

# Inteligência Artificial Aplicada a Detecção de Vazamentos em Dutos e Canos

Lucas Silva, Rael Oliveira, Anderson Calderini, Jose Rodrigues e João Dias

**Resumo**— Vazamentos em dutos e canos podem gerar prejuízos significativos devido à perda do fluido, assim como, contaminação de solos e rios, dependendo do fluido vazado. Este trabalho, desenvolvido como projeto de iniciação científica, tem como objetivo criar uma ferramenta que permita aumentar a eficiência da inspeção aérea de dutos e canos utilizando técnicas de aprendizado de máquina para a detecção de vazamentos. Para isso, foram treinados e testados três modelos de redes neurais com pré-processamento de imagens para detecção de vazamentos utilizando um banco de imagens próprio. A rede teve desempenho satisfatório para a aplicação proposta com 87% de acurácia.

**Palavras-Chave**— Aprendizado de máquina, visão computacional, detecção de vazamento.

**Abstract**— Leaks in ducts and pipes can generate significant losses due to fluid loss, as well as contamination of soils and rivers, depending on the leaked fluid. This work, developed as a scientific initiation project, aims to create a tool to increase the efficiency of aerial inspection of pipelines and pipes using machine learning techniques for leak detection. For this, three models of neural networks with pre-processing of images for leak detection were trained and tested using a proprietary image bank. The network performed satisfactorily for the proposed application with 87% accuracy.

**Keywords**— Machine learning, computer vision, leak detection.

## I. INTRODUÇÃO

É de extrema importância para as empresas de água, petróleo e gás detectar vazamentos de fluidos em suas tubulações. Pois esses vazamentos podem causar sérios danos ambientais e econômicos [1]. No entanto, a detecção de vazamentos de fluidos é uma tarefa difícil, pois esse tipo de vazamento pode ser muito pequeno e pode ocorrer em qualquer lugar da tubulação. Além disso, os dutos podem estar localizados em ambientes de difícil acesso, o que torna a detecção de vazamentos de fluidos ainda mais difícil.

Uma das maneiras de detectar vazamentos de fluidos é inspecionar as tubulações com câmeras sem detecção automática. No entanto, isso é um processo caro e demorado [2], pois é necessário um operador para monitorar as imagens das câmeras e identificar os vazamentos. Outra maneira de detectar vazamentos de fluidos é usar sensores para detectar a perda de

pressão ou aumento da temperatura. No entanto, esses sensores são caros e podem ser afetados por outros fatores, como a temperatura do ar [2].

Uma maneira inovadora de abordar o problema da detecção de vazamentos de fluidos é usar técnicas de aprendizado de máquina para processar imagens das tubulações e dos dutos e detectar vazamentos de fluidos. Essa abordagem tem várias vantagens. Primeiro, as imagens das tubulações e dos dutos podem ser obtidas facilmente usando câmeras de baixo custo. Além disso, as técnicas de aprendizado de máquina podem analisar as imagens rapidamente e permitem adaptação fácil a diferentes tipos de vazamentos de fluidos, de tubulações e de dutos ao aplicarmos modificações ao conjunto de dados.

Apesar destas vantagens, fica evidente que esta técnica funcionará apenas para canos e dutos expostos e em ambientes abertos, com espaço suficiente para uma inspeção aérea utilizando drones.

O objetivo deste artigo é explorar os resultados obtidos no projeto para utilização de técnicas de aprendizado de máquina para a detecção de vazamentos de fluidos em dutos e canos. Utilizamos 3 redes neurais para comparar os desempenhos, a DenseNet121, Xception e ResNet50.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: o desenvolvimento da base de dados, das funções de pré-processamento, das arquiteturas e do treinamento é apresentado Seção 2; os resultados dos treinamentos são mostrados na Seção 3; e as conclusões são feitas na Seção 4.

## II. INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Nessa seção descreveremos os métodos utilizados para a criação da base de dados, construção das redes neurais e os testes de desempenho.

### A. Base de Dados

Os dados foram criados pelos autores do estudo usando fotos de canos os quais foram furados propositalmente para simular um vazamento. A base de dados foi aumentada utilizando técnicas comuns [3], como a rotação e a translação, e também foram utilizados efeitos de cor para variar as cores dos canos.

No total, antes da *augmentação*, haviam 1334 imagens, após os procedimentos de *augmentação* ficamos com 5733 imagens. A divisão do banco de dados foi de 2601 imagens classificadas como normais e 3132 imagens classificadas como com vazamento. Para a validação, utilizamos a técnica *Leaving-out*, com 5% das imagens utilizadas no treinamento.

Lucas T. da Silva, curso técnico de Informática, Cefet/RJ, Rio de Janeiro, e-mail: lucasbabur@gmail.com; Rael da S. Oliveira, curso técnico de Telecomunicações, Cefet/RJ, Rio de Janeiro, e-mail: rael.oliveira@aluno.cefet-rj.br; Anderson C. Calderini, curso técnico de Eletrônica, Cefet/RJ, Rio de Janeiro, e-mail: ansocortez@gmail.com; Jose A. F. de C. R. Rodrigues, Coordenadoria de Eletrônica, CEFET/RJ, Rio de Janeiro-RJ, e-mail: jose-antoniofontes@gmail.com; João T. Dias, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, CEFET/RJ, Rio de Janeiro-RJ, e-mail:joao.dias@cefet-rj.br;

### B. Pré-processamento

No pré-processamento dos dados, utilizamos 2 técnicas principais, a detecção de bordas utilizando um filtro de detecção de bordas, e o filtro de reflexão, que detecta pixels acima de um determinado limite de cor branca [2]. Estas imagens são salvas em conjunto, resultando em uma resolução de (100x300), conforme pode ser visto na Fig. 1.



