Detecção de Tumores Cerebrais via Redes Neurais Convolucionais

1st André Gonçalves Jardim  
Universidade Federal de Ciências da Saúde de Porto Alegre *Informática Biomédia*  
Porto Alegre, RS, Brazil

andrej@ufcspa.edu.br

*Abstract*— In the human being, as new cells, cells will be replaced, being replaced by new cells. If there is an unforeseen event and a cell is born before the death of its predecessor, new cells proliferate on top of the old ones and, with that, a mass of tissue called a tumor appears. If this tumor mass develops in the brain, it is called a brain tumor or intracranial tumor.

Manually diagnosing the disease requires a radiologist to take an image and then a specialist physician is hired for imaging and treatment planning. Unfortunately, studies investigating the accuracy of manual brain tumor diagnosis report disagreement among expert reviewers. Maximum agreement among experts for the manual diagnosis of brain tumor is reported to be between 90% and 95%. For mixed tumor, mixed glioma, and medullary blastoma categories, expert disagreement further declines to 77% and 58%, respectively (3).

However, nowadays, the use of convolutional neural network (CNN) algorithms has become a viable possibility when it comes to processing.

Therefore, this article seeks to bring an implementation of a CNN network that can improve the results of correct diagnosis as a decision support system.

*Keywords*— Machine Learning, ResNet50V2, Brain tumor, Magnetic resonance imaging, Classification, Convolutional Neural Network

# Introduction

No organismo humano as células nascem, crescem e morrem, sendo substituídas por novas células. Caso haja algum imprevisto e uma célula nasça antes da sua precedente morrer, novas células proliferam sobre as antigas e com isso, surge uma massa de tecido chamada Tumor. No caso de essa massa tumoral se desenvolver no cérebro, é chamado tumor cerebral ou tumor intracraniano.

Esses tumores podem ser classificados em dois grupos, como tumores primários e tumores secundários. Os tumores primários estão presentes no tecido cerebral, enquanto os tumores secundários se expandem de outras partes do corpo humano para o tecido cerebral através da corrente sanguínea (1).

O cérebro é um órgão essencial para o nosso corpo, o qual se origina no centro do sistema nervoso. Portanto, qualquer tipo de anormalidade que exista nele, pode colocar em risco a saúde humana. Dentro das possíveis anormalidades, os tumores cerebrais são as mais graves (2).

O diagnóstico de um tumor no cérebro é muito desafiador em comparação com um tumor de qualquer outra parte do corpo humano. Como o cérebro é preenchido com a barreira hematoencefálica (BBB), os indicadores radioativos comuns não são capazes de capturar a hiperatividade das células tumorais (3).

Portanto, imagens de ressonância magnética (MRI) e tomografia computadorizada (TC) são considerados os melhores traçadores diagnósticos para capturar a interrupção na BBB (3). As imagens provindas de MRI, na mão de médicos mais experientes possibilitam não só a constatação de uma massa tumoral, mas também o diagnóstico de um tumor maligno (3). Entretanto, com o grande numero de suspeita de câncer intracraniano (Segundo o Instituto Nacional de Câncer, cerca de 11.100 novos casos por mês na Federação) a alta demanda acaba por atrasar a devolutiva das revisões dessas imagens e até sujeito a erros devido ao fluxo de pacientes (3).

Para o diagnosticar de forma manual o tumor intracraniano, requer que um radiologista faça a imagem MRI e em seguida, um médico especialista é contratado para o exame de imagem e o planejamento do tratamento. Infelizmente, os estudos que investigam a precisão do diagnóstico manual de tumor cerebral relatam uma discordância entre revisores especialistas.  A concordância máxima entre os especialistas para o diagnóstico manual de tumor cerebral é relatada entre 90% e 95%. Para categorias mistas de tumor, glioma misto e medulo blastoma, a discordância entre os especialistas diminui ainda mais para 77% e 58%, respectivamente (3).

Com a evolução das tecnologias de imagens médicas (ressonância magnética, tomografia computadorizada etc.) e o desenvolvimento do processamento digital de imagens, o diagnóstico auxiliado por computador (CAD) de tecidos e tumores tem aumentado (3).

