**Detecção Automática de Pragas em Plantações de Café Utilizando Redes Neurais Convolucionais**

**Eduardo Honorio Friaca (10408959), Felipe Jiao (10408852), Hao Yue Zheng (10408948), Samuel Zheng (10395781)**

Universidade Presbiteriana Mackenzie  
São Paulo - SP – Brazil

2FCI - Faculdade de Computação e Informática

Curso de Ciência da Computação

Github: https://github.com/mauriciohao/IA

***Abstract.*** *This paper presents a computer-vision approach for automatic recognition of agricultural pests in coffee plantations. We employ transfer learning with a pre-trained convolutional neural network to classify images of leaves and fruits, using the large-scale IP102 dataset (over ten thousand images) and optional coffee-focused datasets. We outline data preparation (resizing, normalization, augmentation), stratified splits, and the experimental plan. Expected outcomes include accuracy above 70% and detailed metrics (precision, recall, F1, confusion matrix), supporting faster and more reliable field decisions while keeping humans in the loop.*

***Resumo.*** *Este artigo apresenta uma abordagem de visão computacional para reconhecimento automático de pragas em plantações de café. Utiliza-se transfer learning com redes neurais convolucionais pré-treinadas para classificar imagens de folhas e frutos, com base no conjunto IP102 (acima de dez mil imagens) e bases opcionais focadas em café. Descrevem-se preparo dos dados (redimensionamento, normalização, argumentação), divisão estratificada e plano experimental. Espera-se acurácia acima de 70% e métricas detalhadas (precisão, revocação, F1, matriz de confusão), visando decisões mais rápidas e confiáveis em campo, com validação humana.*

**1. Introdução**

**Contextualização.** As pragas agrícolas causam perdas significativas de produtividade e aumento de custos. No café, pragas como broca-do-cafeeiro e bicho-mineiro são recorrentes e de difícil identificação rápida em campo.

**Justificativa.** O diagnóstico manual é demorado e sujeito a erro. Um classificador automático por imagem pode apoiar técnicos e produtores, acelerando a triagem e favorecendo o manejo sustentável.

**Objetivo.** Preparar e analisar um conjunto de imagens rotuladas e propor uma metodologia de classificação de pragas em café com redes neurais convolucionais e *transfer learning*.

**Opção do projeto.** ML/DL/VC/PLN — Visão Computacional com Deep Learning.

**2. Fundamentação Teórica**

Redes Neurais Convolucionais (CNNs) extraem padrões visuais hierárquicos por camadas convolucionais e *pooling*. O *transfer learning* reaproveita pesos de modelos pré-treinados (p.ex., ResNet18, MobileNetV2) em ImageNet, trocando-se a camada final para o número de classes alvo e ajustando parte da rede (*fine-tuning*), o que reduz necessidade de dados e tempo de treino.

**3. Descrição do Problema**

Classificar automaticamente, em imagens de folhas/frutos de café, a praga presente. Desafios: (i) grande variabilidade de iluminação, foco e estágio da infestação; (ii) semelhança visual entre algumas classes; (iii) desbalanceamento de dados; (iv) generalização para diferentes ambientes e dispositivos de captura.

**4. Aspectos Éticos e Responsabilidade**

O sistema é de apoio à decisão — não substitui especialistas. Os dados devem respeitar licenças e privacidade. Resultados devem vir com comunicação de incerteza (falsos positivos/negativos). O uso responsável pode reduzir aplicações desnecessárias de defensivos, mas recomenda-se validação humana antes de ações no campo.

**5. Dataset, Análise Exploratória e Preparação**

**Fontes.** IP102 (≈75k imagens, 102 classes de pragas) — atende ao requisito ≥10k imagens. Opcionalmente, bases focadas em café (p.ex., coleções de folhas de café com classes saudável e doenças/pragas).

**Organização.** Estrutura por pastas classe/\*.jpg. Limpeza básica (remoção de arquivos corrompidos/duplicados).

**Análise Exploratória.** Contagem por classe para identificar desbalanceamentos; visualização amostral; gráfico de distribuição das classes com maior frequência.

**Preparação.** Redimensionamento para 224×224, normalização padrão ImageNet e *data augmentation* (rotações leves, espelhamento, variações moderadas de brilho/contraste). Divisão estratificada em treino/validação/teste (70%/15%/15%).

**6. Metodologia e Resultados Esperados**

Modelo base ResNet18 (ou MobileNetV2), com substituição da camada final para *C* classes e *fine-tuning* parcial. Otimizador AdamW, função de perda *Cross-Entropy* e ajuste automático de taxa de aprendizado. Métricas esperadas: acurácia ≥70% no conjunto de teste, além de precisão, revocação, F1 por classe e matriz de confusão. Os experimentos completos (treino e avaliação quantitativa) comporão a entrega do N2.

**7. Referências**

Boulic, R.; Renault, O. (1991). “3D Hierarchies for Animation”. In: *New Trends in Animation and Visualization*. John Wiley & Sons.

He, K.; Zhang, X.; Ren, S.; Sun, J. (2016). “Deep Residual Learning for Image Recognition”. *CVPR*.

Howard, A. et al. (2017). “MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications”. arXiv:1704.04861.

Knuth, D. E. (1984). *The TeXbook*. Addison-Wesley, 15th ed.

Wu, X. et al. (2019). “IP102: A Large-Scale Benchmark Dataset for Insect Pest Recognition”. *CVPR Workshops*.

**8. Bibliografia**

Bishop, C. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.

Géron, A. (2022). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow*. O’Reilly.

Goodfellow, I.; Bengio, Y.; Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.