# VERIFICAÇÃO DE REGIÃO PERIOCULAR UTILIZANDO APRENDIZAGEM PROFUNDA

Gláucia Maria Dias (PROVIC), Alceu de Souza Britto Jr. alceubritto@gmail.com

Universidade Estadual de Ponta Grossa/Informática

**Ciências Exatas e da Terra, Ciência da Computação.**

**Palavras-chave:** Região periocular, CNN, Aprendizagem.

## Resumo

A região periocular compreende além do olho, as pálpebras, cílios e sobrancelhas e se tornou recentemente uma interessante alternativa para a identificação pessoal baseada em características biométricas. O motivo tem sido os melhores resultados em situações não controladas quando comparadas a biometria facial. Este projeto tem como objetivo avaliar o desempenho de rede profunda no reconhecimento da região periocular. Para tal, foi avaliado um modelo de CNN ResNet 34 pré-treinado para reconhecimento facial. Os resultados observados confirmam que a transferência de conhecimento apesar de promissora não é suficiente para prover um sistema acurado de reconhecimento de biometria periocular.

## Introdução

A necessidade de segurança em sistemas e serviços tem motivado inúmeras pesquisas com o objetivo de criar soluções de identificação pessoal baseadas em características biométricas. Métodos de identificação baseados em biometria apresentam vantagens em relação aos meios tradicionais por não exigirem que o usuário lembre uma senha, além de, dificilmente, poderem ser forjados ou roubados. Ainda, o uso cada vez mais frequente de dispositivos móveis, torna de suma importância, o desenvolvimento de sistemas de identificação seguros e eficientes.

Neste contexto, a região periocular tem sido utilizada como uma interessante alternativa de biometria. Esta compreende além do olho, as pálpebras, cílios, e parte das sobrancelhas (Figura 1). Ao contrário da face, esta região é menos afetada por variações de expressão, envelhecimento ou presença de barba (pelos faciais). O objetivo deste projeto é avaliar rede profunda, ou redes convolucionais, no reconhecimento de biometria periocular. A região periocular e suas componentes são apresentadas na Figura 1.


ISSN 1676-0093

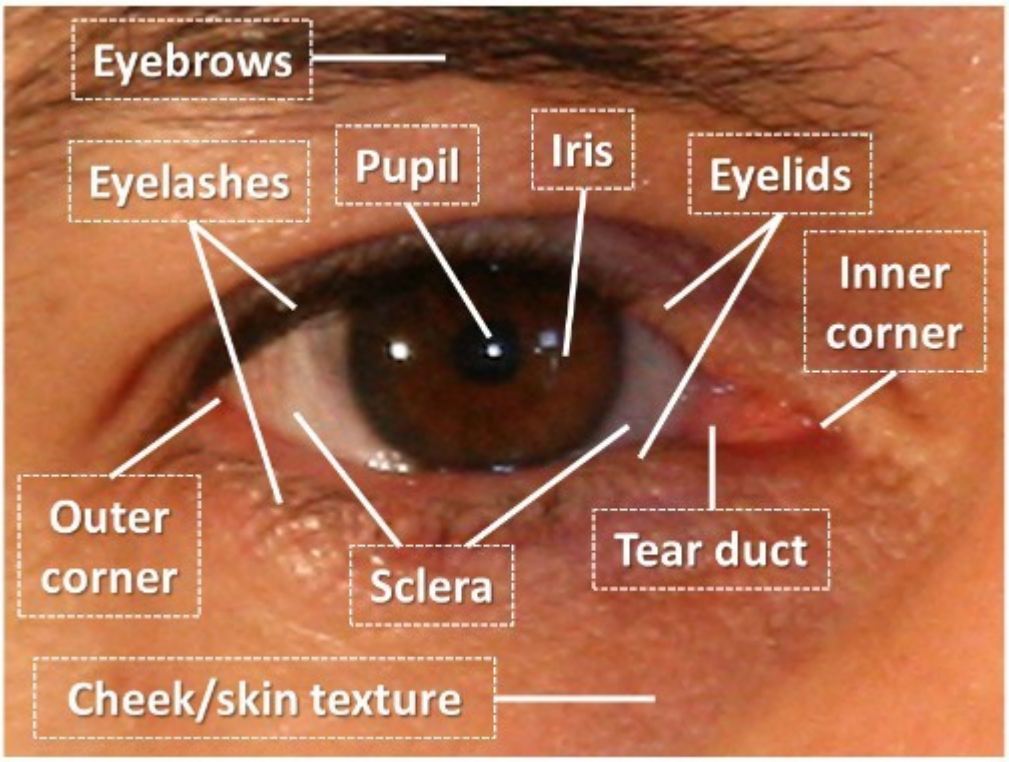



Figura 1: Região periocular e suas componentes

**Material e Métodos**

A metodologia utilizada no desenvolvimento do projeto apresenta as seguintes etapas

I. Estudar aprendizagem profunda e redes CNN (Convolutional Neural Networks).
II. Implementar/instalar os recursos necessários para treinamento destas redes.
III. Baixar e instalar a base de imagens de região periocular Ubiris_v2.
IV. Selecionar a rede profunda a ser utilizada nos experimentos.
V. Realizar os experimentos utilizando a rede selecionada, medindo sua capacidade de reconhecer a região periocular corretamente.

