

Paper title - English

Título do artigo - somente para documento escrito em Português

BRAGA, Samira J.*; GOMI, Edson S.*

*Escola Politécnica da Universidade de São Paulo

Abstract—Abstract here.**Keywords**— word 1; word 2.**Resumo**— É necessária a inserção do resumo para artigo escrito em Português.**Palavras-chave**— palavra 1; palavra 2.**Classificação**— Mestrado**Categoria**— Iniciante

I. INTRODUÇÃO

II. DIAGNÓSTICO DE GLAUCOMA

Glaucoma é uma neuropatia óptica crônica multifatorial e de lenta progressão que causa perda de campo visual periférico e é a segunda maior causa de cegueira no mundo, estima-se que atingirá 79,6 milhões de pessoas até 2020 [1]. Essa doença caracteriza-se pela perda da camada de fibras nervosas no olho, o que pode causar cegueira se não for tratado corretamente [2]. O dano na camada de fibras nervosas se dá antes de alteração no campo visual do paciente, por isso o diagnóstico precoce é um fator importante para evitar a perda da visão [3].

O glaucoma é diagnosticado por meio do exame perimetria computadorizada (SAP), que é um exame funcional, e pela tomografia de coerência óptica (OCT), que é um exame estrutural. Os exames funcionais avaliam o campo visual do paciente em busca de reduções na visão. Os exames estruturais avaliam a camada de fibras nervosas para identificar alterações na espessura. Não é simples identificar a existência do glaucoma antes que haja dano ao campo visual [4].

O OCT é empregado para identificar alterações na espessura da camada de fibras nervosas. No exame, utiliza-se o princípio da interferometria luminosa para medir as espessuras das estruturas intraoculares. Ao realizar uma varredura, o equipamento emite feixes de laser infravermelho e mede o tempo que a luz leva para ser refletida. A cada estrutura atravessada, uma parte dessa luz é refletida de volta, é feito então o cálculo da espessura da estrutura com base em um feixe de luz de referência e o quanto de luz foi refletido de volta [5].

Durante o exame com um equipamento de alta definição, são realizadas 200 varreduras lineares verticais e 200 horizontais em uma área de 6mm centralizado no disco óptico, após isso é gerada uma saída como na figura 1. O primeiro gráfico no topo representa o mapa de espessuras de toda a área analisada, as áreas sem azul indicam espessuras próximas a 0 e áreas amarelas e vermelhas indicam espessuras entre 175 e 350 microns. O disco central em cinza representa a fóvea, ponto

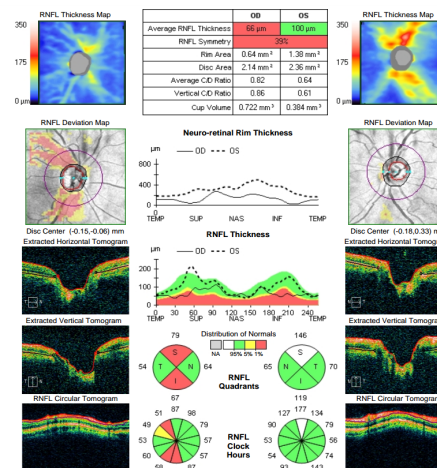


Figura 1. Saída de um exame de OCT.

cego do olho de onde sai o nervo óptico. Abaixo do mapa de espessuras está o mapa de desvio, mostra as áreas onde a espessura está diferente da população normal, de acordo com um banco de dados normativo do software do equipamento. Também nesse gráfico está representada a linha circular de onde são retirados os pontos para a representação da espessura nos gráficos na parte de baixo da saída. Esses gráficos mostram a espessura ao longo da circunferência, com centro no nervo óptico. A partir dos pontos dessa circunferência, são gerados os gráficos de quadrantes e horas de relógio, que representam as espessuras médias em cada região.