Com o aumento de poder de processamento previsto pela “Lei de Moore” em 1965 (o qual diz que o poder de processamento vai dobrar a cada 18 meses), hoje em dia o uso de algoritmos de redes neurais convolucionais do inglês *Convolutional Neural Network (CNN)*, tem se tornado uma possibilidade viável, quando se trata de processamanto.

CNN é uma sequência de múltiplas camadas onde, cada camada extrai recursos e transforma em uma entrada complexa em um formulário de ativação, usando funções diferenciais parciais. As camadas são construídas umas sobre as outras. A arquitetura CNN tem três camadas básicas, ou seja, camada de **convolução**, camada de ***pooling*** e uma **camada totalmente conectada**. Onde a camada de convolução extrai os recursos das imagens gradualmente, a de *pooling*, na qual agrupando as camadas e reduzindo a amostragem ao longo do domínio espacial, e a camada totalmente conectada é a que faz a classificação com o uso de inteligência computacional (3). Como é apresentado na figura 1.

Uma imagem contendo Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Figura 1 Exemplificação de uma CNN completa em suas diversas etapas.

Recentemente, alguns estudos sobre a classificação de tumores cerebrais que usaram a base de dados Br35H(4) tem sido realizados. No artigo de Yasir, T. (3) publicado no ano de 2021, propõe uma ferramenta de diagnóstico de tumor cerebral auxiliado por computador, para examinar ressonâncias magnéticas cerebrais e fornecer um diagnóstico precoce com desempenho aprimorado. Para este sistema CAD proposto, a CNN é treinada com o conjunto de dados *BR35H :: Brain Tumor Detection* 2020 (4).O modelo de CNN desenvolvidos por eles utiliza de um pré-processamento das imagens para um melhor desempenho.

O modelo arquitetado pelo autor, usa de uma camada de convolução 2d com 32 filtros com um núcleo 2x2, com uma função de ativação ReLu e uma camada de *dropout* com uma taxa de 0,3. Uma vez definida esta etapa, é utilizado novamente essas camadas, com a mudança no tamanho do núcleo, passado de 2x2 para 3x3. E por fim é feito uma camada de convolução 2d com núcleo 3x3 novamente e em seguida é utilizado a segunda etapa de uma CNN, o pooling com a função *MaxPooling* e finalizada com um *dropout* novamente. Após essas duas primeiras etapas é utilizado uma camada de *flaten* para então entrar nas camadas totalmente conectadas, como é ilustrado na figura 2 (3).

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Figura 2. Arquitetura do modelo proposto no artigo (3)

Neste modelo proposto pelos autores, foi obtido bons resultados. Em média o modelo forneceu, 98,81% de diagnóstico correto de tumor cerebral, ao mesmo tempo que alcançou 100% de precisão para dois conjuntos de dados (3).

Em outro artigo, agora publicado por Papageorgiou V. em 2021(5), o autor propôs uma ferramenta para classificar as imagens vindas do Br35H (4). Essa classificação proposta é binária e através do uso de uma CNN que tem uma baixa complexidade, passando por duas coevoluções seguidas de camadas de *Maxpooling* e passando por três camadas totalmente conectadas. Esse modelo teve bons resultados, de modo que teve teste de 99.62% de precisão, usando uma validação cruzada (5). Além disso, em 2008, Papageorgiou et al. (6),categorizaram os gliomas de alto e baixo grau com base em mapas cognitivos difusos e alcançaram 93,22% e 90,26% de precisão para tumores cerebrais de alto e baixo grau, respectivamente.

Outro estudo desenvolvido por Kang J. em 2021(2), foi apresentado um método de classificação de tumor cerebral usando o conjunto de recursos profundos de redes neurais convolucionais profundas pré-treinadas a fim de quantificar a melhor rede já existente para o tamanho do banco de dados. E chegou a conclusão que o conjunto de recursos de profundidade *DenseNet-169, Inception V3 e ResNeXt-50* é uma boa escolha caso o tamanho do conjunto de dados de ressonância magnética seja grande e o número de classes seja 2 (normal, tumor), como é no conjunto de dados Br35H (4) (2).

Entretanto esses resultados se mostraram para a média de 9 padrões de classificadores, No caso de uma análise somente dos classificadores sigmoides, os quatro melhores rescuroso foram ResNet-50, ResNet-101, AlexNet e MnasNet (2).

