

Detecção de Doenças do Cafeeiro com Deep Learning e Caracterização de Textura GLCM

Lucas Ximenes Boa Sorte¹, José Hiroki Saito², Roseli dos Reis Goulart³

^{1,2} Centro Universitário Campo Limpo Paulista
Caixa Postal 13231-230 – Campo Limpo Paulista – SP – Brasil

³ Instituto Federal Sul de Minas - Campus Muzambinho
Caixa Postal 37890-000 – Muzambinho – MG – Brasil

lucasxbs@yahoo.com.br, saitojosehiroki@gmail.com,
roseli.goulart@muz.ifsuldeminas.edu.br

Abstract. *This paper describes a deep learning proposal applied to the diagnostics of two typical coffee leaf diseases, Hemileia vastatrix, or rust, and Cercospora. We intend to compare the results of a deep-learning-based pattern recognition algorithm with and without the use of the Grey-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), which is used to extract textural features from the images. The methodology will be applied to a real database and aims to help with the early diagnosis of both diseases, thus improving productivity metrics on both quantitative and qualitative aspects.*

Resumo. *O presente artigo descreve uma proposta de aplicação de Deep Learning para o diagnóstico de duas doenças típicas da folhagem do cafeeiro, a Ferrugem e a Cercóspera. Propõe-se também que se compare os resultados do algoritmo de reconhecimento de padrões por meio de Deep Learning a priori e a posteriori do uso da técnica de caracterização de texturas denominada Matriz GLCM (Grey-Level Co-occurrence). Estas metodologias deverão ser aplicadas a um banco de imagens levantado em campo, e tem a finalidade de contribuir para o diagnóstico precoce de tais doenças nas lavouras cafeeiras, assim corroborando para a melhoria nos índices de produtividade do fruto nos âmbitos qualitativos e quantitativos.*

1. Contextualização e Descrição do Problema

O cafeeiro (*Coffea* sp), popularmente conhecido como café no Brasil, é um arbusto da família Rubiaceae consumido no mundo todo e que representa uma importante fonte de renda da agricultura do Brasil (TAUNAY, 1943). O levantamento divulgado pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB) no mês de maio de 2018 indica que, neste ano, o Brasil terá a maior produção histórica do grão, totalizando 58 milhões de sacas de 60 kg beneficiadas.

De fato, com a expressividade da contribuição financeira associada ao fruto, vem também a necessidade da garantia na qualidade da produção. Imensas lavouras cafeeiras são ambientes de difícil controle e requerem, cada vez mais, de ajuda por meio de técnicas e métodos eficientes para tal.

Enfermidades, tais como a Cercosporiose (*Cercospora Coffeicola*), popularmente conhecida como Mancha olho de pomba, e a Ferrugem, causada pelo fungo *Hemileia Vastatrix*, são comumente encontradas nas lavouras e podem ser responsáveis pela perda de grande parte da produção, o que representa prejuízo para o produtor.

Áreas da Ciência da Computação, tais como a da visão computacional, aprendizado de máquina, reconhecimento de padrões, inteligência artificial, entre outras, são munidas de estratégias que podem colaborar efetivamente com a identificação da ocorrência dessas doenças.

Este trabalho, tem como foco propor uma solução baseada em *Deep Learning* para o diagnóstico de doenças da folhagem do cafeeiro, focando-se nas duas doenças citadas, Ferrugem e Cercosporiose. Almeja-se com este trabalho demonstrar a validade da proposta de se desenvolver uma aplicação de *Deep Learning* que possa contribuir de forma direta com a identificação de focos de doenças em áreas de plantio de café. O processo, no todo, consiste em inicialmente realizar um pré-processamento da base de dados, a fim de torná-la apta à entrada ao sistema a ser implementado. Nesses dados devem ser aplicadas técnicas de *Deep Learning* diretamente às imagens e, também, quando são consideradas características como a textura das imagens por meio da segmentação das mesmas utilizando-se de Matriz GLCM (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*) (HARALICK et al., 1973).

Desta forma, dentre as possíveis contribuições deste trabalho de pesquisa é munir o produtor com mais informações para quando for necessário o contato com um profissional especializado nas doenças que podem incidir em sua lavoura; colaborar para realização do diagnóstico precoce da Cercosporiose e da Ferrugem e colaborar com pesquisadores das áreas de Reconhecimento de Padrões, *Deep Learning*, Machine Learning aplicadas a agricultura como um todo.

Este trabalho é composto das seguintes seções, além desta Seção 1, que contextualiza o tema, a motivação, o objetivo e contribuições do trabalho. Na Seção 2, discute-se detalhes sobre as características das doenças ferrugem e cercosporiose na folha do cafeeiro. Na Seção 3, descreve-se as metodologias, as técnicas e os materiais relacionados ao trabalho proposto.

2. A Ferrugem e a Cercosporiose no Cafeeiro

A cultura do café pode ser acometida por várias patologias desde o viveiro, ou seja, fase de incubação da muda de café, até o campo, onde o pé de café pode estar em fase de desenvolvimento e/ou produção. Tais doenças contribuem para a quebra na produção e na qualidade do fruto, que por consequência, produzirá um produto final ruim e de difícil aceitação no mercado, gerando prejuízo ao produtor (CARVALHO, 2012).