É possível utilizar classificadores de aprendizagem de máquina para fazer o diagnóstico de glaucoma com base nos exames de OCT e SAP. Um classificador de rede neural profunda foi utilizado com dados de exame de campo visual para detectar estágios iniciais de glaucoma [6]. Dados de OCT e SAP em conjunto também foram utilizados para treinar diversos tipos de classificadores [4], [7].

III. REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS

Redes neurais profundas estão sendo amplamente utilizadas em diversos domínios para classificação e detecção de objetos, principalmente em visão computacional e reconhecimento e processamento de linguagem natural. Essas redes consistem em várias camadas conectadas que aprendem a reconhecer padrões nos dados apresentados, sejam eles imagens ou sons

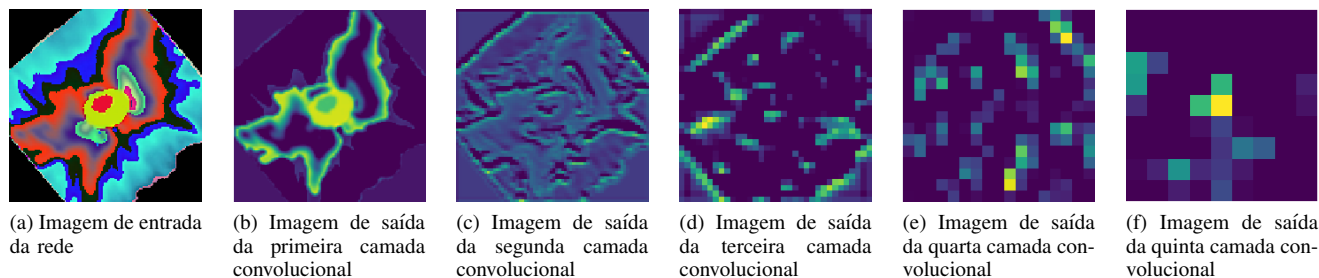


Figura 2. Exemplos de saídas de cada camada convolucional ao longo da rede.

[8]. O principal tipo de rede utilizado é a rede neural convolucional (Convolutional Neural Network, CNN). As CNNs mostraram ser excelentes ferramentas no processamento de imagens, inclusive na área médica, sendo utilizadas para classificação, detecção de objetos e segmentação. Esse sucesso deve-se principalmente à utilização de grandes quantidades de exemplos de treinamento, que permitem que a rede aprenda a reconhecer características a partir dos dados brutos das imagens [9].

As CNNs são compostas de várias camadas conectadas, sendo os principais tipos as convolucionais, pooling e as camadas totalmente conectadas. As camadas convolucionais servem como filtros para identificar as características das imagens, como curvas, bordas e cores. As saídas das camadas convolucionais são mapas de características identificadas na imagem de entrada. A convolução é feita utilizando uma máscara (ou kernel) que desliza por todos os pixels da imagem multiplicando os valores do pixel pelos valores da máscara. Essa multiplicação é feita em toda a imagem com diferentes máscaras, gerando assim as saídas dos diferentes filtros em cada camada de convolução.

Após a identificação dessas características, a camada de pooling agrupa as características e reduz a resolução da imagem. Também utilizando uma máscara, a operação de pooling irá calcular o valor máximo em cada região da imagem, agrupando características similares em um mesmo pixel. Na figura 2 é possível acompanhar o agrupamento de características e a redução da resolução da imagem ao longo de 5 camadas convolucionais e pooling.

As camadas totalmente conectadas recebem todas as características identificadas nas imagens e fazem a classificação final. A saída dessa camada será um vetor com o número de classes a serem classificadas, cada classe terá um valor de probabilidade sendo o maior valor a classe identificada para a imagem. O desenho de uma configuração de rede convolucional profunda pode ser visto na figura 3. Várias camadas de convolução e pooling utilizando ativações por ReLU (Rectified Linear Unit) são seguidas por duas ou mais camadas totalmente conectadas. O aumento da quantidade de camadas mostrou-se eficiente no aumento da acurácia de classificação das redes convolucionais [10].

