

Universidade do Estado de Santa Catarina Centro de Ciências Tecnológicas

IDENTIFICAÇÃO DE VASOS EM RETINOGRAFIAS – UM ESTUDO COMPARATIVO ENTRE DOIS MÉTODOS SUPERVISIONADOS

INTRODUÇÃO

Neste trabalho, foi proposto um método baseado em Machine Learning para o problema de detecção de vasos sanguíneos em imagens de retinografia, o que pode ser aplicado na avaliação do sistemas vascular para diagnósticos, tais como de aterosclerose ou diabetes. Um mau funcionamento dos vasos sanguíneos na retina tem um impacto severo na qualidade da visão [1].

A detecção de vasos sanguíneos tem como objetivo separar a estrutura de interesse do plano de fundo. Trata-se de um problema de classificação binária: atribuir para cada janela quadrada (patch) uma classe de decisão positiva (vaso) ou negativa (não vaso, fundo).

MATERIAIS E MÉTODOS

As imagens de retinografia utilizadas neste trabalho foram retiradas da base de imagens DRIVE. Esta base é composta por 40 imagens tiradas de diferentes pacientes. Para cada imagem, a segmentação manual dos vasos da retina é fornecida, conforme é mostrado na **Figura 01**.

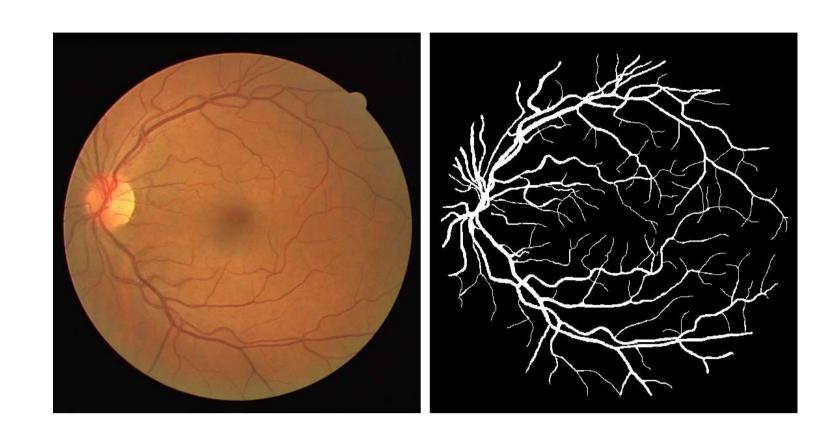
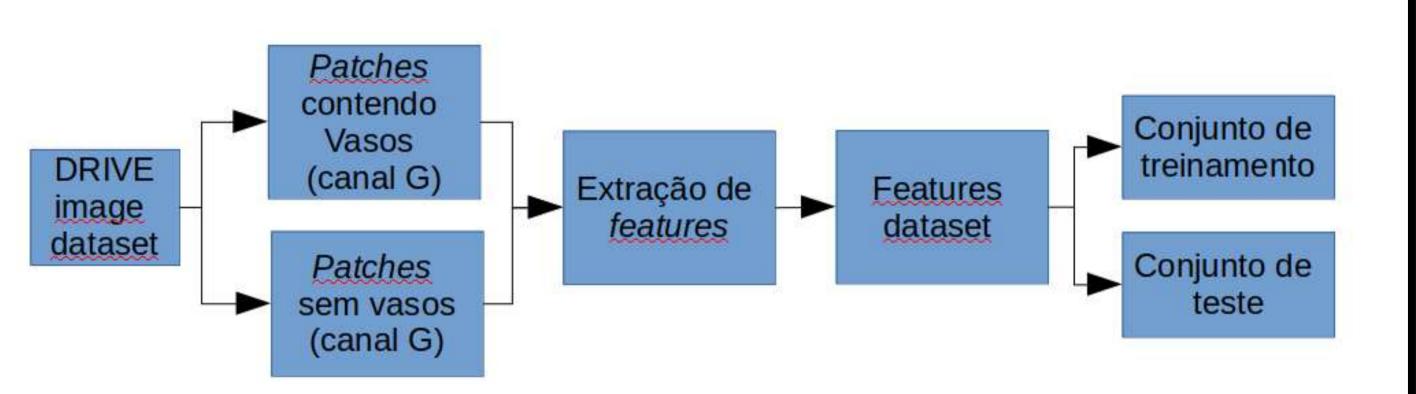


Figura 01 - Imagem de retonografia e imagem segmentada

Para cada imagem original RGB foi extraído o canal verde (G), para obter um maior contraste dos vasos sanguíneos, em seguida foram extraídos patches de tamanho 27x27 pixels para viabilizar a rotulação de regiões da imagem quanto à presença (ou não) de vasos sanguíneos. O esquema de preparação de dados consta na **Figura 02**.