A Cercosporiose (*Cercospora Coffeicola*), por exemplo, popularmente conhecida como Mancha olho de pomba, é considerada a principal enfermidade do cafeeiro, responsável por perdas de 30% a 50% dependendo do estágio em que for identificada e

também dos fatores climáticos agravantes (tais como a baixa temperatura, insolação da lavoura e alta umidade relativa do ar), (SPAZIANI, 2008).

A Cercosporiose é causada por um fungo que comumente ataca as folhas e frutos em desenvolvimento dos cafeeiros. Esta doença é responsável por causar lesões necróticas arredondadas com coloração castanho claro, ou escuro, e com centro acinzentado envolto por um halo de cor amarela. As folhas atacadas caem rapidamente e ocasionam a secagem de ramos inteiros, o que implica na redução da produção na planta (SOUZA, et al., 2013). Na Figura 1, é ilustrada uma folha de um cafeeiro atacada pela Cercosporiose. Nota-se a ocorrência de um halo com centro acinzentado que identifica a enfermidade.

Outra doença que acomete os cafezais é a ferrugem, causada pelo fungo *Hemileia Vastatrix*. A ferrugem figura como uma das mais severas doenças que atacam os cafeeiros (ZAMBOLIM, 1985). Ela provoca queda das folhas e seca dos ramos de forma precoce, o que prejudica diretamente a produção da planta no ano seguinte. As perdas ocasionadas pela presença da ferrugem são estimadas em valores de 35%, no mínimo, a 50% nos piores casos quando há ocorrência de estiagem prolongada.

Assim como ilustrada na Figura 2, a ocorrência da doença é caracterizada pelo surgimento de manchas (inicialmente pequenas) de cor amarelada na face inferior da folha (primeira imagem à esquerda). Posteriormente as manchas podem atingir o tamanho de até 2 centímetros de diâmetro, como pode ser observado na imagem à direita. Nessa fase, lesões surgem na parte superior da folha, o que dá à folha um aspecto necrótico.

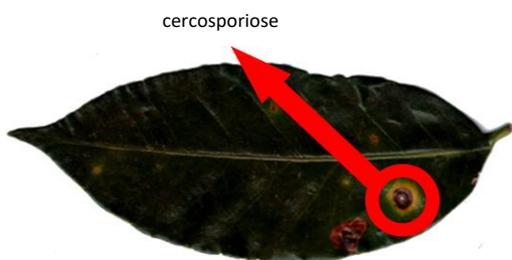


Figure 1 - Cercosporiose



Figure 2 - Ferrugem

3. Métodos, Técnicas e Materiais

Os métodos e técnicas computacionais provaram serem válidos em inúmeros trabalhos científicos no decorrer dos anos. No caso específico de reconhecimento de padrões, inúmeras metodologias permitem realizar o processo de treinamento para o reconhecimento de formas ou objetos considerados padrões em uma determinada imagem. Tendo em vista estes fatos, este trabalho propõe como conceito o desenvolvimento de um projeto que se utilize de Redes Neurais, técnicas de *Deep Learning*, e algoritmos de Pré-Processamento de Imagens, afim de preconizar uma

aplicação que reúna estas técnicas e colabore no processo de diagnóstico de doenças das folhagens do cafeeiro.

A *Deep Learning* ou Aprendizado Profundo se refere a uma gama de técnicas computacionais subjacentes às áreas de Inteligência Artificial e *Machine Learning* (Aprendizado de Máquina), com múltiplas aplicações relacionadas a: visão computacional, reconhecimento de padrões em imagens, reconhecimento de fala, reconhecimento de escrita, entre outras, (SCHMIDHUBER, 2015).

Sugere-se por meio deste trabalho que se desenvolva uma aplicação de *Deep Learning* para realizar inicialmente o diagnóstico de algumas doenças de folhagens do cafeeiro (ZHANG et al., 2018). Mais especificamente indica-se para o caso o uso da arquitetura da rede neural *AlexNet* proposta por Krizhevsky, et al., (2012).

A *AlexNet*, é considerada um marco evolutivo entre as Redes Neurais Convolucionais, RNC's, e sua arquitetura foi a campeã no ILSVRC 2012 (*ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*) sendo a mesma utilizada para classificar base da *ImageNet*, com mais de 1000 (um mil) categorias possíveis.

Este modelo, utiliza a função de ativação *ReLU* (Rectified Linear Unit)(NAIR et al., 2010) na saída de seus neurônios, afim de aumentar a velocidade e desempenho de processamento em relação à função de ativação tangente hiperbólica, *Tanh*, entre outras variações de funções sigmóides que são normalmente aplicadas a este tipo de RNA. O quesito tempo de treinamento deve ser levado em consideração devido ao grande número de amostras em aplicações de *Deep Learning*, o que muda completamente a efetividade no processo de reconhecimento final.

