

1. Tarefa: Classificação de resíduos recicláveis

2. Dados: 8.823 imagens, 28 categorias

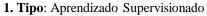
3. Desafios:

- Classes desbalanceadas (algumas com 24 imagens)
- Dimensões variadas (35×40 a 668×703 px)

• Poucos dados por classe



ESCOLHA DA ESTRATÉGIA DE APRENDIZADO



2. Justificativa: Possui rótulos → adequado para classificação

3. Técnicas avaliadas:

• Modelos clássicos: MLP, k-NN, SVM, Random Forest, Gradient Boosting

• Modelos baseados em Redes Neurais

MODELOS CLÁSSICOS



- **1.** Exigem extração manual de atributos (features), como cor, textura, forma: não trabalham diretamente com imagens brutas.
- **2.** Baixo desempenho com alta dimensionalidade: podendo sofrer com overfitting ou lentidão
- **3.** Pouca capacidade de capturar padrões espaciais complexos, como contornos, formas, partes do objeto



MODELOS BASEADOS EM REDES NEURAIS

- 1. Extração automática de padrões visuais
- 2. Robustez a variações de tamanho, posição e ruído:
- **3.** Transfer Learning + Fine-Tuning: Permite aproveitar redes pré-treinadas e ajustar apenas as últimas camadas útil para **datasets pequenos ou desbalanceados**

EFFICIENTNET (B0-B2 OU V2)

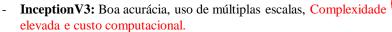


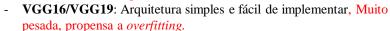
- **1. Escalabilidade eficiente**: usa *compound scaling* para balancear profundidade, largura e resolução, otimizando desempenho com baixo custo computacional.
- 2. Robustez em transferência: apresenta alta acurácia mesmo em conjuntos de dados pequenos e desbalanceados.
- **3. Custo-benefício**: treinável com GPUs comuns (224×224), ideal para ambientes como Google Colab.
- 4. Acurácia 88–92% | F1-Score: 70–80%.

RESNET50



- **1. Confiabilidade e estabilidade**: é uma arquitetura amplamente adotada, com excelente desempenho em tarefas de classificação com *Transfer Learning*.
- 2. Ampla documentação e suporte, Menor F1 em classes minoritárias e apesar de mais pesada, ainda é um excelente benchmark
- 3. Acurácia 86-90% | F1-Score: 68-78%





- **MobileNetV2:** Leve, ideal para dispositivos móveis (*edge*), Baixa acurácia em tarefas mais complexas.
- DenseNet: Excelente fluxo de gradiente, Elevado consumo de memória.
- **ViT/Swin:** Alto potencial em grandes bases de dados, Alta demanda computacional, requer muitos dados, Setup sofisticado, risco de *underfitting*.

FROM SCRATCH (TREINAMENTO DO ZERO)



- 1. A rede é treinada com pesos aleatórios.
- 2. Requer grande volume de dados e muito tempo de treinamento.
- 3. Pouco recomendado para datasets pequenos e desbalanceados.

TRANSFER LEARNING



- 1. Reutiliza conhecimento prévio de redes treinadas no ImageNet;
- 2. Ideal para datasets pequenos e desbalanceados.
- 3. Evita overfitting e acelera o treinamento.
- 4. Melhora desempenho mesmo com **poucas amostras por** classe.

FINE-TUNING PARCIAL

- 1. Congela as camadas iniciais e ajusta apenas as finais.
- **2. EfficientNet-B0 ou B2** com fine-tuning parcial é a melhor escolha para o WaRP-C.
- 3. ResNet50 serve como benchmark secundário.

PIPELINE RECOMENDADO

- 1. **Pré-processamento**: resize 224×224 + padding.
- **2. Data Augmentation**: flip, rotação, brilho, zoom com foco nas classes minoritárias.
- **3. Treinamento:** utilizar EfficientNet-B0 congelando as camadas iniciais e treinando apenas as camadas finais (classifier + FC head).
- **4. Ajustes**: oversampling seletivo ou ajuste de pesos (Class Weights no Loss) conforme necessário, análise do F1 por classe.

MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Como o dataset é **desbalanceado**, usar apenas **acurácia** (**accuracy**) pode mascarar o desempenho real. Por isso, recomenda-se: **Accuracy**, **Precision**, **Recall**, **F1-Score** (**Macro**) **e Matriz de Confusão**.