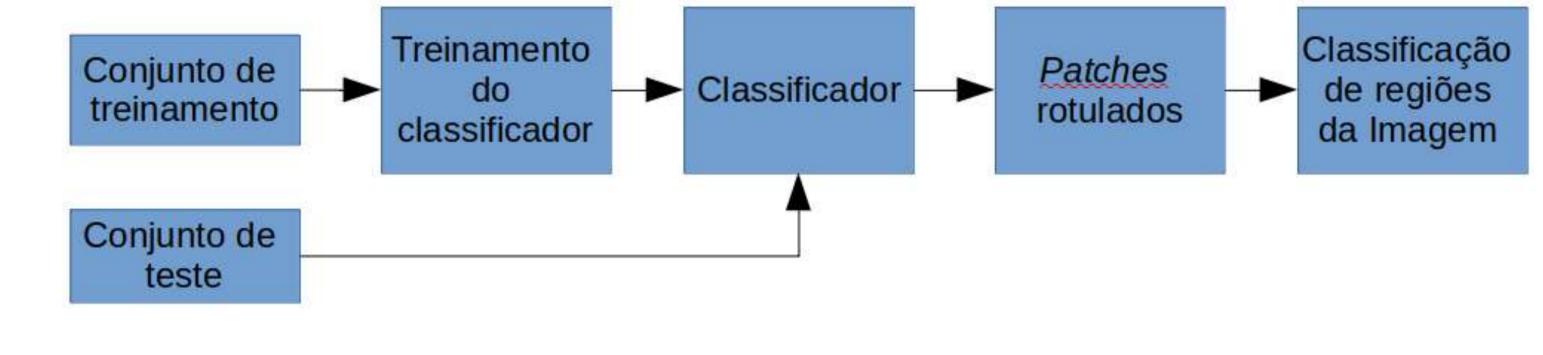


Figura 02 – Esquema de preparação de dados.

Figura 03 – Esquema da fase de treinamento e teste.

Neste trabalho foram usados dois modelos Machine Learning de classificação (SVC e MLP – biblioteca *Sklearn - Python*). Uma vez treinado, o modelo é submetido aos casos de teste, os quais permitem classificar patches e identificar regiões de vasos na imagem. A fase de treinamento e teste é mostrado na **Figura 03**. Foram utilizadas duas técnicas para a extração de features/características, a técnica ZCA [1] e a técnica LBP [2] associada com PCA [3].

RESULTADOS

Os resultados obtidos utilizando a técnica de extração ZCA apresentou resultados abaixo do aceitável, onde a precisão de acerto foi de aproximadamente 52%. Utilizando a técnica LBP associada com PCA o resultado obtido já foi melhor, tendo uma precisão de acerto de aproximadamente 72%. Esse resultado foi obtido tanto para a rede neural (MLP) quanto para o modelo SVC. A **Figura 04** apresenta a imagem de entrada, pré-processada e a de saída. A matriz de confusão utilizando a rede neural (MLP) é mostrado na **Tabela 01**.

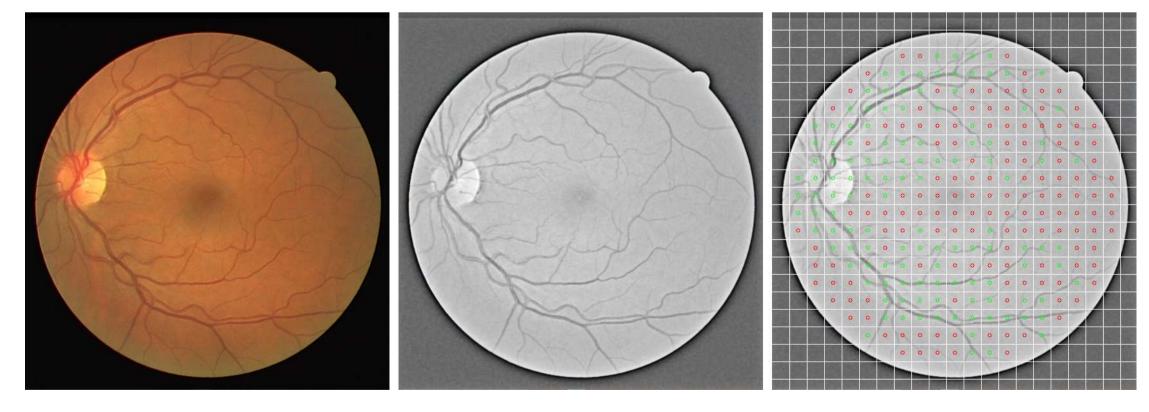


Figura 04 – Imagem de entrada, pré-processada e a de saída

	Vaso	Não Vaso
Vaso	441	355
Não Vaso	134	159

Tabela 01 – Matriz de confusão

CONCLUSÕES

Os resultados obtidos foram promissores atingindo uma precisão de acerto próximo de 72% utilizando a técnica LBP associada com PCA. As perspectivas futuras envolvem melhorar a precisão de acerto, para isso serão realizados novos testes por meio de troca de parâmetros nos modelos já utilizados ou na troca do extrator de features.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Liskowski, P. and Krawiec, K. (2016). Segmenting retinal blood vessels with deep neural networks. IEEE Transactions on Medical Imaging, 35:2369–2380.

[2] OMAR, Mohamed; KHELIFI, Fouad; TAHIR, Muhammad Atif. Detection and Classification of Retinal Fundus Images Exudates using Region based Multiscale LBP Texture Approach. In: CONTROL, DECISION AND INFORMATION TECHNOLOGIES, 3., 2016, Malta. p. 227 - 232.

[3] Pedregosa et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python Journal of Machine Learning Research, 12:2825–2830





