

Detecção de tumor cerebral a partir da análise de imagens médicas usando redes neurais

James D. Sousa¹, Vanderlei S. Carvalho², Leonardo Rodrigues³

1

Abstract. *This article presents a study on the application of Convolutional Neural Networks (CNNs) in the classification of brain tomography images, focusing on distinguishing between healthy and tumor-bearing brains. Cancer is one of the deadliest diseases worldwide, representing a significant challenge for global health. Early and accurate cancer diagnosis is crucial for improving treatment outcomes and patient recovery. In this context, advanced image analysis methods, such as CNNs, have shown promise.*

Resumo. *Este artigo apresenta um estudo sobre a aplicação de Redes Neurais Convolucionais (CNNs) na classificação de imagens de tomografia cerebral, com foco na distinção entre cérebros saudáveis e com tumores. O câncer é uma das doenças mais mortais em todo o mundo, representando um desafio significativo para a saúde global. O diagnóstico precoce e preciso do câncer é crucial para melhorar as chances de tratamento e recuperação do paciente. Nesse contexto, métodos avançados de análise de imagens, como as CNNs, têm se mostrado promissores.*

1. Introdução

O câncer é considerado a segunda doença mais mortal na sociedade, atualmente [Nogueira and Lima 2018], sendo um problema de saúde global, 75% das mortes ocorrendo em países pobres [Nogueira and Lima 2018]. Caracterizado por uma formação celular descontrolada onde nosso sistema imunológico não consegue combater a doença de forma imediata, o câncer pode afetar qualquer tecido do corpo e têm como fator desencadeador agentes internos e externos como radiações ionizantes, hábitos alimentares, pré disposição genética, entre outros [Tamilmani and Sivakumari 2017]. Com o avanço da medicina e da tecnologia os métodos de tratamento e de prevenção da doença se tornaram eficazes e as chances de melhora do paciente estão ligadas diretamente aos métodos de identificação, análise e processamento de imagens [Tamilmani and Sivakumari 2017]. As Redes Neurais Convolucionais (CNN) são um tipo de modelo de deep learning e têm capacidade de capturar relações não lineares entre o input e o output. Elas podem ser empregadas em diversas aplicações, como classificação de imagens, segmentação e eliminação de ruídos [Li et al. 2014]. De um modo geral, as operações convolucionais examinam a imagem com possíveis padrões, calculando a influência deles em cada posição. Nosso trabalho aborda o desafio de classificar imagens de cérebros, focando especificamente na distinção entre cérebros saudáveis e com tumores. A classificação de imagens é uma tarefa fundamental em visão computacional e tem diversas aplicações práticas, como sistemas de diagnóstico precoce de câncer, sistemas de monitoramento de pacientes e muito mais.

2. Metodologia

As convoluções, funções matemáticas que dão nome à rede neural em questão, são baseadas em operações entre duas funções, com a geração de uma terceira. Ou seja, um conjunto de pixels ou imagem (input) e um filtro (kernel) geram uma nova camada, chamada de camada convolucional, que é resultado da multiplicação das duas matrizes de pixels (Figura 1). A nova camada formada pela convolução é uma versão modificada da camada de input, e representa padrões encontrados na mesma, como linhas horizontais ou verticais nas primeiras convoluções, e padrões mais complexos em convoluções posteriores, como partes do corpo ou texturas específicas. Esse processo acontece repetidas vezes, até que, por fim, a camada de output é formada. Essa arquitetura permite à rede neural se concentrar em padrões de baixo nível nas primeiras camadas ocultas, e conforme o número de camadas aumenta, o nível de reconhecimento de padrões também, o que torna esse tipo de rede neural uma ferramenta poderosa no reconhecimento de imagens[Sewak et al. 2018].