Fig. 1. Exemplo de uma imagem com o resultado dos filtros de pré-processamento

### C. Arquitetura

Para fins de testes, comparamos 3 arquiteturas, a Xception [4], a DenseNet121 [5] e a ResNet50 [6], todas recebendo os mesmos dados, com seus pesos congelados e sem mudanças na configuração, exceto por 2 camadas decisórias finais, uma densa com 64 neurônios e o neurônio final (*output*).

### D. Treinamento

O treinamento foi configurado para ser feito em 30 épocas, porém é interrompido caso se alcance um platô nos resultados. Além disso, a taxa de aprendizado (*learning rate*) é reduzida em um fator de 0.1 antes do interrompimento do treinamento, para verificar se não há mais ganhos possíveis com a redução do fator de aprendizado [7], [8]. A função de ativação usada foi a ReLu para treino, e um neurônio final utilizando a função sigmoide.

## III. RESULTADOS

Os gráficos das Figuras 2, 3 e 4 mostram o progresso do treino das três redes implementadas. A época com os melhores resultados no banco de dados de validação foi a que teve os pesos salvos, assim, é possível observar uma comparação de todas as épocas e isolar o erro.

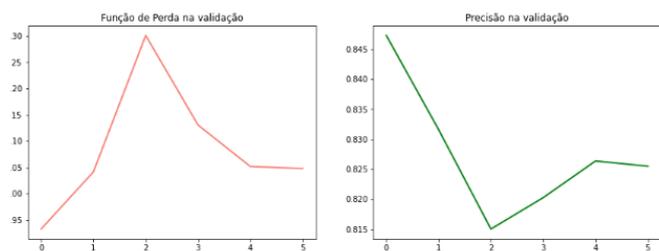


Fig. 2. Desempenho da ResNet50

Estes resultados indicam que é possível utilizar redes neurais para classificação de vazamentos em canos, e que, possivelmente, os resultados encontrados foram devido às camadas

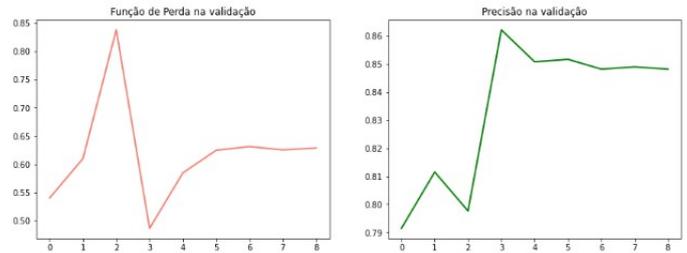


Fig. 3. Desempenho da Xception

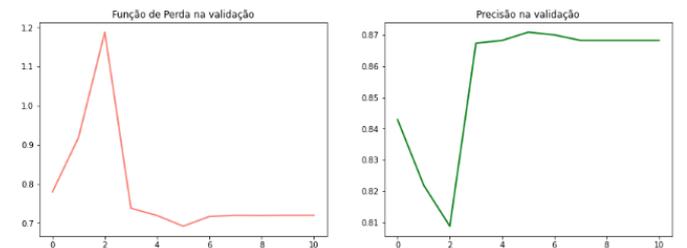


Fig. 4. Desempenho da DenseNet121

densas, dado o desempenho da DenseNet121. Isto sugere que, utilizando por base camadas densas, outras técnicas de reconhecimento de imagens podem ser aplicadas para tentar aumentar ainda mais a acurácia.

## IV. CONCLUSÃO

Os testes apresentaram um desempenho próximo de 100% durante o treinamento, e uma acurácia de 87% no banco de dados de validação, demonstrando que o aprendizado foi generalizado para imagens fora do banco de dados.

Apesar dos resultados positivos, alguns pontos passíveis de melhoria são a adição, como um fator decisório da inteligência artificial, do uso de câmeras térmicas infravermelhas e o balanço do banco de dados. No entanto, os resultados já obtidos nos testes se mostraram extremamente promissores.

## AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao Cefet/RJ, a Faperj e ao CNPq pelo financiamento parcial do projeto que deu origem a esse trabalho.

## REFERÊNCIAS

- [1] M. A. Cohen, A Taxonomy of Oil Spill Costs *Resources for the future*. 2010.
- [2] M. A. Kilinski, "Overview of Available Leak Detection Technologies" *Pacific Northwest*, Julho 2019.
- [3] A. Buslaev, V. I. Iglovikov, E. Khvedchenya, A. Parinov, M. Druzhinin, A. A. Kalinin, "Albumentations: Fast and Flexible Image Augmentations", Fevereiro 2020.
- [4] F. Chollet, Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions. 2017.
- [5] G. Huang, Z. Liu, L. Maaten, K. Q. Weinberger, Densely Connected Convolutional Networks, Janeiro 2018.
- [6] H. Kaiming, Z. Xiangyu, R. Shaoqing, S. Jian, Deep Residual Learning for Image Recognition, Dezembro 2015.
- [7] L. Liyuan, H. Pengcheng, C. Weizhu, L. Xiaodong, G. Jianfeng, H. Jiawei, On the Variance of the Adaptive Learning Rate and Beyond, Outubro 2021.
- [8] K. You, M. Long, J. Wang, M. I. Jordan, "How Does Learning Rate Decay Help Modern Neural Networks?", Setembro 2019.