

# 基于VGG16模型的智能垃圾分类系统

实训项目：软件工程专业综合实训

报告人：2021级软件1班——方大为(2021413010205)

指导教师：欧伟枫、ChatGPT、DeepSeek

# 目录

- 一、项目背景
- 二、需求概述
- 三、技术架构
- 四、关键功能&算法
- 五、效果展示
- 六、项目心得&展望
- 七、参考文献

# 一、项目背景

- 垃圾分类的必要性：

- 生活垃圾数量急剧增长，传统人工分类低效
- 资源回收效率低，环境污染加剧
- 政策推进，智能分类技术需求增加

- 当前问题：

- 人工分类成本高，易出错
- 设备计算能力有限，智能分类需优化
- 轻量级模型与高效推理的需求

## 二、需求概述

- 智能垃圾分类系统的目标：
  - 采用 **深度学习** 进行垃圾分类，提高分类准确性
  - 通过 **Web 应用** 实现在线垃圾分类预测
  - 设计 轻量级模型，适用于嵌入式设备
- 主要挑战：
  - 数据集不均衡（某些类别数据较少）
  - 提高分类准确率，减少误分类
  - 模型轻量化，提高推理速度

# 三、技术架构

- 模型架构：
  - 采用 VGG16 预训练模型
  - 进行 迁移学习，优化特征提取
  - 增加自定义全连接层，提高分类性能
- 系统架构：
  - 前端：HTML + CSS + JavaScript（提供网页上传图片，显示预测结果。）
  - 后端：Flask API（加载模型，接收请求，返回分类结果。）
  - 数据库：存储用户上传的垃圾图片及预测结果

## 四、关键功能与算法

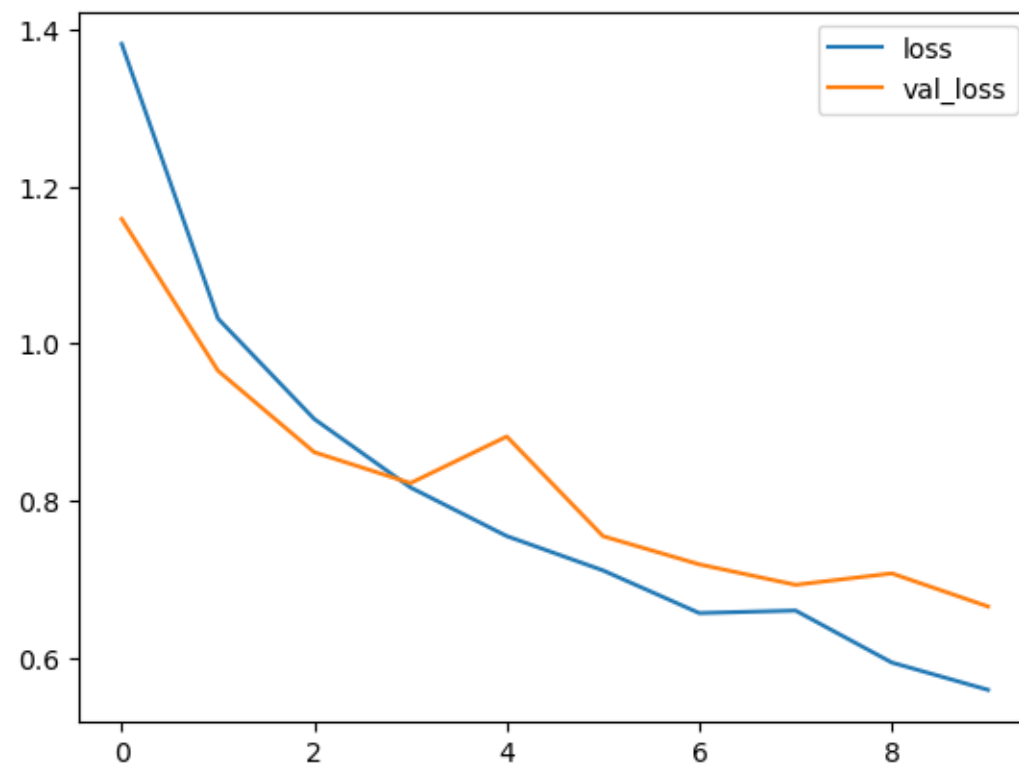
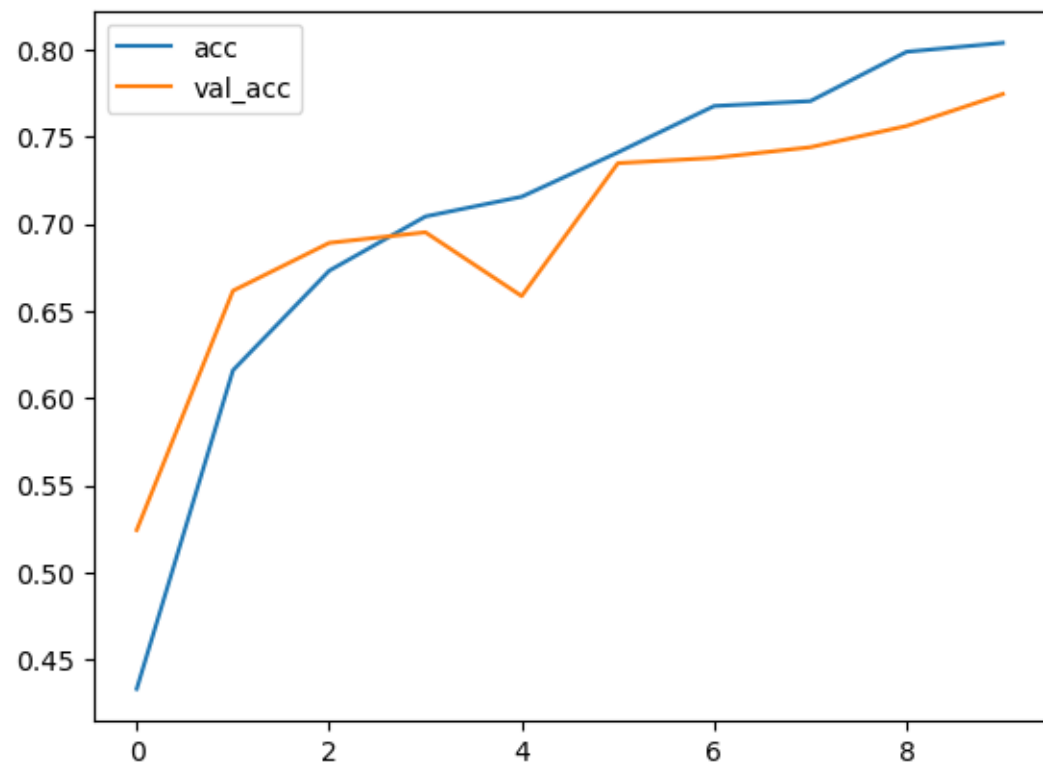
- 数据集 (Kaggle Garbage Classification Dataset) :
  - 2527 张图片, 6 类垃圾 (纸板、玻璃、金属、纸张、塑料、一般垃圾)
  - 训练集、验证集、测试集比例: 7:2:1
- 数据预处理:
  - 图像归一化 (像素值缩放至 [0,1])
  - 数据增强 (旋转、翻转、亮度调整)
- 模型训练:
  - 损失函数: categorical\_crossentropy
  - 优化器: Adam
  - 训练轮数: 10 轮(原30轮, 耗时太长, 故改10 epoch), 最终训练准确率 **79.6%**