Desse modo, esse trabalho busca encontar o melhor método para reconhecimento e classificação de imagens de tumor cerebral do banco de dados Br35H(4), testando dois modelos diferentes de CNNs, uma com pré-treinamento por *Transfer Learning* e outra sem o pré-treinamento.

# Materiais e métodos

Esta seção busca explicar de forma mais detalhadas o funcionamento de uma CNN e ilustra a metodologia proposta para a classificação binária de tumor cerebral através CNNs com e sem pré-treinamento alimentadas com imagens de MRI disponibilizadas pela base de dados Br35H (4), como pode ser visualizado na figura 3. Com base nos artigos usados como referência, para o treinamento desta rede foi usado a linguagem de programação python, com o uso do Jupiter Notebook para escrever e executar o código.

Texto

Descrição gerada automaticamenteFoto preta e branca de rosto de pessoa com relógio no topo

Descrição gerada automaticamente com confiança baixa

Figura 3. Exemplos das imagens de MRI com dimensão 120x120 do Dataset usado no treinamento, teste e validação.

Texto

Descrição gerada automaticamentePara a implementação desse trabalho, foi utilizada a linguagem de programação python, no formato *Jupyter notebook.* Nessa implementação, foi utilizado a biblioteca *Keras*, na qual é uma AIP do *TensorFlow*, o que possibilita a criação e treinamento de modelos de aprendizado. Em relação ao Hardware utilizado para tal processamento, conta com processador core i5 de 8ª geração de 1.80 GHz, juntamente com um conjunto de 8GB de memória RAM e um SSD NVMe m.2 de 128GB.

## Segregação dos dados

Antes da implementação da arquitetura foi analisado o banco de dados, o qual contém cerca de 3000 imagens de MRI balanceadas, sendo elas, 1500 positivas para tumor cerebral e 1500 negativas. Como esse banco de dados já veio balanceado, não foi necessário usar nenhuma função para fazer seu balanceamento. Após essa análise, esse *dataset* foi dividido em 3 conjuntos de dados, que são os de treino, que corresponde a 2160 imagem e outros dois conjuntos de 540 e 300 imagens, sendo para validação e teste respectivamente.

Para importação dos arquivos, foi feito o download dos arquivos em duas pastas locais do sistema, sendo uma para os casos positivos e outra para os negativos, dessa forma vai ser importado as duas pastas em uma lista de dados. No momento da importação de cada imagem vai ser feito um redimensionamento das imagens para o formato 120x120 com o número de camadas podendo variar de 1 a 3 de acordo com o restante da arquitetura tomada, como pode ser visto no código 1.

Após o carregamento dos dados, foi feito a separação desses dados nos seguintes grupos:

* Dados de treino e validação, que é usado para o aprendizado da CNN (cerca de 2700 casos ou 90%);
* Dados de teste, para fazer o relatório de classificação desta rede (Cerca de 300 ou 10 %);

Essa separação dos grupos é dada pelo código 2.

Código 1. Demonstração do carregamento dos dados para treinamento da CNN.

Código 2. Demonstração da separação dos dados em treino/validação e teste.

Tendo em vista que atualmente o desempenho de algoritmos de aprendizado de máquina para previsão de propriedades de materiais geralmente é avaliado via de validação cruzada (CV) k -fold, foi empregado essa técnica para avaliação de resultados juntamente com os testes. No trabalho foi usado um k = 3, consistiu em dividir o conjunto total de dados em k subconjuntos diferentes, mas de mesmo tamanho, utilizando 1 conjunto para validação e k-1 para treino. De modo que esse processo ocorre k vezes e a acurácia de validação se dá pela média de cada um dos processos.

## Arquiteturas

A arquitetura CNN tem três camadas básicas, ou seja, camada de **convolução**, camada de ***pooling*** e uma **camada totalmente conectada**. Presente na primeira etapa de uma CNN, recebe como entrada as imagens, que são usualmente matrizes tri ou bidimensionais (a depender da quantidade de canal de cores) na qual é aplicado um filtro que passa pixel a pixel na imagem gerando um valor e o guardando em uma matriz bidimensional. Como o processo de convolução é feito com diversos filtros/kernels a profundidade da matriz de saída vai depender desta quantidade de filtros. No caso da identificação de imagens de MRI, elas possuem somente um canal de cor. Está etapa é responsável por extrair infinitas características das imagens.