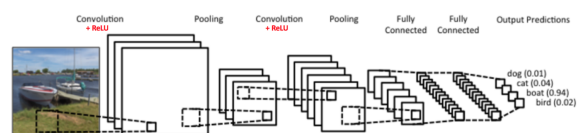


Figura 3. Esquema de camadas de uma rede neural convolucional.

A. Transfer Learning

Para treinar uma rede convolucional com muitas camadas e milhões de parâmetros é necessário ter um conjunto muito grande de exemplos de treinamento para que não haja problemas de convergência. Redes com muitas camadas foram treinadas com datasets como o ImageNet com 14 milhões de imagens distribuídas em 1000 categorias para obter bons resultados [11]. No entanto, imagens médicas são muito mais difíceis de se obter, principalmente com anotações de classes, devido ao tempo para realizar os estudos e para anotar todos os exemplos [9].

Uma alternativa para a utilização de redes profundas com um dataset menor é a utilização do transfer learning. Essa técnica consiste em usar uma rede treinada com um dataset grande de imagens em um domínio mais amplo e transferir esse conhecimento para um domínio mais específico. Dessa forma, ao invés de utilizar inicialização randômica dos parâmetros da rede, utiliza-se os pesos de uma rede já treinada. A utilização de uma rede pré-treinada reduz o tempo de treinamento e a necessidade de um dataset muito grande para o novo objetivo [12].

A aplicação do transfer learning pode ser feita em diversos contextos onde haja dificuldade de obter dados para treinamento. Em um survey, Shao *et al.* [13] relatam diversos usos de transfer learning para treinamento de redes com diferentes domínios alvo. Em oftalmologia, essa técnica mostrou-se eficiente para classificação de retinopatia diabética [14] e degeneração macular [15]. Nestes trabalhos foram utilizadas redes pré-treinadas com o dataset ImageNet, o que mostra que é possível utilizar o conhecimento de um domínio de origem mais amplo em uma tarefa específica.

B. Redes pré-treinadas

Entre as diversas redes convolucionais já treinadas com o ImageNet, foi escolhida a rede VGG16 para utilização

neste experimento. Essa rede foi utilizada para classificação de degeneração macular com imagens de OCT em [15]. Os resultados apresentados por Lee *et al.* são promissores, obtendo área sob a curva ROC de 97,46%.

A rede VGG16 foi utilizada no ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) em 2014, uma competição de reconhecimento de imagens utilizando redes neurais profundas. A rede é composta ao todo de 21 camadas com ativações ReLU, sendo 13 camadas convolucionais, 5 max pooling e 3 camadas totalmente conectadas no final, duas com 4096 saídas e a última com 1000 saídas de classificação. Diferente de outras arquiteturas, o VGG16 utiliza filtros menores nas camadas de convolução, o que diminui o número de pesos necessários mas ainda com um poder discriminativo alto. [10].

IV. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

A. Dataset

O dataset original foi obtido com o departamento de oftalmologia da Unicamp. O dataset consiste de imagens de OCT com tamanho 136x136 de 56 olhos com glaucoma e 66 olhos normais, totalizando 122 pacientes. Os gráficos de espessura de fibras nervosas foram obtidos através da extração das imagens do PDF do exame. Foram selecionados para o experimento somente os olhos de pacientes que foram manualmente classificados por especialistas.

Para a separação do dataset em treino e validação, foram selecionados 20% de olhos normais e 20% de olhos com glaucoma para validação, e o restante para treino, totalizando 98 imagens de treino e 24 para validação. As imagens selecionadas para teste não estão presentes no dataset de treino, para que o algoritmo possa classificar imagens ainda não vistas.

Para evitar overfitting, foi empregada uma técnica para aumentar o número de exemplos a partir das imagens no dataset de treino. Cada imagem foi rotacionada 100 vezes em ângulos aleatórios entre 0 e 360 graus, gerando assim um dataset de treino com 9800 imagens. As imagens de validação não foram rotacionadas.

