

# Aplicações Variadas de Redes Neurais Convolucionais na Visão Assistida

Jefferson Antonio Ribeiro Passerini,  
Inst.Geociências e Ciências Exatas-IGCE  
Universidade Estadual Paulista - UNESP  
Rio Claro - SP  
Jefferson.passerini@unesp.br

Fabricio Aparecido Breve,  
Inst.Geociências e Ciências Exatas-IGCE  
Universidade Estadual Paulista - UNESP  
Rio Claro - SP  
fabricio.breve@unesp.br

**Resumo**— Conforme dados da Organização das Nações Unidas (ONU), aproximadamente 2,2 bilhões de pessoas possuem algum tipo de deficiência visual. Nas últimas décadas, os avanços em visão computacional, especialmente por meio do uso de Redes Neurais Convolucionais (CNNs), têm sido notáveis. O principal objetivo deste estudo é desenvolver um *framework* para detecção de obstáculos, visando complementar os recursos existentes destinados ao auxílio de pessoas com deficiência visual. Para tal, efetuou-se a extração de características utilizando CNNs com a técnica de *transfer learning*, seguida da aplicação de diversos classificadores em fase de testes. Essa abordagem foi comparada ao desempenho de uma CNN especificamente treinada para este fim. Observou-se uma acurácia de 0,9559 em testes realizados com *cross-validation* e de 0,9474 em testes utilizando o método *Leave-One-Out-Cross-Validation*. No entanto, em cenários específicos envolvendo imagens de sinalização de trânsito no solo, notou-se uma redução na eficácia de classificação, resultando em uma acurácia de 0,9259.

*Área: Inteligência Computacional.*

## I. INTRODUÇÃO

Pessoas com deficiências visuais ou totalmente cegas são um aspecto importante de nossa sociedade, o aumento de doenças relacionadas aos olhos e a redução da visão estão representando cada vez mais um desafio a instituições e governos.

Segundo a ONU [1] no mundo existem pelo menos 2,2 bilhões de pessoas com algum tipo de deficiência visual. No Brasil, como levantado durante o censo demográfico em 2010 pelo IBGE [2], existiam 35 milhões de pessoas com algum comprometimento visual, onde 506.377 destas pessoas eram totalmente cegas.

As tecnologias assistivas provêm a segurança, mobilidade e acesso as pessoas com deficiências [3], assim as pesquisas na área de reabilitação estão avançando e os dispositivos móveis e os aplicativos representam um dos vetores de melhoria da qualidade de vida dessas pessoas [4].

A área de visão computacional com foco no reconhecimento de objetos e detecção de obstáculos obtiveram grandes avanços na última década [5][6], muitos desses sistemas são caros, pesados ou ainda não estão amplamente disponíveis à população [7]. Existem ainda sistemas de

acessibilidade que necessitam da utilização de redes de dados para acesso a servidores remotos [8], deste modo o dispositivo mais utilizado atualmente na detecção de obstáculos ainda é a bengala. Esta pesquisa tem por objetivo desenvolver um *framework* para a detecção de obstáculos utilizando o *smartphone* como complemento às ferramentas utilizadas pelo deficiente visual em sua locomoção.

## II. CONCEITOS E TÉCNICAS

O advento das redes neurais convolucionais (CNNs) determinou um grande avanço na detecção de objetos e classificação de imagens [9][10]. Como qualquer modelo de aprendizado supervisionado as CNNs necessitam de um grande volume de amostras rotuladas em sua fase de treinamento e o processo de preparar amostras rotuladas é muito custoso e demorado [11].

O treinamento é a etapa que exige o maior custo computacional na utilização de CNNs, uma vez treinadas é possível a utilização de modelos como VGG19 [12] ou o InceptionV3 [13] para determinar a existência de obstáculos a partir da captura de imagens em um *smartphone*.

