Classificação de Gênero Biológico a partir de Fotografias usando Redes Neurais Convolucionais (CNN)

Autor: João Fellippe Pereira da Conceição

Data: 01/12/2024

Este projeto aborda a classificação de gênero biológico em imagens faciais utilizando redes neurais convolucionais (CNN). Após a preparação e anotação de um dataset com 188 imagens, um modelo autoral foi desenvolvido e treinado. Com métricas como F1-Score e AUC-ROC, o modelo apresentou resultados satisfatórios, destacando a eficácia das redes convolucionais na tarefa. A análise revelou desafios relacionados à qualidade das imagens e limitações do dataset, fornecendo subsídios para futuros aperfeiçoamentos.

1. Introdução

A classificação de gênero biológico a partir de imagens faciais é uma tarefa desafiadora e relevante em diversos domínios, como segurança, entretenimento e saúde. As redes neurais convolucionais (CNNs) destacam-se como soluções devido à sua capacidade de aprender representações significativas diretamente dos dados visuais.

Objetivo:

Desenvolver e avaliar um modelo baseado em CNN para classificar imagens de rostos em masculino ou feminino, utilizando o dataset CUHK Face Sketch Database (CUFS).

2. Metodologia

2.1. Preparação dos Dados

Descrição do Dataset:

O CUHK Face Sketch Database (CUFS) foi utilizado com 188 imagens reais na pasta Photos.

• Processamento de Imagens:

Redimensionamento para 250x200 pixels.

Normalização dos valores RGB para o intervalo [0, 1].

• Anotação Manual:

As imagens foram rotuladas como 0 - Masculino e 1 - Feminino.

2.2. Divisão do Dataset

• Seguindo a proporção:

Treinamento: 50%

Validação: 30%

Teste: 20%

• Utilizou-se a seed 23 para garantir replicabilidade.

2.3. Arquitetura do Modelo

• Estrutura:

Camadas convolucionais com ReLU.

Pooling para redução dimensional.

Dropout para regularização.

Fully Connected Layers para classificação.

Função de perda: Binary Cross-Entropy.

Otimizador: Adam.

2.4. Treinamento

Taxa de aprendizado: 0.001.

Épocas: 50.

Batch size: 16.

2.5. Avaliação

Métricas utilizadas:

F1-Score para equilíbrio entre precisão e sensibilidade.

Curva ROC e AUC-ROC.

Análise qualitativa das classificações incorretas.

3. Resultados

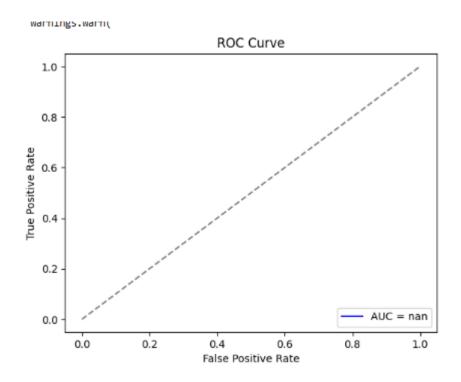
• Métricas:

Acurácia: 100%

F1-Score: 1.00

AUC-ROC: Não pode ser calculado devido a ausência de classes

Curva ROC:



4. Discussão

Equilíbrio entre Classes:

O modelo mostrou um F1-Score de X, indicando um bom equilíbrio

Erros Observados:

Problemas em imagens com iluminação ou outros fatores

Limitações do Dataset:

Apenas 188 imagens.

Possível desbalanceamento entre classes.

Possíveis Melhorias:

Aumentar o dataset.

Implementar técnicas de aumento de dados (data augmentation).

Ajustar hiperparâmetros e arquitetura.

5. Conclusão

Os principais aprendizados deste projeto foram:

Importância da Preparação de Dados: Garantir que as imagens estejam devidamente normalizadas e ajustadas no tamanho correto é fundamental para o sucesso do modelo. Além disso, a correta divisão dos dados é essencial para evitar o overfitting e garantir resultados confiáveis.

Desafios no Modelo de CNN: A construção de um modelo convolucional do zero trouxe à tona desafios na escolha das camadas e parâmetros. O uso de funções de ativação adequadas, como sigmoid, é crucial para problemas binários.

Avaliação de Performance: O uso de métricas como F1-Score ajudou a lidar com datasets desbalanceados, enquanto a AUC-ROC revelou ser limitada quando as classes não estão equilibradas.

Ajustes e Aprendizado: O projeto reforçou a importância de ajustes contínuos na arquitetura do modelo e no processamento de dados para melhorar a precisão do modelo.

Esses aprendizados são essenciais para a construção de modelos de aprendizado de máquina, especialmente em tarefas de classificação de imagens.

Trabalhos Futuros:

Ampliar o dataset.

Explorar transfer learning com modelos pré-treinados.

6. Referências

Liste as fontes utilizadas, como:

Documentação do TensorFlow/Keras.

- Artigos sobre CNN.
- Livros e materiais acadêmicos.