# 数据集

- 本项目使用 Kaggle 提供的垃圾分类数据集 (Garbage Classification Dataset)
  - 该数据集包含 2527 张垃圾图片，共6类
  - 所有图片大小皆为：512\*384
- 数据集已被分为训练集、验证集和测试集，文件路径及标签存储在 对应.txt 文件中

category	汉	counts
cardboard	纸板	403
glass	玻璃	501
metal	金属	410
paper	纸张	594
plastic	塑料	482
trash	一般垃圾	137

# 准确率&损失





## 五、效果展示

- **测试集分类结果**（整体准确率 **77.44%**）
  - 最优类别：纸张（F1-score 0.88）、硬纸板（F1-score 0.86）
  - 误分类较多的类别：一般垃圾（F1-score 0.52）
- **推理速度**：单张图片 **388.36ms**，适用于服务器端推理
- **可视化展示**：
  - 预测结果示例（16 张测试图片）
  - 混淆矩阵分析误分类原因

# 在测试集上的表现

类别	精确率 (Precision)	召回率 (Recall)	F1 分数(F1-score)	样本数 (Support)
硬纸板 (cardboard)	<b>0.81</b>	<b>0.91</b>	<b>0.86</b>	46
玻璃 (glass)	0.64	<b>0.88</b>	0.74	65
金属 (metal)	0.76	0.66	0.70	56
纸张 (paper)	<b>0.89</b>	<b>0.87</b>	<b>0.88</b>	83
塑料 (plastic)	<b>0.83</b>	0.64	0.72	61
其他垃圾 (trash)	0.70	<b>0.41</b>	0.52	17

