

Identificação de AVCi utilizando Extração de Características e uma rede MLP em Imagens de CT

Brenda J. S. Nogueira, Emanuel T. A. da Silva, Luiz W. A. Rodrigues e Carlos Danilo M. Regis.

Resumo— O AVC é uma das doenças que causa mais mortes e incapacidades físicas no mundo. O método mais comum para identificação do AVC, é o exame de tomografia computadorizada (CT). Este trabalho tem como objetivo identificar o AVC isquêmico, utilizando o descritor de Haralick e uma rede neural em imagens de CT. Os melhores resultados obtidos correspondem a uma acurácia de 73,42%, sensibilidade de 74,86%, precisão de 72,83%, e F1-score de 73,83%.

Palavras-Chave— AVC, Tomografia Computadorizada, Redes Neurais Artificiais e descritores Haralick.

Abstract— Stroke is one of the diseases that causes more deaths and physical disabilities in worldwide. The most common method for identifying regions affected by stroke is the computed tomography(CT) scan. The present study aims identify ischemic stroke, using the Haralick descriptor and an artificial neural network in the CT images. The best results obtained correspond to an accuracy of 73.42%, sensitivity of 74.86%, precision of 72.83%, and F1-score of 73.83%.

Keywords— Stroke, Computed Tomography, Artificial Neural Networks and Haralick descriptors.

I. INTRODUÇÃO

O AVC (Acidente Vascular Cerebral) corresponde a segunda maior causa de morte do mundo, atrás apenas de doenças isquêmicas do coração, bem como também é o maior responsável por deixar sequelas que incapacitam suas vítimas em algum grau [1]. A cada ano, 17 milhões de pessoas têm um AVC no mundo, com 6,5 milhões de vítimas fatais.

Segundo [2], a idade e o sexo são fatores de risco para a ocorrência de um AVC, a ocorrência da patologia é maior na população idosa e masculina, sendo que a partir dos 55 anos de idade os episódios dobram a cada década e 70% dos casos ocorrem acima dos 65 anos.

A CT sem utilização de contraste é comumente no primeiro exame radiológico a ser realizado em uma pessoa com suspeita de AVC [3]. Na tomografia computadorizada o AVCi aparece como uma região menos densa em relação ao tecido cerebral circundante. Nos estágios iniciais ocorre pouca distinção das cores nas imagens da CT, assim mesmo um especialista com extensa experiência pode não percebê-la e, dessa forma, não identificar o AVC isquêmico [4].

Na literatura, alguns trabalhos usam as imagens de CT para a identificação de AVCi, como forma de oferecer novas ferramentas para diagnóstico. Em [5], foram utilizados os algoritmos ACO (*Ant Colony Optimization*) e k-means. Os

resultados obtidos foram, 72% para sensibilidade, 88% para especificidade e 88% para acurácia.

O trabalho desenvolvido por [6] faz uso de redes neurais artificiais, tanto do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*) como CNN (*Convolutional Neural Network*) para a identificação de regiões afetadas pelo AVCh (Acidente Vascular Cerebral Hemorrágico) e AVCi. O banco utilizado permitiu que os dados de idade e sexo de cada paciente fossem utilizados como parâmetros de entrada nas RNAs. A única métrica utilizada nos resultados de treinamento obtidos foi a acurácia, para a rede MLP obteve-se 98,51%, para o treinamento da rede CNN o resultado foi de 96,29%

Este trabalho tem como objetivo identificar o AVCi a partir da extração de características, que serão a entrada de uma rede neural MLP. Os metadados de idade e sexo, atrelados as imagens, também são utilizados como parâmetros de entrada para a rede MLP.

II. DESCRITORES DE HARALICK

Os descritores de Haralick, segundo o trabalho de [7], são compostos por 14 medidas matemáticas cujo objetivo é realizar o cálculo de textura da imagem. Essas medidas utilizam a matriz de co-ocorrência, que é formada pela distribuição de *pixels* determinada pela textura da imagem.

A matriz é formada por elementos que relacionam a frequência que ocorre em um determinado tom de cinza, X , em relação a outro Y , que são separados por uma distância d , nos ângulos de 0° , 45° , 90° e 315° [7].

Os descritores de Haralick são: Segundo Momento Angular, Contraste, Variância, Homogeneidade, Soma das Médias, Soma das Variâncias, Soma das Entropias, Entropia, Variância da Diferença, Entropia da Diferença, Energia, Probabilidade Máxima e Diferenças de Ordem K .

III. MATERIAIS E MÉTODOS

A Figura 1 descreve os passos seguidos para o desenvolvimento desse trabalho. A base de dados utilizada foi a mesma utilizada em [5] e contém exames de 419 pacientes, todos no formato DICOM, dos quais foram utilizados os slices e os metadados de 417 pacientes. As imagens de tomografia computadorizada foram as mesmas utilizadas por [5].

A etapa de pré-processamento consiste em separar os slices, onde foi usado 70% dos slices para o treinamento, 15% para validação e treino. E a inclusão dos metadados, idade e sexo, que segundo a literatura [2] são fatores de riscos para a ocorrência do AVC e portanto parâmetros que podem influenciar nas métricas da rede MLP.

Brenda J.S.Nogueira, e-mail: brendanogueira@academico.ifpb.edu.br; Emanuel T. A. Silva, e-mail: emmanuel.thiago@academico.ifpb.edu.br; Luiz W. A. Rodrigues, e-mail: luiz.walker@academico.ifpb.edu.br; Carlos Danilo M. Regis, e-mail: danilo.regis@ifpb.edu.br.; IFPB, João Pessoa - PB, Este trabalho foi parcialmente financiado pela CAPES.

