

USO DE REDES NEURAIS PARA NUMERAÇÃO EM DENTES DECÍDUOS E PERMANENTES EM RADIOGRAFIAS PANORÂMICAS

SAMUEL STARKE¹; GABRIEL L. BESSA¹; ANDERSON PRIEBE FERRUGEM¹

¹UFPEL - {sstarke, gabriel.lb, ferrugem}@inf.ufpel.edu.br

1. INTRODUÇÃO

O presente texto apresenta dados parciais do projeto de pesquisa intitulado “DeepRAD - Auxílio ao Diagnóstico Odontológico em Radiômica através de Aprendizado de Máquina”, financiado pela FAPERGS no âmbito do Centro de Desenvolvimento Tecnológico (CDTec). Este projeto é uma parceria entre a Universidade Federal de Pelotas (UFPEL), Universidade Federal do Pampa (Unipampa) e Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). O objetivo do projeto DeepRAD é desenvolver sistemas baseados em Inteligência Artificial (IA) que possam auxiliar profissionais da odontologia no diagnóstico de doenças bucais e na identificação de dentes decíduos e permanentes.

Técnicas de aprendizado de máquina e aprendizado profundo, como as Redes Neurais Convolucionais (CNNs), têm mostrado grande potencial na análise de imagens radiográficas odontológicas. Essas tecnologias permitem a automação e aprimoramento da interpretação de exames, oferecendo suporte valioso na definição de diagnósticos clínicos. O uso da IA pode, portanto, contribuir significativamente para a tomada de decisões clínicas, auxiliando o cirurgião-dentista no diagnóstico mais rápido e preciso. Essa abordagem pode reduzir o tempo de avaliação e aumentar a precisão das detecções, beneficiando tanto profissionais quanto pacientes (SPEZZIA, 2022).

Para o desenvolvimento deste estudo, foi utilizado um dataset criado por especialistas da UFRGS, composto por 410 radiografias panorâmicas. As imagens foram anotadas com diferentes classes de interesse clínico, que incluem a identificação de dentes decíduos e permanentes em pacientes nas fases de dentição decídua, mista e permanente. As radiografias foram padronizadas em termos de tamanho e qualidade para garantir a consistência e precisão das anotações. Esse processo de padronização é essencial para o sucesso das técnicas de aprendizado profundo e o treinamento das redes neurais, garantindo que os dados utilizados sejam adequados e confiáveis para a modelagem preditiva.

2. METODOLOGIA

Na metodologia para o desenvolvimento deste trabalho, as radiografias do dataset foram pré-processadas para garantir qualidade nas anotações e uniformidade no treinamento do modelo. O dataset foi dividido em 70% para treinamento e 30% para validação, buscando um equilíbrio entre aprendizado e avaliação da generalização do modelo. Para compensar o tamanho limitado do dataset e melhorar a generalização, aplicamos técnicas de aumento de dados (data augmentation), focando em ajustes de contraste e brilho. Essas modificações, controladas para simular diferentes condições de iluminação, ampliaram a diversidade visual do dataset, preservando a estrutura anatômica dos dentes e a integridade das anotações originais.