A utilização de transferência de aprendizado (*transfer learning*) permite aplicar camadas que foram treinadas em grandes conjuntos de imagens otimizando uma CNN para aplicações onde os conjuntos de treinamento são escassos [11]. Essa técnica foi utilizada com sucesso em diversas situações [12] [13][14].

Devido ao grande volume de dados extraídos pelas CNN serão aplicados métodos de redução de dimensionalidade como PCA [16] e UMAP [17] e/ou métodos de seleção como Relief-F [18]. Para a classificação priorizou-se a aplicação de classificadores supervisionados.

## III. METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO

O modelo proposto terá algumas etapas como a extração de características, a redução de dimensionalidade e/ou seleção de características a partir dos dados extraídos, e a etapa de classificação. Para comparação de resultados foram treinadas CNNs e aplicadas ao mesmo conjunto de imagens.

Foram treinadas as CNNs Xception, VGG16/19, ResNet 50/101/152, ResNet 50v2/101v2/152v2, Inception V3,

InceptionResNet V2, MobileNet e MobileNet V2, DenseNet 121/169/201, NasNetMobile e EfficientNet B0/B1/B2/B3 e B4. Para o modelo proposto, além das CNN citadas, foram utilizadas na extração de características as CNNs EfficientNet B5/B6 e B7.

Os dados extraídos foram expostos aos classificadores Decision Tree, SVM(RBF), SVM(linear), MLP, logistic, Random Forest, Adaboost, Gaussian Naïve Bayes. Os dados passaram por redução de dimensionalidade (PCA/UMAP), ou seleção de características (Relief-F), com vetores de saída variando de tamanhos: 2, 10, 20, 30, 40, 50, 75, 100, 150, 200, 250 e 300. Testou-se também a exposição de todos os dados extraídos aos classificadores (*full*) (Fig.1).

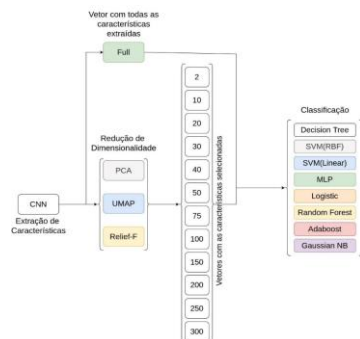


Fig. 1. Metodologia Proposta (Elaborada pelos autores).

A base de imagens para teste é composta por 342 imagens sendo que 175 demonstram caminho livre e 167 determinam obstáculos [19].

#### IV. RESULTADOS PRELIMINARES

Os resultados alcançados nesta etapa da pesquisa indicam a viabilidade de obter classificações comparáveis às alcançadas pelas CNNs especificamente treinadas para o propósito deste estudo. A combinação de MobileNet e ResNet50, empregadas como extratoras de características, gerou um vetor de 150.528 características. A aplicação do PCA para reduzir a dimensionalidade para 300 características, seguida do uso de um classificador SVM com kernel linear, resultou em uma acurácia média de 0,9559, conforme avaliado pelo método de *cross-validation*. Contudo, ao aplicar o teste *Leave-One-Out Cross-Validation*, a acurácia dessa abordagem diminuiu para 0,8421. Por outro lado, a abordagem que utilizou EfficientNetB0 combinada com MobileNet, empregando todas as 117.896 características no classificador SVM de kernel linear, apresentou uma acurácia de 0,9412 em testes de *cross-validation* e 0,9474 em testes com *Leave-One-Out-Cross-Validation*, demonstrando uma maior estabilidade. Outro aspecto relevante observado foi a dificuldade dos modelos em classificar corretamente as sinalizações de trânsito no solo. Especificamente, na abordagem que empregou EfficientNetB0 combinada com MobileNet, verificou-se uma acurácia de 0,9259 ao analisar esse tipo específico de imagem.

#### CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir dos testes verificou-se que é possível obter bons

resultados de classificação sem a necessidade de realizar o treinamento específico da CNN, mas verificou-se dificuldades específicas como em imagens com sinalização de trânsito de solo o que demanda aprofundamento dos estudos.