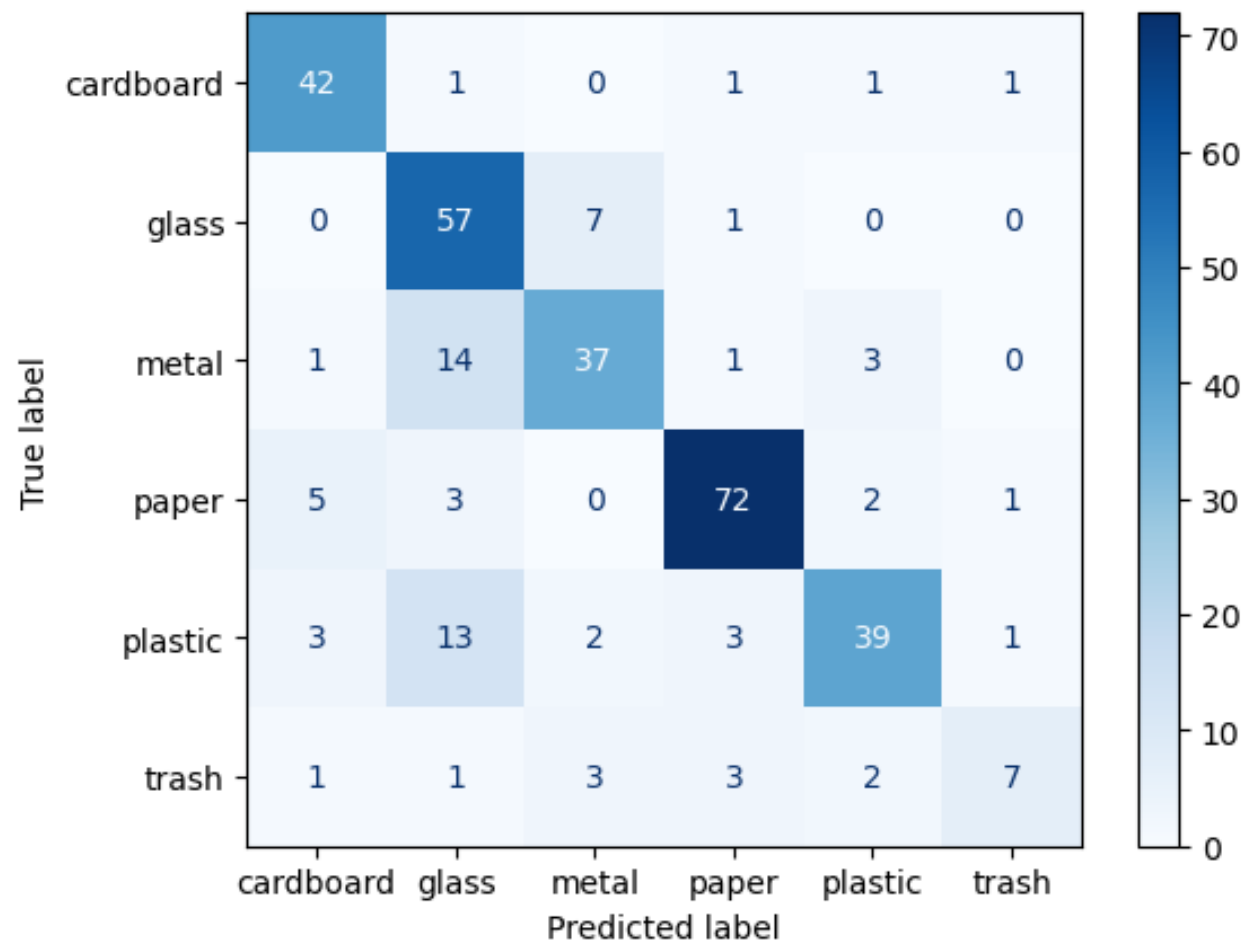
# 在测试集上的表现·分析

- 1. 纸张 (paper) 和 硬纸板 (cardboard) 分类表现最佳
  - 纸张 F1 分数 0.88，硬纸板 0.86，说明模型对这两类垃圾的区分效果较好。
  - 可能是因为数据集中 纸张和硬纸板的样本质量较高，纹理和颜色特征较明显。
- 2. 玻璃 (glass) 召回率较高，精确率较低
  - 召回率 0.88：意味着模型能很好地识别玻璃垃圾，不太容易漏检。
  - 精确率 0.64：但容易误判其他类别为玻璃。
- 3. 塑料 (plastic) 分类存在挑战
  - 召回率 0.64：说明有 36% 的塑料垃圾被误分类。
  - 可能是因为塑料的外观多变，与其他类别的相似度较高。
- 4. 其他垃圾 (trash) 分类效果较差
  - F1 分数仅 0.52，召回率 0.41：说明大部分 trash 样本被误分类。
  - 可能的原因：
    - 训练数据中 `trash` 类样本较少，导致模型学习不到足够的特征。
    - `trash` 可能与多个类别的特征相似，难以区分。

