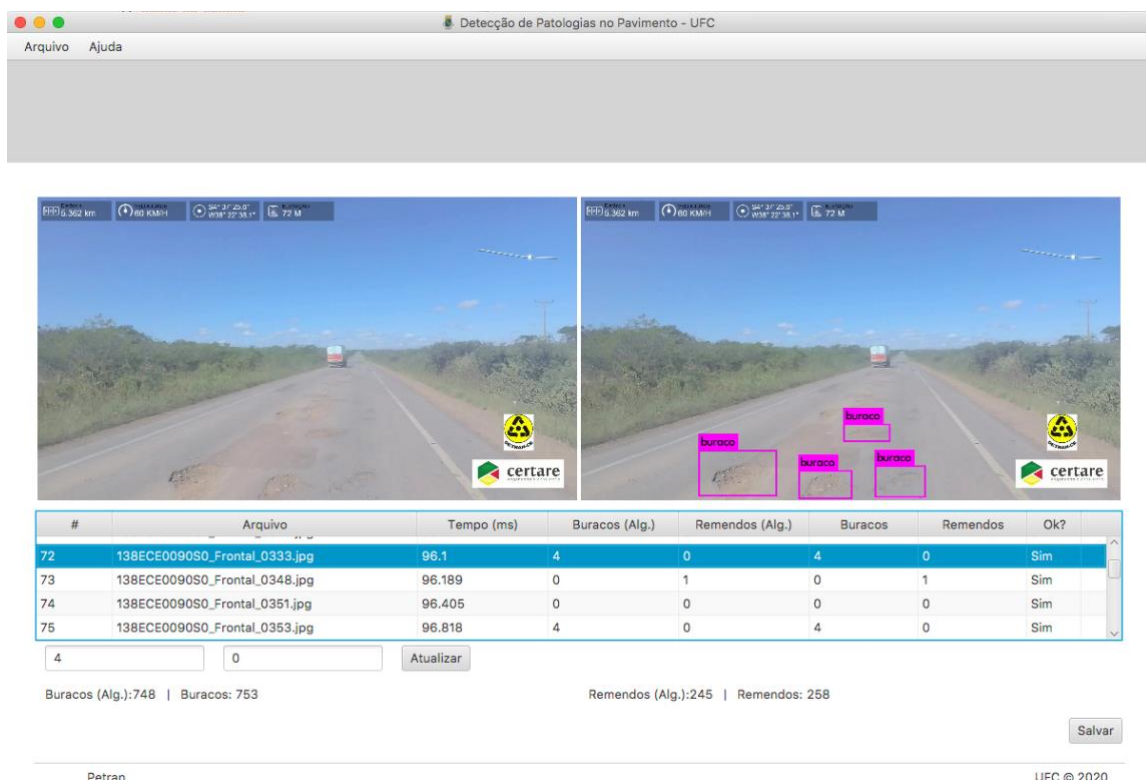
Uma vez concluído o treinamento do algoritmo com base nas imagens selecionadas, o processo de aquisição e rotulação, o sistema está pronto para detectar as patologias. Na Figura 2 temos a imagem original à esquerda e a imagem gerada pelo algoritmo de detecção à direita. É possível notar, que o algoritmo identifica os três remendos que aparecem no campo visual da imagem. Vale salientar que os rótulos foram demarcados tendo como região de interesse 50% da área da imagem para baixo.

Para facilitar este estudo, foi implementado um software, utilizando a linguagem de programação Java, capaz de validar as informações do algoritmo de detecção. O intuito deste software foi exibir as informações da detecção de uma forma mais clara e objetiva para o usuário. Na Figura 3 é mostrada a interface gráfica desse software, onde é exibida a imagem original, a imagem detectada e uma tabela contendo as informações da detecção.

### 3. RESULTADOS PRELIMINARES

Até o presente momento, foram desenvolvidos três módulos, conforme explanado no tópico anterior. No entanto, ainda há ajustes e melhorias no processo de treinamento dos dados.

Na etapa de treinamento foram utilizadas 360 imagens contemplando um total aproximado de 1.000 rótulos (500 para cada classe). Na fase de classificação foram utilizadas 410 imagens contendo patologias de buracos e remendos. Para a classe de buracos, o algoritmo identificou 735 buracos de um total de 753, obtendo 97% de precisão. Já para a classe de remendos foram identificados 238 de 258, obtendo 92% de precisão.