Além disso, esta rede utiliza o modelo de outras RNC's, a camada de *Max Pooling*, que por sua vez tem como função o agrupamento dos resultados de neurônios vizinhos, afim de agilizar o processamento da rede. O conceito de *pooling*, utilizado neste modelo, consiste em uma sobreposição de *pooling*; assim, enquanto normalmente tenha uma grade de pixels de espaço S representado pela vizinhança de tamanho $Z \times Z$ (janela), com $S = Z$, na rede *AlexNet*, $S < Z$, sendo, por exemplo, $S=2$ e $Z=3$. Tal esquema colabora na redução das taxas de erros quando comparado ao esquema tradicional equivalente, além de raramente apresentarem problemas de *overfitting* (KRIZHEVSKY et al., 2012).

Devido a estas características e aos resultados positivos obtidos com este modelo, pressupõe-se que a *AlexNet* tenha grande efetividade na aplicação específica de diagnóstico das doenças de folha do cafeeiro.

Os testes com o algoritmo de *Deep Learning* e a rede neural *AlexNet* serão efetuados junto ao banco de imagens já elaborado em parceria com o Instituto Federal, Departamento de Agronomia, campus Muzambinho-MG, com a coleta das folhas, imageamento e digitalização, no formato JPG, resolução de 300dpi. As subimagens para o treinamento serão compostas da parte lesada das folhas, com tamanho de 128x128 pixels. A avaliação dos resultados será realizada utilizando-se dos métodos como o Hold-Out, F-Measure (Precisão e Revocação) e Coeficiente Kappa (KUNCHEVA, 2004).

Além da aplicação do *Deep Learning* sobre as imagens, diretamente, pretende-se realizar a aplicação de caracterização de texturas sobre das lesões e posterior aplicação

de um procedimento para o reconhecimento dessas texturas, usando *Deep Learning*. Aplicando-se o algoritmo de caracterização de texturas GLCM (HARALICK et al., 1973) sobre as imagens de 128x128 pixels, em duas direções, são calculadas diversas funções como energia, contraste, entropia, homogeneidade, que podem ser utilizados como atributos das imagens lesadas com as doenças. Esses atributos devem ser usados para o reconhecimento das doenças em imagens de teste. Após a realização dos mesmos, mais uma vez devem ser aplicados os métodos de Desempenho de algoritmos de Aprendizado de Máquina, dividindo-se o processo em duas fases seguintes.

A primeira fase, consiste da execução do algoritmo de treinamento da *AlexNet* para o funcionamento do *Deep Learning* com as imagens amostrais das doenças pré-dimensionadas em quadros de tamanho 128x128 *pixels*, obtendo-se os índices de classificação a posteriori pelo algoritmo.

Na segunda fase, serão executados os mesmos passos da primeira fase, no entanto, as imagens a serem utilizadas para o treinamento da *AlexNet*, devem ser processadas previamente por um algoritmo de cálculo da matriz GLCM, que faz os cálculos dos índices relativos nuances das texturas existentes na imagem. Tal processo, tendenciosamente deve aprimorar os resultados em relação ao diagnóstico das doenças, uma vez que o mesmo, corrobora com um levantamento mais claro e efetivo das características das lesões existentes nas imagens amostrais.

Referências

CARVALHO, Vicente L.; DA CUNHA, Rodrigo L.; SILVA, Nathan R.N. Alternativas de Controle de Doenças do Cafeeiro. *Coffee Science*, v.7, n.1, p.42-49, 2012.

FAUSTO, Boris; FAUSTO, Sergio. *História do Brasil*. S.Paulo: EDUSP, 1994.

HARALICK, Robert; SHNMUGAM, K.; DINSTEN, I. – Texture Features for Image Classification, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-3, n.6, novembro 1973, p. 610-621.

KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2012. p. 1097-1105.

KUNCHEVA, L. – *Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms*. USA, Wiley Interscience, 2004.

NAIR, Vinod; HINTO, Geoffrey – Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines, *Proceedings ICML'10 – 27th International Conference on Machine Learning*, Haifa, Israel, June 21-24, 2010, p. 807-814.

SCHMIDHUBER, Jürgen. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, v. 61, p. 85-117, 2015.

SOUZA, Vanessa Cristina Oliveira de et al. Técnicas de extração de conhecimentos aplicadas à modelagem de ocorrência da cercosporiose (*Cercospora coffeicola* Berkeley & Cooke) em cafeeiros na região sul de Minas Gerais. 2013.

SPAZIANI PEREIRA, Cassiano et al. Controle da Cercosporiose e da Ferrugem do Cafeeiro com Extrato Etanólico de Própolis. *Revista Ceres*, v. 55, n. 5, 2008.

TAUNAY, A.d'Escragnolle.História do Café no Brasil.Depto Nac.do Café, 1943.

ZAMBOLIM, L.; MARTINS, M. C. del P.; CHAVES, G. M. - Café. Informe Agropecuário, Belo Horizonte, v. 11, n. 131, p. 64-75, nov. 1985.

ZHANG, Xihai et al. Identification of Maize Leaf Diseases Using Improved Deep Convolutional Neural Networks. IEEE Access, 2018.