IDENTIFICAÇÃO DE FISSURAS EM CONCRETO POR MEIO DE REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS

Luis Roberto Molotto (PIBIC/FA), Lilian Tais de Gouveia, Luciano José Senger (Orientador), e-mail: ljsenger@uepg.br
Universidade Estadual de Ponta Grossa/Departamento de Informática

Ciência da Computação, Metodologia e Técnicas da Computação.

Palavras-Chave: *Deep learning, Machine learning, processamento de imagens, redes neurais convolucionais.*

Resumo

A detecção automatizada de fissuras acelera e padroniza inspeções estruturais, já que a inspeção visual é lenta e subjetiva. Este trabalho investiga o uso de visão computacional baseado em *Convolutional Neural Networks (CNNs)*, ou redes neurais convolucionais, com aprendizado por transferência para classificar imagens de superfícies com e sem fissuras, apresentando resultados de diferentes arquiteturas e comparando-as para sustentar a seleção do modelo. A MobileNet mostrou o melhor custo-benefício entre as arquiteturas avaliadas, sendo a mais indicada para o problema.

Introdução

O aprendizado de máquina é tema de intensa pesquisa e debate. As CNNs têm se mostrado promissoras na triagem de superfícies com fissura (ELGHAISH et al., 2021) por conta da capacidade de extrair características diretamente dos pixels, tornando-as adequadas para visão computacional. Neste trabalho, comparamos arquiteturas pré-treinadas para o reconhecimento de fissuras em concreto. Objetiva-se propor uma metodologia padronizada e critérios de seleção de modelos, discutindo limitações típicas (sombras, fissuras muito finas), a fim de apoiar inspeções estruturais mais ágeis e consistentes, à luz das restrições dos métodos atuais (HÜTHWOHL; LU; BRILAKIS, 2016).

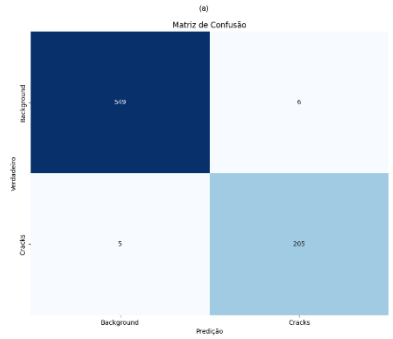
Materiais e Métodos

Utilizamos o Concrete Bridge Crack Dataset (MCBDD-ZRE, 2020) contendo 3.822 imagens, separados em com e sem fissuras. Empregou-se aprendizado por transferência com arquiteturas pré-treinadas. A avaliação usou cross-validation para estimar média e intervalo de confiança de acurácia, F1-score, precisão e recall (FILHO, s.d.). A comparação entre modelos foi realizada pelos testes ANOVA e Tukey.

Resultados e Discussão

Avaliou-se as arquiteturas em validação cruzada, sintetizando acurácia, precisão, recall e F1-score por modelo. Observou-se liderança de MobileNet e DenseNet, seguidas por MobileNetV2 e VGG16. ResNet e VGG19 ficaram abaixo nesse conjunto. A MobileNet apresentou maior recall e F1 (Figura 1). Testes ANOVA e Tukey indicaram diferenças significativas entre as arquiteturas, oferecendo comprovação estatística As falhas recorrentes concentraram-se em sombras, ruído de textura e fissuras muito finas.

Figura 1. Matriz de confusão obtida através do treinamento da MobileNet (a)



Conclusão

Diante dos resultados, a MobileNet é a opção mais indicada: combina maior recall e F1, menor risco de perder fissuras, com baixo custo computacional, tendo o melhor custo-benefício para triagem. DenseNet aparece próxima em desempenho, porém com maior custo. MobileNetV2 e VGG16 são alternativas quando se deseja maior precisão ou simplicidade.

Agradecimentos

À Fundação Araucária pela concessão de bolsa na modalidade PIBIC, ao professor Luciano José Senger e ao Departamento de Informática.

ELGHAISH, F.; MATARNEH, S. T.; TALEBI, S.; ABU-SAMRA, S.; SALIMI, G.; RAUSCH, C. Deep learning for detecting distresses in buildings and pavements: a critical gap analysis. **Construction Innovation**, v. 22, n. 3, pp. 554-579, 2021.

HÜTHWOHL, P.; LU, R.; BRILAKIS, I. Challenges of bridge maintenance inspection. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING IN CIVIL AND BUILDING ENGINEERING, 2016, Osaka. Proceedings** [...]. Osaka, 2016.

MCBDD-ZRE. Concrete Bridge Crack Dataset. **GitHub, 2020**. Disponível em: https://github.com/MCBDD-ZRE/Concrete-Bridge-Crack-Dataset-

FILHO, Mário. **Precisão, Recall e F1-Score em Machine Learning**. Disponível em: https://mariofilho.com/precisao-recall-e-f1-score-em-machine-learning/