Na próxima etapa, chamada de “*pooling*” tem a função de simplificar as informações obtidas na etapa anterior para diminuir a quantidade de pesos a serem aprendidos, aplicando uma função com o propósito de diminuir essa imagem. Essas funções são escolhidas previamente, na construção da arquitetura da rede, entretanto a mais comum é a *maxpooling* que seleciona o pixel com maior peso que sobrepõe a matiz, para sua saída.

Como é mostrado na figura 1, o processo de convolução e *pooing* podem ser repetidos mais de uma vez, e ao seu final é feito o processo de *flaten*. *Flaten,* é o processo que vai pegar as inúmeras imagens provindas das duas primeiras etapas e vetoriza-las, e fazer o *input* na próxima etapa.

Ao final, a rede formada pelas duas primeiras etapas é inserida como entrada da terceira etapa. A terceira etapa é chamada de camada totalmente conectada, a qual tem a responsabilidade de fazer a classificação final da imagem de entrada que foi disposta na primeira etapa.

Uma imagem contendo Logotipo

Descrição gerada automaticamenteComo visto nos trabalhos relacionados, as arquiteturas das redes usaram tanto o método de pré-treinamento como extratora de *features*, quanto redes sem o pré-treinamento. Portanto, nesse estudo será avaliado duas arquiteturas de redes neurais convolucionais, as pré treinadas e não pré-trinadas.

## B.a. Redes Pré-Treinadas.

Como muitas vezes um treinamento para a extração de features acontece de modo lento e difícil, pois tem muitos parâmetros de otimização, testamos o modelo de *Transfer Learning* (aprendizado por transferência) com o uso de rede pré-treinada, a fim de aumentar a velocidade e facilitar a implementação e obter novos resultados.

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Figura 4. Arquitetura geral a rede pré-treinada.

Nesse modelo vamos fazer a reutilização de elementos de um modelo de aprendizado de máquina existente em outro modelo (figura 4). Como a *Transfer* Learning tem em suas premissas que se os dois modelos forem desenvolvidos para realizar tarefas semelhantes, o conhecimento generalizado pode ser compartilhado entre eles, buscamos a rede que mais se encaixaria as imagens de MRI. Segundo Kang J. (2), que fez uma análise para descobrir qual o melhor modelo se adapta as imagens do Dataset Br35H (4), o modelo que mostrou uma maior acurácia foi o ResNet-50 usando o classificador Sigmoide. Entretanto, como já a uma segunda versão dessa rede pré-trinada, foi optado por usar a versão mais recente desse modelo, a ResNet-50V2.

## B.b. Redes Sem Pré-Treinamento.

Nessa camada, a qual é responsável por extrair fatures, teve sua arquitetura baseada no artigo de Naseer A (3), juntamente com o artigo de Papageorgiou V.(5).

A arquitetura da CNN é definida sequencialmente, e o modelo construído camada por camada é o seguinte: A primeira camada é a de entrada, que consiste em um tamanho de entrada de 120x120x1. A próxima camada é a de convolução 2D com 32 filtros e um *kernel* 3x3 com a função de ativação ReLU, seguida por uma camada de *Maxpooling* de *kernel 2x2* usando um *padding* ‘*same’*. Após esta camada, a camada de dropout é adicionada com uma taxa de *dropout* definida como 0,25. Uma vez que esta arquitetura é definida, uma camada de convolução 2D é novamente criada usando uma função de ativação ReLU com *kernel* 3x3, seguida por uma camada de *Maxpooling* de *kernel 2x2* usando um *padding* ‘*same’* e camadas *dropout* com os parâmetros previamente definidos, como pode ser visto na Figura 5.

Figura 5. Arquitetura do extrator de features sem pré-treinamento

## B.c. Camada Totalmente Conectada

Após as camadas de extração de features, uma técnica de achatamento (flatten) é definida para a saída da rede seguida por duas camadas densas totalmente conectadas com unidades 500 e 1. RuLU e Sigmoid são usados ​​como funções de ativação nessas camadas totalmente conectadas, respectivamente. A arquitetura da CNN implementada nesta pesquisa é ilustrada na Figura 6.

Tela de computador com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamente com confiança média

Figura 6. Arquitetura das camadas totalmente conectadas.