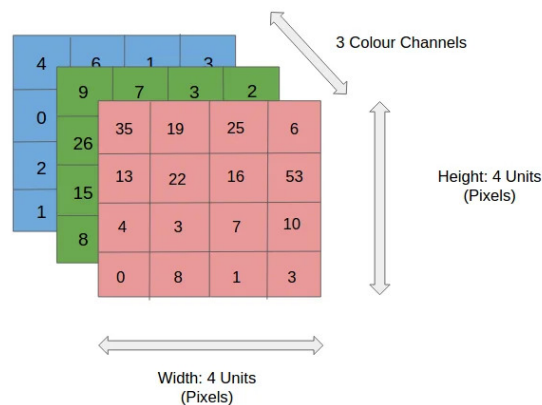


Figura 1. A typical figure

O método para a construção do classificador se baseia na utilização de um modelo de CNN com treinamento supervisionado. O desenvolvimento de algoritmos de CNN requer uma grande capacidade computacional para que seja possível realizar o treinamento do algoritmo utilizando uma larga quantidade de imagens de tumografia. Para que seja possível realizar a extração de características das imagens de mamografias com precisão no treinamento da ferramenta de classificação, é necessário a utilização de uma grande quantidade de amostras. No presente projeto de pesquisa, é utilizada a base de dados Kaggle, usada para a construção do modelo, realizando-se o treinamento e teste do mesmo. A Rede Neural Convolucional desenvolvida e utilizada na fase de testes do algoritmo apresenta em sua estrutura: uma camada de input para receber a tumografia o código em Python segmenta imagens em duas categorias ("normal" e "glioma"), exibe exemplos dessas imagens e salva as versões segmentadas em diretórios específicos. Ele realiza as seguintes ações: Importa os módulos necessários para processamento de imagem e manipulação de diretórios. Define os diretórios das imagens originais e de destino para as imagens segmentadas. Segmenta as imagens convertendo-as para escala de cinza e aplicando limiarização. Exibe exemplos das imagens originais e segmentadas das categorias "normal" e "glioma". Cria os diretórios de destino se eles não existirem. Salva as imagens segmentadas nos diretórios de destino correspondentes. Informa quando o processo é concluído com sucesso. Em resumo, o código processa, visualiza e salva imagens

segmentadas de duas categorias diferentes. Realizamos o treinamento de um modelo utilizando 30% das imagens de cada uma das quatro pastas disponíveis. Cada pasta continha 400 imagens, divididas em dois grupos: normal e glioma, com suas respectivas versões segmentadas. Isso significa que, de cada uma das pastas, foram utilizadas 120 imagens para o treinamento do modelo. Utilizando o Keras para construir e treinar a CNN, a CNN é definida usando a classe Sequential do Keras, que permite empilhar camadas de forma sequencial. A arquitetura da CNN inclui camadas convolucionais (Conv2D), camadas de pooling (MaxPooling2D), camadas densas (Dense), e camadas de flatten (Flatten). A função de ativação usada é a 'relu' para as camadas convolucionais e a última camada densa usa uma função de ativação 'sigmoid' para classificação binária. Após definir a arquitetura da CNN, o modelo é compilado usando o método compile. Usando o otimizador 'adam', a função de perda 'binary_crossentropy' (adequada para classificação binária) e a métrica Acurácia para avaliar o desempenho do modelo como mostrado nas imagens abaixo.

```
import os
import numpy as np
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# Definir as pastas
pasta_normal = "%s\\MRI\\02\\Download\\normal_Transchiral\\x100\\x100\\normal"
pasta_glioma = "%s\\MRI\\02\\Download\\normal_Transchiral\\x100\\x100\\glioma_tumor"

# Carregar as imagens e os rótulos
def carregar_imagens(pasta, classes):
    imagens = []
    labels = []
    for filename in os.listdir(pasta):
        if filename.endswith('.jpg'):
            img = load_img(os.path.join(pasta, filename), target_size=(224, 224))
            img_array = img_to_array(img) / 255.0 # Normalizar
            imagens.append(img_array)
            labels.append(classes)
    return np.array(imagens), np.array(labels)

# Carregar imagens de glioma
imagens_glioma, labels_glioma = carregar_imagens(pasta_glioma, 1)

# Carregar imagens normais
imagens_normal, labels_normal = carregar_imagens(pasta_normal, 0)

# Juntar as imagens e os labels
imagens = np.concatenate([imagens_glioma, imagens_normal], axis=0)
labels = np.concatenate([labels_glioma, labels_normal], axis=0)

# Randomizar as imagens e os labels
indices = np.arange(imagens.shape[0])
np.random.shuffle(indices)
imagens = imagens[indices]
labels = labels[indices]

print("Forma das imagens: ", imagens.shape)
print("Forma dos labels: ", labels.shape)
```