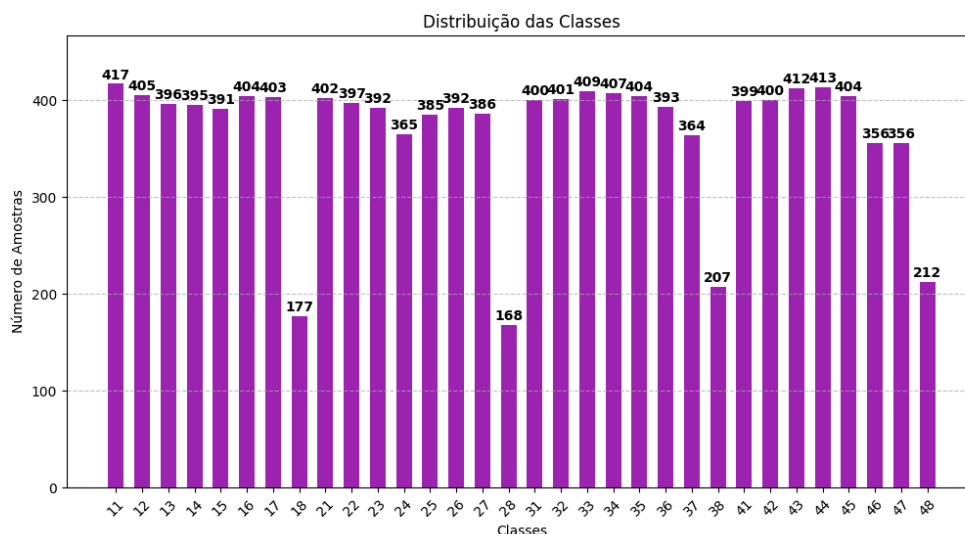


Figura 1: Distribuição do dataset de dentes permanentes. Fonte: Os autores.

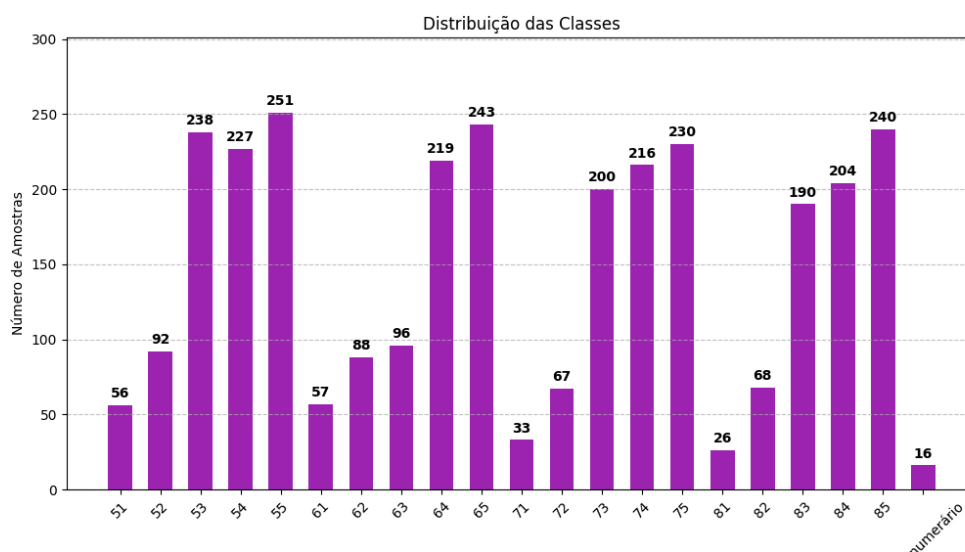


Figura 2: Distribuição do dataset de dentes decíduos e supranumerários. Fonte: Os autores.

Optamos por utilizar o algoritmo YOLOv8 (You Only Look Once, versão 8) devido às suas vantagens em tarefas de detecção e segmentação de objetos em tempo real. A YOLOv8 é conhecida por sua capacidade de realizar inferências rápidas com alta precisão, mesmo em cenários com objetos pequenos ou sobrepostos, como é o caso de dentes decíduos e permanentes em radiografias panorâmicas. Além disso, sua arquitetura balanceada entre velocidade e precisão a torna ideal para aplicações em saúde, onde a rapidez de processamento e a precisão dos diagnósticos são essenciais. O framework YOLOv8 também pode ser utilizado em diversas outras tarefas de visão computacional, como detecção, segmentação, classificação e estimativa de pose, oferecendo modelos pré-treinados para cada uma dessas tarefas (SOHAN, M.; SAI RAM, T.; RAMI REDDY, C.V, 2024)

O modelo YOLOv8 foi treinado utilizando o otimizador Adam, com uma taxa de aprendizado inicial de 0,0001, por um total de 50 épocas. Foi implementada uma técnica de *early stopping* para interromper o treinamento caso o desempenho da rede não apresentasse melhorias após 3 épocas consecutivas, evitando o *overfitting*. Durante o treinamento, foram aplicadas técnicas de aumento de dados (*data augmentation*), incluindo ajustes de brilho e contraste, rotações e espelhamentos, com o objetivo de aumentar a variabilidade das imagens de entrada e melhorar a robustez do modelo frente a diferentes condições de radiografia. As métricas de desempenho utilizadas incluíram a precisão média (mAP) e o tempo de inferência por imagem.