#### REFERÊNCIAS

- [1] ONU. World Report on vision. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/world-report-on-vision>. ONU, Genebra, Suíça, 2019.
- [2] IBGE, BRASIL. Censo Demográfico 2010. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Brasília-DF, 2010.
- [3] Manduchi, R.; Coughlan, J. (*Computer*) vision without sight. *Comm. ACM*, vol. 55, nº 1, pages 96–104, 2012.
- [4] Terven, J.R.; Salas, J.; Raducanu, B. New Opportunities for Computer Vision-Based Assistive Technology Systems for the Visually Impaired. *Computer*, vol. 47, nº 4, pp. 52-58, 2014.
- [5] Rizzo, J.R.; Pan, Y.; Hudson, T.; Wong, E.K.; Fang, Y. Sensor fusion ecologically valid obstacle identification: Building a comprehensive assistive technology platform for the visually impaired. In 2017 7<sup>th</sup> ICMSAO. Pag. 1-5. IEEE, 2017.
- [6] Lakde, C.K.; Prasad, P.S. Review paper on navigation system for visually impaired people. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 4, nº 1, 2015.
- [7] Hoang, V.N.; Nguyen, T.H.; Le, T.L.; Tran, T.H.; Vuong, T.P.; Vuillerme, N. Obstacle detection and warning system for visually impaired people on electrode matrix and mobile Kinect. *Vietnam Journal of Computer Science*, vol. 4, nº 2, pag. 71-83, 2017.
- [8] Jiang, B.; Yang, J.; Lv, Z.; Song, H. Wearable vision assistance system based on binocular sensors for visually impaired users. *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, nº 2, pag. 1375-1383, 2019.
- [9] Howard, A.G.; Zhu, M.; Chen, B.; Kalenichenko, D.; Wang, W.; Weyand, T.; Andreetto, M.; Adam, H. *Mobilinets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications*, 2017.
- [10] LeCun, Y.; Bengio, Y.; Hinton, G. Deep learning. *Nature*, vol. 521, nº 7553, pag. 436, 2015.
- [11] Oquab, M.; Bottou, L.; Laptev, I.; Sivic, J. Learning and transferring mid-level image representative using convolutional neural networks. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June, 2014.
- [12] Simonyan, K.; Zisserman, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *Computational and Biological Learning Society*, 2015, pag. 1-14.
- [13] Szegedy, C.; Vanhoucke, V.; Ioffe, S.; Shlens, J.; Wojna, Z. Rethinking the inception architecture for computer vision. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CPVR)*, Jun. 2016, pag.2818-2826, 2016.
- [14] Gopalakrishnam, K.; Khaitan, S.K.; Choudhary, A.; Agrawal, A. Deep convolutional neural networks with transfer learning for computer vision-based data-driven pavement distress detection. *Construction and Building Materials*, vol. 157, pag. 322-330, 2017.
- [15] Breve, F.; Zhao, L.; Quiles, M.; Pedrycz, W.; Liu, J. Particle competition and cooperation in networks for semi-supervised learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 24, nº 9, pag. 1686-1698, set. 2012.
- [16] Jolliffe, I. Springer-Verlag. *Principal Components Analysis*. Springer Series in Statistics. Springer, 2002.
- [17] McInnes, L.; Healy, J.; Melville, J. UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. Disponível em: [arxiv.org/abs/1802.03426v3](https://arxiv.org/abs/1802.03426v3), 2020.
- [18] Kononenko, I. Estimating attributes: analysis and extensions of RELIEF. *Machine Learning: ECML-94 Lecture notes in Computer Sciences*, v. 784, p. 171-182, Springer, 1 May 1994.
- [19] Breve, F.; Fischer, C.N. Visually Impaired Aid using Convolutional Neural Networks, Transfer Learning, and Particle Competition and Cooperation. In *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, mar. 2020.