A camada dropout regulariza os aprendizes profundos para evitar overfitting. Essa camada pode ser aplicada em uma camada totalmente conectada ou em uma camada convolucional. O efeito em uma camada totalmente conectada seria na forma de eliminar neurônios para evitar overfitting, enquanto o efeito na camada convolucional seria na forma de adicionar ruído aos mapas de recursos. Desta forma, o efeito dos dados aumentados no overfitting é avaliado sem a perda de neurônios.

Neste trabalho, atualizamos o peso das camadas via Adaptive Moment Estimation (Adam), o otimizador que calcula as taxas de aprendizado adaptativo de cada parâmetro. A taxa de aprendizado é definida como 0,0001. Executamos cada um dos métodos por 30 épocas. Coletamos a precisão média mais alta para nosso conjunto de dados de teste para cada execução.

## Treinamento

Depois de fazer da projeção de todas as camadas da CNN, tanto com e sem pré-treinamento, as redes profundas CNNs são treinadas com as imagens redimensionadas para 120x120 com 1 e 3 camadas para as duas redes respectivamente, juntamente com seu conjunto de imagens conjunto de dados BR35H.

Para os treinamentos foi usado a função de ativação sigmoide e uma taxa de aprendizado do modelo foi definida como 0,001. No treinamento das CNNs, seu desempenho no conjunto de validação é avaliado antes de entrar na fase de teste. Sendo este treinamento dado por 30 épocas.

# Resultados

Para esta pesquisa, apenas um conjunto de dados de MRI de tumor cerebral é usado para treinar as CNNs, o Br35H que contém cerca de 3000 imagens (4). Dessa forma, apenas 90% dos dados são usados ​​para treinamento e 10% para teste, enquanto a validação é feita por CV usando Kfold com k = 3. O desempenho das CNNs foi avaliado pelas 3 seguintes variáveis:

* Acurácia;
* Sensibilidade;
* Especificidade;

Os quais podem definir a qualidade de uma CNN, esses parâmetros são definidos pelas seguintes fórmulas.

Texto

Descrição gerada automaticamente com confiança baixa

Em que VP é o verdadeiro positivo, VN o verdadeiro negativo, FP o falso positivo e por último FN que é o falso negativo

## Resultados da Sem Pré-treinamento.

Propomos uma arquitetura CNN de baixa complexidade composta por camadas primárias, conforme mostrado na Figura 5. Sendo elas duas convolucionais, duas de dropout e mais duas de maxpooling, que são responsáveis ​​pela extração de recursos, enquanto as duas camadas restantes (totalmente conectadas) utilizam esses recursos para realizar uma alta eficiência diagnóstica. As entradas da nossa CNN são matrizes bidimensionais que representam as imagens de MRI em escala de cinza de tamanho 120x120. Concluímos esta seleção após a experimentação, pois o tamanho de entrada relativamente pequeno escolhido, implica em menor custo computacional sem deteriorar a precisão do modelo.

De acordo com a estrutura proposta, nos testes de validação do aprendizado da rede, obtivemos uma acurácia média de 98,6% (os valores de cada fold se encontra na figura 7), com uma variância de 0.5%, como pode ser visto na figura 8. Esses dados também podem ser analisados através das curvas perda e acurácia por fold no treinamento e na validação do método CV (figura 9).

Além da validação, um conjunto equivalente a 10% da base de dados (300 imagens) foi reservado para teste. Nesse conjunto de dados foi alcançado uma acurácia de 98%, sensibilidade de 97,92% e especificidade de 98,08%. Esses resultados se aplicaram ao conjunto destinado aos testes e podem ser vistos na figura 10. O que também pode ser visto de maneira mais bruta atreves da matriz de confusão na figura 11.

Tabela

Descrição gerada automaticamente

Tela de celular com texto preto sobre fundo branco

Descrição gerada automaticamenteFigura 7. Valores de validação da CNN sem pré-treinamento por fold.

*Figura 8.* Tabela dos valores acurácia, sensibilidade e especificidade média, suas variâncias e valores máximos em relação aos três folds de treinamento e validação (da rede sem pré-treinamento.