B. Pré-processamento

Para utilização do transfer learning, foi necessário fazer a subtração do pixel médio. O pixel médio é calculado sobre todas as imagens do dataset de treino utilizando a equação 1, onde P_c é o valor médio por canal, M e N são as dimensões das imagens de entrada (largura e altura, respectivamente), I é a quantidade total de imagens no dataset de treino, p_{mni} é o valor do pixel na posição m,n na imagem i . O valor do pixel médio é calculado em cada canal RGB da imagem, gerando assim um vetor de 3 posições com um valor médio por canal.

$$P_c = \frac{1}{M * N * I} \sum p_{mni} \quad (1)$$

Onde houveram falhas na aquisição da imagem, gerando áreas escuras, pixels com valores RGB próximos ao preto foram substituídos pelo valor de preto absoluto RGB (0, 0, 0) para que não tenham influência sobre a decisão do classificador.

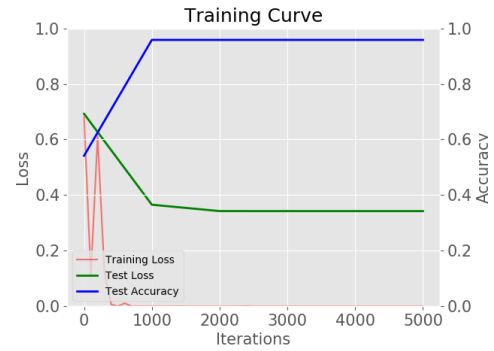


Figura 4. Acurácia e erro de treino e validação da rede VGG16 com transfer learning.

C. Resultados com transfer learning

Neste experimento, utilizamos a mesma arquitetura da rede VGG16, alterando a saída da última camada totalmente conectada para duas saídas, correspondente às duas classes a serem classificadas: normal e glaucoma. A camada de entrada da rede também foi alterada para a resolução das imagens do nosso dataset. As imagens do dataset Imagenet com que a rede foi treinada tinham a resolução de 224x224 pixels, enquanto que as imagens de OCT têm resolução de 136x136 pixels.

Os pesos pré-treinados foram carregados para inicialização apenas das camadas convolucionais. As três últimas camadas totalmente conectadas foram iniciadas com valores aleatórios devido à diferença de resolução entre as imagens do dataset Imagenet e as imagens de OCT classificadas nesse experimento. Essa diferença gera quantidades de parâmetros diferentes na saída da última camada convolucional. Sendo assim, as camadas totalmente conectadas foram inicializadas com valores aleatórios de uma distribuição normal com desvio padrão 0.01.

O treinamento foi realizado em todas as camadas da rede, utilizando o gradiente descendente estocástico por 5000 iterações, com mini batches de 15 imagens. Os parâmetros de momentum e weight decay foram definidos como 0.9 e 0.0005, respectivamente. A taxa de aprendizagem inicial foi de 0.001. A cada 1000 iterações a taxa de aprendizagem foi diminuída utilizando a equação 2.

$$base_lr * \gamma^{\lfloor \frac{iter}{step} \rfloor} \quad (2)$$

Onde $base_lr$ é a taxa de aprendizagem inicial, γ é um parâmetro do Caffe definido com o valor 0.1, $iter$ é o número da iteração atual e $step$ é um parâmetro definido como 1000.

A validação do modelo foi feita utilizando um dataset de 24 imagens não vistas pelo algoritmo durante a fase de treinamento. Foi obtida acurácia final de 95.8%. O gráfico na figura 4 mostra a evolução dos valores de erro e acurácia durante o processo de treinamento da rede. A validação foi feita a cada 1000 iterações. É possível identificar a estabilização da acurácia após 1000 iterações, quando o valor de erro do treinamento chega próximo à zero.