A escolha da YOLOv8 foi justificada pela sua eficiência em tarefas de detecção de objetos com alta resolução espacial e pela sua capacidade de generalizar bem em conjuntos de dados relativamente pequenos, como o utilizado neste trabalho. Essa abordagem permitiu prever de maneira confiável a presença e posição dos dentes, demonstrando o potencial do modelo em auxiliar diagnósticos odontológicos baseados em imagens radiográficas.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção, apresentamos os resultados obtidos durante a avaliação do modelo YOLOv8 no conjunto de validação. Inicialmente, analisamos o desempenho do modelo em termos de precisão na detecção de dentes decíduos e permanentes, utilizando a métrica de precisão média (mAP). Também avaliamos a eficiência do modelo, considerando o tempo de inferência por imagem, uma vez que a rapidez de processamento é crucial para aplicações clínicas. Além disso, comparamos o desempenho do modelo antes e após a aplicação das técnicas de aumento artificial de dados, a fim de verificar o impacto dessas estratégias na capacidade de generalização do modelo. Os resultados obtidos são detalhados a seguir, com uma discussão sobre os principais pontos fortes e limitações observados no experimento.

Classe	Precisão (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	AP médio (%)
Decíduos e permanentes	71,10	79,12	74,64	74,74
Permanententes	74,93	82,24	78,33	79,93
Decíduos	64,97	74,12	68,74	66,43

Tabela 1: Desempenho da YOLOv8 na numeração de dentes decíduos e permanentes. Fonte: Os autores.

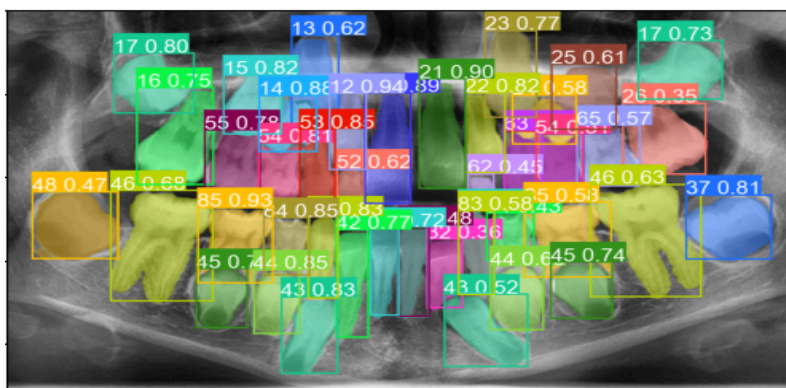


Figura 3: Demonstração da predição da rede com uma radiografia de dentição mista. Fonte: Os autores.

4. CONCLUSÕES

O uso de redes neurais convolucionais mostrou ser uma abordagem eficaz para a detecção e segmentação de dentes decíduos e permanentes em radiografias panorâmicas. O modelo apresentou resultados satisfatórios na numeração de dentes permanentes e mistos, com altas taxas de precisão e recall, comprovando sua eficiência na identificação das diferentes classes dentárias. Nos dentes decíduos, as taxas de precisão e recall foram menores devido à limitação de exemplares no dataset.

Para superar essa restrição, os trabalhos futuros do projeto DeepRAD podem explorar técnicas avançadas de geração de dados sintéticos, como redes adversariais generativas (GANs) e Redes de Difusão. As GANs podem criar imagens artificiais realistas de radiografias dentárias, ampliando o dataset original sem necessidade de novas coletas. As Redes de Difusão, uma técnica emergente na geração de imagens, podem contribuir para a produção de dados sintéticos de alta qualidade, melhorando a variabilidade dos dados e a capacidade de generalização dos modelos, resultando em soluções de IA mais robustas para contextos clínicos.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

SPEZZIA, S. Aplicabilidade da inteligência artificial em odontologia. *International Journal of Science Dentistry*, Niteroi, v.1, n.60, p23-29, 2023.

SOHAN, M.; RAM, T.; CH, V. A Review on YOLOv8 and Its Advancements. Em: [s.l: s.n.], Singapore, p. 529–545, 2024.