Gráfico, Gráfico de linhas

Descrição gerada automaticamente

*Figura 9. Curvas de aprendizado da CNN. (a) curva de perda no treinamento em cada fold nas 30 épocas, (b) curva de perda na validação em cada fold nas 30 épocas, (c) curva de acurácia nos treinos por fold em 30 épocas e (d) curva de acurácia na validação por fold em 30 épocas.*

Texto

Descrição gerada automaticamente

*Figura 10. Resultados das variáveis de avaliação do modelo em fase de teste sem pré-treinamento.*

Uma imagem contendo Gráfico

Descrição gerada automaticamente

Figura 11. Matriz de confusão da CNN sem pré-treinamento no conjunto de dados de teste

Nesse modelo de CNN foi obtido um tempo total de execução do código (contando o carregamento dos dados, divisão dos dados treinamento, treinamento, teste e plotagem dos resultados) foi de 2203 segundos (aproximadamente 36 Minutos), sendo desse, 2197 segundos de fixação de estado de inicialização e treinamento da rede.

## Rede Pré-treinada

Diferente da arquitetura anterior, nessa rede foi usado o modelo de *Transfer Learning* (aprendizado por transferência) com o uso de rede pré-treinada, a fim de aumentar a velocidade e facilitar a implementação. Nessa implementação foi usado a rede pré-treinada ResNet-50V2 disponibilizada pelo Keras. A partir desta rede pré-treinada foi extraído features das imagens para iniciar em uma camada densa conectada usando o classificador Sigmoide. Por conta do uso da ResNet-50V2, foi necessário fazer uma multiplicação das camadas das imagens de MRI, pois elas estavam em somente 1 canal (pois corresponde a escala de cinza), de forma que agora elas possuem um formato 120x120x3.

De acordo com a estrutura proposta, nos testes de validação do aprendizado da rede, foi obtido uma acurácia média de 99,02% (os valores de cada fold se encontra na figura 12), com uma variância de 0.03%, como pode ser visto na figura 13. Esses dados também podem ser analisados através das curvas perda e acurácia por fold no treinamento e na validação do método CV (figura 14).

Além da validação, um conjunto equivalente a 10% da base de dados (300 imagens) foi reservado para teste, de mesma forma que na arquitetura anterior. Nesse conjunto de dados foi alcançado uma acurácia de 99%, sensibilidade de 100% e especificidade de 98,11%, como na figura 15. O que também pode ser visto de maneira mais bruta atreves da matriz de confusão na figura 16.

Tabela

Descrição gerada automaticamente

Texto

Descrição gerada automaticamenteFigura 12. Valores de validação da CNN com pré-treinamento por fold.

Figura 13. Tabela dos valores acurácia, sensibilidade e especificidade média, suas variâncias e valores máximos em relação aos três folds de treinamento e validação (da rede pré-treinada).

Interface gráfica do usuário, Gráfico

Descrição gerada automaticamente

*Figura 14. Curvas de aprendizado da CNN pré-treinada. (a) curva de perda no treinamento em cada fold nas 30 épocas, (b) curva de perda na validação em cada fold nas 30 épocas, (c) curva de acurácia nos treinos por fold em 30 épocas e (d) curva de acurácia na validação por fold em 30 épocas.*

Texto

Descrição gerada automaticamente

*Figura 10. Resultados das variáveis de avaliação do modelo em fase de teste pré-treinada.*

Uma imagem contendo Gráfico

Descrição gerada automaticamente

Figura 16. Matriz de confusão da CNN com pré-treinamento no conjunto de dados de teste

Nesse modelo de CNN foi obtido um tempo total de execução do código (contando o carregamento dos dados, divisão dos dados treinamento, treinamento, teste e plotagem dos resultados) foi de 750 segundos, sendo desse, 558 segundos de fixação de estado de inicialização e treinamento da rede.

# Discussão

O desempenho das duas redes CNN propostas é comparado uma com a outra a fim de obter a que melhor traz resultados para o sistema de classificação/diagnóstico de tumores cerebrais através de imagens de MRI da base de dados Br35H (4).

A fim de comparação das duas CNN, pode ser visto que a rede pré-treinada se destaca sobre a rede sem pré-treinamento por seus três índices serem mais altos, como pode ser visto no gráfico 1. Dessa forma a CNN pré-treinada se demonstrou melhor em todos os sentidos de qualificação, por mais que ambas as redes tenham tido resultados consideravelmente bons.