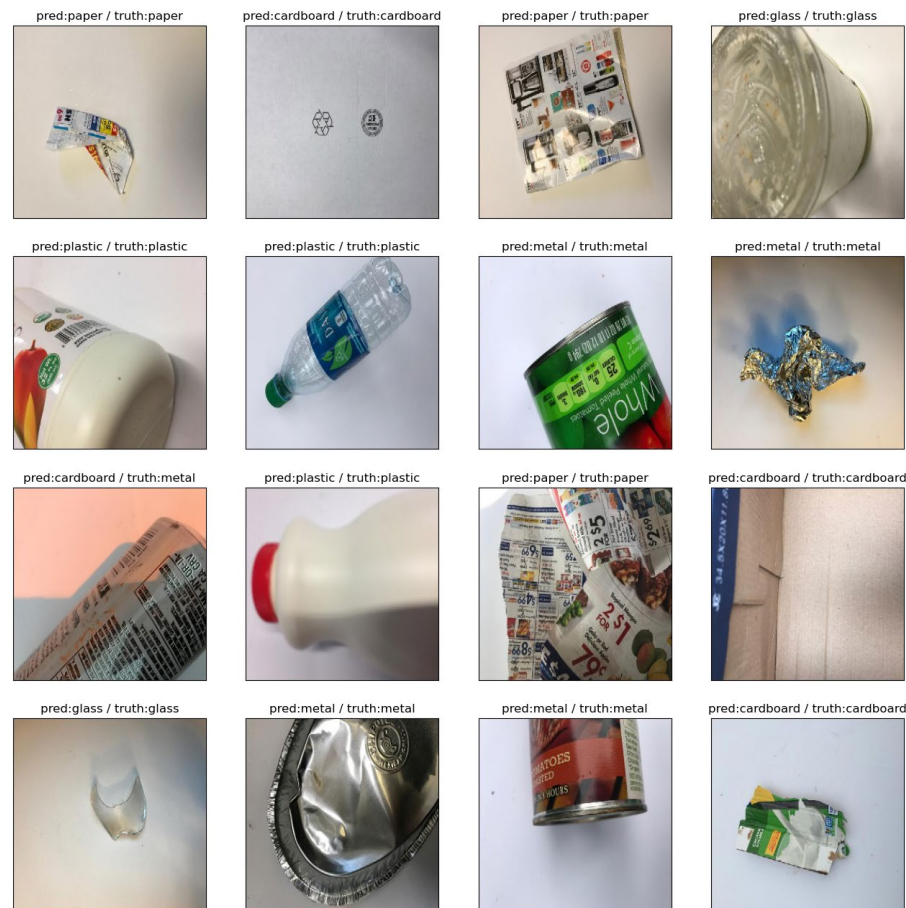
# 推理速度&模型大小

- 我的模型在计算资源消耗方面的数据如下：
  - 模型大小: 62.30 MB
  - 推理时间: 388.36 ms / 每张图片
- 模型大小:
  - VGG16 作为一个较大的 CNN（卷积神经网络），其**62.3 MB**的大小在服务器端运行没有问题，但对于移动端或嵌入式设备可能过大。

# 混淆矩阵



# 预测展示



# 自行下载的图片·预测展示

## 上传图片进行垃圾分类

Choose File cardboard01.jpg

上传并预测

### 图片预览



预测类别: cardboard

置信度: 60.68%

预测所用时间: 238.97 毫秒

## 上传图片进行垃圾分类

Choose File glass01.jpg

上传并预测

### 图片预览



## 上传图片进行垃圾分类

Choose File metal01.jpeg

上传并预测

### 图片预览



预测类别: glass

置信度: 86.88%

预测所用时间: 198.11 毫秒

## 六、项目心得与展望

- 总结:

- 迁移学习方法有效, 提高了分类性能
- 数据增强提升了泛化能力
- Flask 部署成功, 实现 Web 在线分类

- 未来优化方向:

- 提高分类准确率 (增加 trash 类样本, 使用更优 CNN 模型如 ResNet)
- 优化计算性能 (剪枝、量化、使用 MobileNetV3)
- 扩展应用场景 (嵌入式垃圾分类设备、智能垃圾桶)



## 七、参考文献

- 1. Mostly goes to: ChatGPT, DeepSeek
- 2. [垃圾分类的数据集](<https://www.kaggle.com/datasets/asdasdasdasdas/garbage-classification?resource=download>)
- 3. [Garbage Classification-MobilenetV2 [92% Accuracy]](<https://www.kaggle.com/code/alexfordna/garbage-classification-mobilenetv2-92-accuracy>): 前期仿照这个预训练模型MobilenetV2训练出来的模型的拟合数据很好，但是预测推理的准确性太差只有20+%，故弃用了这个
- 4. [Waste Classification using Transfer Learning](<https://www.kaggle.com/code/devanshiipatel/waste-classification-using-transfer-learning/notebook>): 后面最主要参考vgg16预训练模型
- 5. [Google's ML crash course](<https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/linear-regression/loss>)