**Resultados e Discussão**

O modelo foi treinado por 245 épocas, no período de 2 semanas, o melhor resultado obtido alcançou cerca de 92% de acerto (no dataset de teste), e o resultado em forma de gráfico na Figura 2 apresenta a taxa de acerto em azul, valor do erro em vermelho.


ISSN 1676-0093

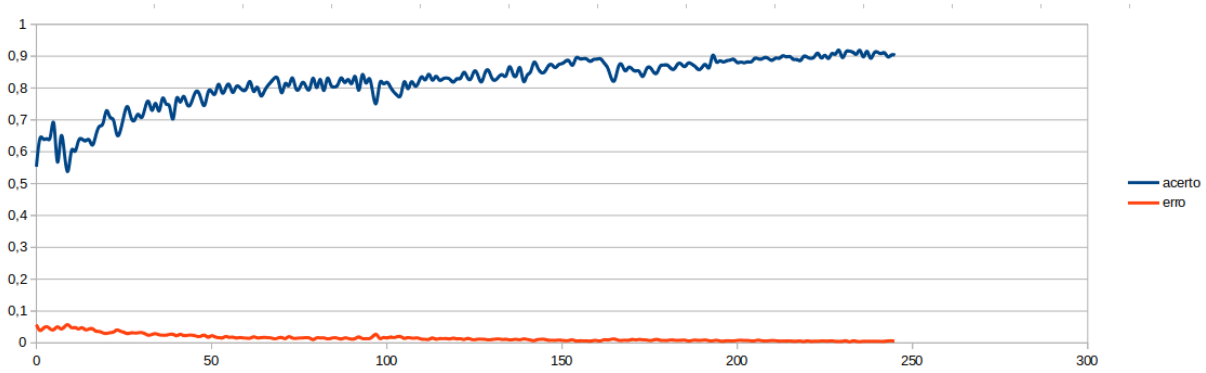



Figura 2: Taxas de Acerto e erro observadas ao longo do treinamento da rede

**Conclusão/ões**

Apesar de observarmos taxa de acerto de 92%, os resultados foram obtidos através do mesmo processo para identificação de faces, foi utilizado o mesmo embedding size e a mesma topologia de rede neural, inclusive o cálculo do erro e o algoritmo de otimização (Adam).

**Agradecimentos**

Ao meu companheiro Gustavo Mazzure, que me apoiou e incentivou desde o começo do projeto.
Ao Prof. Doutor Alceu de Souza Britto Jr. pela contribuição com seus conhecimentos e sugestões na orientação deste projeto.
A Universidade Estadual de Ponta Grossa pelos recursos cedidos.
A todos que direta ou indiretamente contribuíram para a conclusão deste trabalho.

**Referências**

1. Bengio, Y.; Courville, A.; Vincent, P. Representation Learning: A Review and New
Perspectives. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, [S. l.], v.
35, n. 8, p. 1798-1828, mar. 2013. DOI: 10.1109/TPAMI.2013.50. Disponível em:
https://arxiv.org/pdf/1206.5538.pdf. Acesso em: 10 mar. 2019.
2. LeCun, Y. et al. Gradient-based Learning Applied to Document Recognition. Proceedings of the IEEE, [S. l.], v. 86, n. 11, p. 2278-2324, dez. 1998. DOI: 10.1109/5.726791. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/2985446.
Acesso em: 03 abr. 2019.
3. Karpathy, A. et al. Large-scale Video Classification with Convolutional Neural Networks, In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 27.,
2014, Columbus. Proceedings[...] Columbus: IEEE, 2014. p. 1725-1732.
4. Haffemann, L.G.; Cavalin, P.; Oliveira, L.S. Forest Species Recognition using Deep
Convolutional Neural Networks. In: International Conference on Pattern Recognition,
22., 2014, Stockholm. Proceedings[...] Stockholm: IEEE, 2014. p. 1103-1107.
5. Redmon, J.; Farhadi, A. YOLO9000: Better, faster, stronger. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR),

2017. Honolulu. Proceedings[...]Honolulu: IEEE, 2017. p. 6517-6525.

6. Niu, X.X.; Suen, C.Y. A Novel Hybrid CNN-SVM Classifier for Recognizing Handwritten Digits. Pattern Recognition, [S. l.], v. 45, n. 4, p. 1318-1325, out. 2011. DOI:10.1016/j.patcog.2011.09.021. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0031320311004006. Acesso em: 13 abr. 2019.

7. Laroca, R. et al. A Robust Real-Time Automatic License Plate Recognition Based on the YOLO Detector. In: International Joint Conference on Neural Networks, 2018, Rio de Janeiro. Proceedings[...] Rio de Janeiro: IEEE, 2018. p. 1-10.
8. Campos, T. E. de; Babu, B. R.; Varma, M. Character recognition in natural images. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications, 4., 2009, Lisboa. Proceedings[...] Lisboa: VISAPP, 2009. p. 273-280.