Gráfico, Gráfico de barras

Descrição gerada automaticamente

Gráfico 1. Comparativo dos valores de acurácia, sensibilidade e especificidade entre as duas redes propostas.

Tendo em vista que ambos os sistemas usam o mesmo hardware já citado e as mesmas camadas densas como classificadoras usando a função sigmoide, outra variável a ser analisada é o tempo de treinamento de cada uma das duas CNNs. Pode ser analisado na figura 17, que o modelo com pré-treinamento demorou no total somente 35% do tempo que a rede sem o pré-processamento obteve.

Uma imagem contendo Retângulo

Descrição gerada automaticamente

Figura 17. Relação entre o tempo total de execução das duas CNNs testadas no trabalho.

# Conclusão

Considerando o objetivo desse projeto de encontrar a melhor CNN para classificação/diagnóstico de tumores cerebrais através de imagens de MRI, foi proposto dois modelos de arquiteturas de redes neurais convolucionais, uma sem pré-treinamento e outra com pré-treinamento. Essas duas redes tiveram suas arquiteturas construídas com base em artigos de referências.

Na CNN sem pré-treinamento, em sua camada a qual é responsável por extrair fatures, teve sua arquitetura baseada no artigo de Naseer A (3), juntamente com o artigo de Papageorgiou V.(5). A sua arquitetura é possível ser vista nas figuras 5 e 6 respectivamente.

Já na outra CNN usa o modelo de *Transfer Learning* que é o aprendizado por transferência com o uso de rede pré-treinada. Nesse modelo fizemos a reutilização de elementos de um modelo de aprendizado de máquina existente na rede ResNet-50V2, seguindo como base o artigo de Segundo Kang J. (2).

Tendo em vista os resultados obtidos com as duas redes chegamos à conclusão de que ambas CNNs obtiveram ótimos resultados. Entretanto, a rede que houve um pré-treinamento obteve uma pequena vantagem em relação a todos os quesitos levantados como métricas para análise dos resultados. Desse modo a rede de melhor classificação teve uma acurácia de 99%, com uma sensibilidade de 100% e uma especificidade de 98.11% e por fim obteve um tempo que corresponde a 34% em relação a outra rede, sendo ele cerca de 12,5 Minutos para processar todo código, sendo 10 Minutos para executar somente o aprendizado da rede.

Por fim, foi possível ver que as redes pré-treinadas podem obter uma vantagem em relação as outras. Pois, elas além de trazer maior facilidade para implantação, por não ter parâmetros a serem justados e arquitetura a ser definida, também podem trazer maior acurácia a rede. Entretanto isso nem sempre pode ser verdade, visto para usar uma rede pré-treinada deve ser feito uma escolha a qual ser usada, podendo nem todas trazer um bom resultado a sua problemática em específico. Mas deixando claro sua vantagem em relação ao menor poder de processamento que ela poupa.

##### References

1. Tandel GS, Biswas M, Kakde OG, Tiwari A, Suri HS, Turk M, et al. A review on a deep learning perspective in brain cancer classification. Cancers (Basel). 2019 Jan 18;11(1):111.

2. Kang J, Ullah Z, Gwak J. Mri-based brain tumor classification using ensemble of deep features and machine learning classifiers. Sensors. 2021 Mar 22;21(6):1–21.

3. Naseer A, Yasir T, Azhar A, Shakeel T, Zafar K. Computer-Aided Brain Tumor Diagnosis: Performance Evaluation of Deep Learner CNN Using Augmented Brain MRI. Int J Biomed Imaging. 2021;2021.

4. Br35H :: Detecção de tumor cerebral 2020 | Kaggle [Internet]. [cited 2021 Dec 13]. Available from: https://www.kaggle.com/ahmedhamada0/brain-tumor-detection

5. Papageorgiou V. Brain tumor detection based on features extracted and classified using a low-complexity neural network. Trait du Signal. 2021 Jun 1;38(3):547–54.

6. Papageorgiou EI, Spyridonos PP, Glotsos DT, Stylios CD, Ravazoula P, Nikiforidis GN, et al. Brain tumor characterization using the soft computing technique of fuzzy cognitive maps. Appl Soft Comput J. 2008 Jan 1;8(1):820–8.