Os experimentos foram conduzidos em um servidor com duas GPUs NVidia Quadro K5200 com 8GB de memória cada. O framework de deep learning utilizado para definição da rede e treinamento em todos os experimentos foi o Caffe, desenvolvido em C++ e fornecido pela universidade de Berkeley [16].

V. DISCUSSÃO

O uso das redes neurais profundas tem se expandido e evoluído rapidamente, em oftalmologia, pesquisas recentes têm mostrado resultados promissores, porém, a dificuldade em se obter dados pode limitar o uso dessa ferramenta no diagnóstico. A principal barreira neste estudo foi a quantidade limitada de dados, o que levou à utilização de técnicas para aumentar o dataset artificialmente. Não foi possível determinar se as imagens rotacionadas geraram impacto no poder discriminativo da rede.

VI. CONCLUSÃO

REFERÊNCIAS

- [1] QUIGLEY, H. A. The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020. *British Journal of Ophthalmology*, BMJ, v. 90, n. 3, p. 262–267, mar 2006. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1136/bjo.2005.081224>>.
- [2] QUIGLEY, H. A. Glaucoma. *The Lancet*, v. 377, n. 9774, p. 1367–1377, 2011.
- [3] MALIK, R.; SWANSON, W. H.; GARWAY-HEATH, D. F. 'structure-function relationship' in glaucoma: past thinking and current concepts. *Clinical & Experimental Ophthalmology*, Wiley-Blackwell, v. 40, n. 4, p. 369–380, apr 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/j.1442-9071.2012.02770.x>>.
- [4] DIAS, M. *Geracao de Populacoes Artificiais para Treinamento de Classificadores de Apoio ao diagnostico de Glaucoma*. Tese (Doutorado) — Escola Politecnica da USP, 2009.
- [5] HUANG, D. et al. Optical coherence tomography. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 254, n. 5035, p. 1178–1181, 1991. ISSN 0036-8075. Disponível em: <<http://science.sciencemag.org/content/254/5035/1178>>.
- [6] ASAKA, R. et al. Detecting preperimetric glaucoma with standard automated perimetry using a deep learning classifier. *Ophthalmology*, Elsevier BV, v. 123, n. 9, p. 1974–1980, sep 2016. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ophtha.2016.05.029>>.
- [7] BOWD, C. et al. Bayesian machine learning classifiers for combining structural and functional measurements to classify healthy and glaucomatous eyes. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, v. 49, n. 3, p. 945, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1167/iiov.07-1083>>.
- [8] LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 521, n. 7553, p. 436–444, may 2015. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1038/nature14539>>.
- [9] GREENSPAN, H.; GINNEKEN, B. van; SUMMERS, R. M. Guest editorial deep learning in medical imaging: Overview and future promise of an exciting new technique. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, v. 35, n. 5, p. 1153–1159, May 2016. ISSN 0278-0062.
- [10] SIMONYAN, K.; ZISSERMAN, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *CoRR*, abs/1409.1556, 2014. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1409.1556>>.
- [11] RUSSAKOVSKY, O. et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, v. 115, n. 3, p. 211–252, 2015.
- [12] Tan, C. et al. A Survey on Deep Transfer Learning. *ArXiv e-prints*, ago. 2018.
- [13] SHAO, L.; ZHU, F.; LI, X. Transfer learning for visual categorization: A survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, v. 26, n. 5, p. 1019–1034, May 2015. ISSN 2162-237X.
- [14] LI, X. et al. Convolutional neural networks based transfer learning for diabetic retinopathy fundus image classification. In: *2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1–11.
- [15] LEE, C. S.; BAUGHMAN, D. M.; LEE, A. Y. Deep learning is effective for classifying normal versus age-related macular degeneration oct images. *Ophthalmology Retina*, v. 1, n. 4, p. 322 – 327, 2017. ISSN 2468-6530. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2468653016301749>>.
- [16] JIA, Y. et al. Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. *arXiv preprint arXiv:1408.5093*, 2014.