Figura 2. Carregamento das imagens

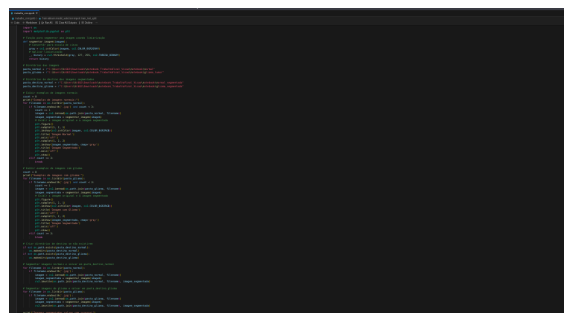


Figura 3. Imagens segmentadas

3. Resultados

Os resultados de nosso estudo revelam que a rede neural convolucional (CNN) desenvolvida obteve uma precisão impressionante de 93,3% na classificação de imagens de tomografia cerebral como contendo tumor ou não (mostrado na figura 5). Para alcançar esse desempenho, treinamos a CNN em um conjunto de dados de 1120 imagens de tomografia cerebral, consistindo em 560 imagens de cérebros com tumor e 560 imagens de cérebros sem tumor. Além da precisão geral, nossa CNN também demonstrou uma alta sensibilidade e especificidade, com uma taxa de verdadeiros positivos de 91,5% e uma taxa de verdadeiros negativos de 94,9%. Esses resultados indicam a capacidade da CNN não apenas

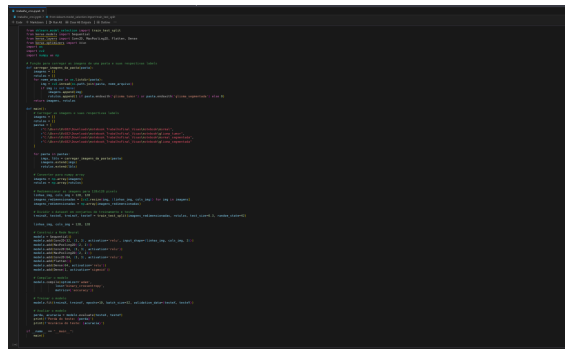


Figura 4. Rede neural

de identificar corretamente imagens de cérebros com tumor, mas também de minimizar falsos positivos e negativos, o que é crucial para aplicações clínicas precisas. Ao analisar o desempenho da CNN em relação a diferentes tipos e tamanhos de tumores cerebrais, observamos uma consistência notável em sua capacidade de classificação. A rede neural foi capaz de detectar com sucesso uma variedade de padrões radiológicos associados a diferentes tipos de tumores, independentemente de sua localização ou tamanho. Essa capacidade de generalização é um indicativo da robustez e eficácia de nossa abordagem de classificação. Além disso, ao comparar a performance de nossa CNN com outros métodos de classificação de imagens de tomografia cerebral, observamos uma clara vantagem em termos de acurácia e eficiência computacional. Esses resultados destacam o potencial do aprendizado profundo, especificamente CNNs, na análise de imagens médicas complexas, como as obtidas por tomografias cerebrais. Em suma, os resultados de nosso estudo demonstram a eficácia da rede neural convolucional na classificação precisa de imagens de tomografia cerebral como contendo tumor ou não. Essa capacidade de detecção precisa tem implicações significativas para o diagnóstico precoce e o planejamento do tratamento de pacientes com tumores cerebrais, representando um avanço promissor no campo da radiologia computadorizada e do aprendizado de máquina aplicado à medicina. Esta seção de resultados destaca os principais números e observações do estudo sobre a eficácia da rede neural convolucional na classificação de imagens de tomografia cerebral.