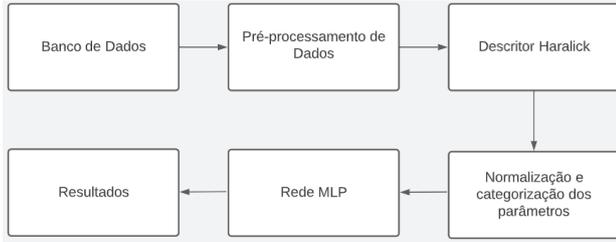


Fig. 1. Metodologia adotada para a classificação do AVCi.

A etapa seguinte é aplicar os descritores de Haralick em cada um dos slices selecionados, retornando assim os parâmetros de saída descritos na Seção II. Seguindo para a próxima etapa, se fez necessário realizar a normalização da idade dos paciente diminuindo a discrepância entre os valores e também a categorização do sexo de cada paciente, transformando-a em uma variável numérica para utilizá-la no processo de aprendizagem da máquina.

Finalizada a obtenção e o tratamento de parâmetros, os dados foram inseridos na rede neural MLP para a avaliação de sua capacidade de identificar a patologia. Na MLP foi usado o algoritmo keras turner que procura os melhores hiperparâmetros. As métricas para a analisar a qualidade dos resultados obtidos foram as seguintes: Sensibilidade (Sen), Precisão, Acurácia (Acc) e F1 score. A acurácia pode ser representada pela equação 1,

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (1)$$

onde TP são os verdadeiros positivos, TN os verdadeiros negativos, FP os falsos positivos, e FN falsos negativos. A partir desses valores é possível calcular a sensibilidade e a precisão (equação 2).

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN}, \quad Prec = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

O F1-Score pode ser entendido como a média harmônica entre precisão e sensibilidade, que pode ser observada na Equação 3.

$$F1 = 2 \cdot \frac{Prec \cdot Sen}{Prec + Sen} \quad (3)$$

IV. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados da identificação do AVCi usando os descritores de Haralick com e sem idade e sexo para comparação. Na Tabela I são apresentados os resultados utilizando os metadados sexo e idade e na Tabela II sem eles.

TABELA II

TABELA DE RESULTADOS COM O DESCRITOR DE HARALICK SEM SEXO E IDADE

Distância	ACC.	PRE.	SEN.	F1-score
10	0,5731	0,5843	0,5554	0,5694
8	0,6431	0,6325	0,6572	0,6446
6	0,6198	0,6243	0,6174	0,6208
5	0,6184	0,6265	0,6142	0,6202
2	0,5784	0,5894	0,5676	0,5782

TABELA I

TABELA DE RESULTADOS COM O DESCRITORES DE HARALICK COM SEXO E IDADE

Distância	ACC.	PRE.	SEN.	F1-score
10	0,6834	0,6963	0,7054	0,7008
8	0,7342	0,7283	0,7486	0,7383
6	0,6256	0,6246	0,6274	0,6259
5	0,6675	0,6659	0,6681	0,6669
2	0,6335	0,6157	0,6442	0,6296

Na Tabela I e II são apresentados os resultados obtidos em função da distância usada para obter a matriz de co-ocorrência. A partir desses resultados é possível observar que a eficiência da rede a partir dessa distância, sendo a distância 8, a que obteve o melhor resultado, além disso é observado a melhora ao incluir os metadados de sexo e idade na rede neural, melhorando os resultados significativamente.

Comparando os resultados com os resultados apresentados em [5], percebe-se que houve melhorias em algumas métricas, nesse trabalho foram obtidos os valores de 73,42% para a acurácia, e 74,86% para a sensibilidade, enquanto que em [5] foram observados os valores de 88% e 72% para a acurácia e sensibilidade respectivamente, mostrando um aumento na sensibilidade.

V. CONCLUSÕES

Esse trabalho consiste no estudo do uso dos descritores de Haralick obteve as imagens de pacientes com AVCi, para que, com o uso de aprendizado de máquina, fosse possível o auxílio no diagnóstico.

Os resultados apresentados neste trabalho, com acurácia de 73,42% e sensibilidade de 74,86%, comparados com [5], mostraram uma melhora na sensibilidade usando os descritores de Haralick.

REFERÊNCIAS

- [1] K. Mira and L. Andreas, "Global burden of stroke," *Seminars in Neurology*, vol. 38, pp. 208–211, 2018.
- [2] J. M. Luiz, N. Eidt, N. P. de Oliveira, L. R. Cardoso, and A. C. Ovando, "Campanha de combate ao AVC: Relato de um projeto de extensão da UFSC no município de aranguá/ SC," *Revista Eletrônica de Extensão*, vol. 18, pp. 90–100, 2021.
- [3] N. H. Rajini and R. Bhavani, "Computer aided detection of ischemic stroke using segmentation and texture features," *Measurement*, vol. 46, no. 6, pp. 1865–1874, 2013.
- [4] E. Hudyima and G. Terlikowski, "Computer-aided detecting of early strokes and its evaluation on the base of ct images," in *2008 International Multiconference on Computer Science and Information Technology*, 2008, pp. 251–254.
- [5] C. Aguiar, "Avaliação de acidente vascular cerebral em tomografia computadorizada utilizando algoritmo de otimização de formigas," Master's thesis, 2017.
- [6] B. K. Silva, S. A. Carro, and M. G. Costa, "Redes neurais aplicadas na investigação de AVC por tomografia computadorizada," *Colloquium Exactarum*, vol. 11, pp. 53–64, 2019.
- [7] E. T. A. Silva, D. M. d. S. Júnior, R. D. de Sousa, and C. D. M. Regis, "Classificação do infarto de miocárdio a partir da extração de parâmetros de espaços de fase com o uso dos Descritores de Haralick," *Sociedade Brasileira de Telecomunicações*, 2022.