| #  | Arquivo                       | Tempo (ms) | Buracos (Alg.) | Remendos (Alg.) | Buracos | Remendos | Ok? |
|----|-------------------------------|------------|----------------|-----------------|---------|----------|-----|
| 72 | 138ECE0090SO_Frontal_0333.jpg | 96.1       | 4              | 0               | 4       | 0        | Sim |
| 73 | 138ECE0090SO_Frontal_0348.jpg | 96.189     | 0              | 1               | 0       | 1        | Sim |
| 74 | 138ECE0090SO_Frontal_0351.jpg | 96.405     | 0              | 0               | 0       | 0        | Sim |
| 75 | 138ECE0090SO_Frontal_0353.jpg | 96.818     | 4              | 0               | 4       | 0        | Sim |

Buracos (Alg.): 748 | Buracos: 753      Remendos (Alg.): 245 | Remendos: 258

**Figura 3:** Software de Validação do Algoritmo

Foi constatado que o valor menor na acurácia da classe de remendos se deu pelo fato de que o modelo foi treinado com padrões de defeitos surgidos mais recentemente, onde a patologia

não estava bastante deteriorada. Portanto, há necessidade de aumentar a diversidade de tipos de remendos no que diz respeito ao seu tamanho e ao seu tempo de deteriorização.

#### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Brasil. Departamento Nacional de Infra-Estrutura de Transportes. Diretoria de Planejamento e Pesquisa. Coordenação Geral de Estudos e Pesquisa. Instituto de Pesquisas Rodoviárias. Manual de conservação rodoviária. 2. ed. – Rio de Janeiro, 2005. 564p.
- Visão Computacional. Wikipedia: a enciclopédia livre. Disponível em: <[https://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/geos/br.html](https://pt.wikipedia.org/wiki/Vis%C3%A3o_computacional#:~:text=Vis%C3%A3o%20computacional%20%C3%A9%20a%20ci%C3%A7%C3%A3o,imagens%20ou%20quaisquer%20dados%20multidimensionais.>https://pt.wikipedia.org/wiki/Vis%C3%A3o_computacional#:~:text=Vis%C3%A3o%20computacional%20%C3%A9%20a%20ci%C3%A7%C3%A3o,imagens%20ou%20quaisquer%20dados%20multidimensionais.>. Acesso em: 23 jun. 2020.</p><p>Buza, E., Omanovic, S., Huseinovic, A. (2014). Pothole Detection with Image Processing and Spectral Clustering. Recent Advances in Computer Science and Networking, pages 2–7.</p><p>BORGES, P., Carvalho, T., Pires, T., Torres, M., & Milian, F. M. (2011). Embedded System for Detecting and Georeferencing Holes in Roads. 33 (1).</p><p>Huidrom, L., Das, L. K., Sud, S. K. (2013). Method for automated assessment of potholes, cracks and patches from road surface video clips. Procedia - Social and Behavioral Sciences, v. 104, pages 312–321. Elsevier B.V.</p><p>Koch, C., Jog, G. M., Brilakis, I. (2013). Automated Pothole Distress Assessment Using Asphalt Pavement Video Data. Journal of Computing in Civil Engineering, v. 27, Issue 4, pages 370–378.</p><p>CIA World FactBook, Brasil. Disponível em: <<a href=)>. Acesso em: 7 nov. 2018.
- CNT. Malha rodoviária em maio de 2019. Disponível em: <<https://anuariodotransporte.cnt.org.br/2019/Rodoviario/1-3-1-1-1-/Malha-rodovi%C3%A1ria-total>>. Acesso em: 7 jun. 2020.
- Rotulação de Imagens. Wikipedia: a enciclopédia livre. Disponível em: <[https://en.wikipedia.org/wiki/Automatic\\_image\\_annotation](https://en.wikipedia.org/wiki/Automatic_image_annotation)>. Acesso em: 23 jun. 2020.
- Deep Learning. Wikipedia: a enciclopédia livre. Disponível em: <[https://pt.wikipedia.org/wiki/Aprendizagem\\_profunda](https://pt.wikipedia.org/wiki/Aprendizagem_profunda)>. Acesso em: 23 out. 2019.
- Java. Wikipedia: a enciclopédia livre. Disponível em: <[https://pt.wikipedia.org/wiki/Java\\_\(linguagem\\_de\\_programa%C3%A7%C3%A3o\)](https://pt.wikipedia.org/wiki/Java_(linguagem_de_programa%C3%A7%C3%A3o))>. Acesso em: 23 jun. 2020.
- Python. Wikipedia: a enciclopédia livre. Disponível em: <<https://pt.wikipedia.org/wiki/Python>>. Acesso em: 23 jun. 2020.

---

Gabriel Tavares de Melo Freitas (gabrieltavaresmelo@gmail.com)  
Prof. Dr. Ernesto Ferreira Nobre Júnior (nobre@ufc.br)  
Departamento de Engenharia de Transportes, Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará  
Campus do Pici, Bloco 703 – Fortaleza, CE, Brasil