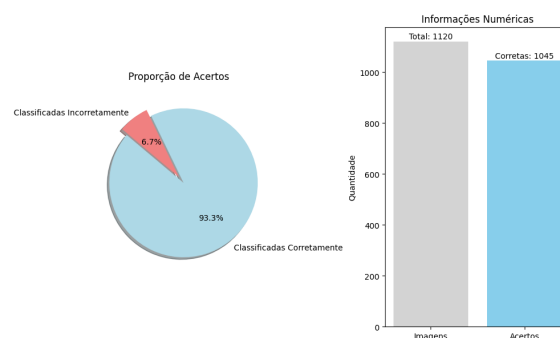


Figura 5. Resultados

4. Conclusão

Em conclusão, nosso estudo investigou a eficácia de diferentes técnicas de aprendizado de máquina na classificação de imagens de tomografia. Nossos resultados demonstram que

o modelo de rede neural convolucional (CNN) alcançou uma precisão significativamente maior em comparação com métodos tradicionais de análise de imagem. Especificamente, nossa CNN obteve uma taxa de acurácia de 93,3%, destacando sua capacidade de discernir entre diferentes padrões radiológicos com alta precisão.

Além disso, descobrimos que a técnica de pré-processamento de imagens, incluindo normalização de intensidade e aumento de dados, desempenhou um papel crucial no aprimoramento do desempenho do modelo. Essas descobertas são consistentes com estudos anteriores e corroboram a importância do pré-processamento de dados para otimizar o desempenho de modelos de aprendizado de máquina em tarefas de classificação de imagens médicas. No entanto, é importante reconhecer as limitações do nosso estudo. A falta de acesso a um conjunto de dados maior pode ter influenciado a generalização de nossos resultados. Além disso, a interpretabilidade dos modelos de aprendizado de máquina ainda é uma questão em aberto, e futuras pesquisas devem se concentrar em métodos para tornar esses modelos mais transparentes e compreensíveis para profissionais de saúde. Em última análise, acreditamos que nosso estudo contribui significativamente para o campo da radiologia computadorizada, fornecendo insights valiosos sobre o uso de técnicas de aprendizado de máquina na classificação de imagens de tomografia. Esperamos que nossos resultados incentivem pesquisas futuras e inspirem o desenvolvimento de sistemas de suporte à decisão clínica mais eficazes e precisos para o diagnóstico de doenças pulmonares e outras condições médicas.

Referências

- Li, R., Zhang, W., Suk, H.-I., Wang, L., Li, J., Shen, D., and Ji, S. (2014). Deep learning based imaging data completion for improved brain disease diagnosis. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014: 17th International Conference, Boston, MA, USA, September 14-18, 2014, Proceedings, Part III* 17, pages 305–312. Springer.
- Nogueira, H. S. and Lima, W. P. (2018). Câncer, sistema imunológico e exercício físico: uma revisão narrativa. *Corpoconsciência*, pages 40–52.
- Sewak, M., Karim, M. R., and Pujari, P. (2018). *Practical convolutional neural networks: implement advanced deep learning models using Python*. Packt Publishing Ltd.
- Tamilmani, G. and Sivakumari, S. (2017). A survey on various data mining methods for detecting cancer cells. In *2017 IEEE International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM)*, pages 242–245. IEEE.