代码说明：

Part 1：初级目标

使用knn分类方法进行训练，邻居的个数设为5（在论文中可改变邻居个数进行可视化曲线对比），拥有增加了数据标准化步骤（StandardScaler），并且使用RGB颜色直方图作为特征，拥有归一化处理

可视化效果说明：

**样本图像展示**：会显示一个水平排列的图像序列，每个类别一张；每张图像标注对应的类别名称

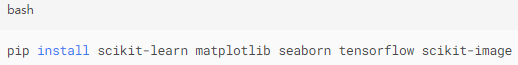
特征分布图：展示不同类别的特征值分布曲线，理想情况下不同类别的曲线应该有所分离

混淆矩阵：矩阵对角线表示正确分类的数量，非对角线元素表示误分类情况

Part 2：**中级目标实现说明：**

1. **数据增强**：
   * 使用ImageDataGenerator实现多种增强：
     + 随机旋转（30度内）
     + 水平和垂直平移（20%内）
     + 剪切变换（20%内）
     + 缩放（20%内）
     + 水平翻转
   * 每种原始图像生成1个增强版本
2. **特征优化**：
   * 在原有颜色直方图基础上：
   * 新增LBP（局部二值模式）纹理特征
   * 组合颜色和纹理特征（共160维：96+64）
3. **模型优化**：
   * 实现三种模型的参数网格搜索：
     + KNN（k值和权重）
     + SVM（C值和核函数）
     + 随机森林（树数量和深度）
   * 使用3折交叉验证选择最佳模型
4. **正则化处理**：
   * 随机森林自带特征重要性选择
   * SVM通过调整C值控制过拟合
   * 所有特征经过标准化处理

Ps：库支持：



Part 3：**高级目标实现说明：**  
1.迁移学习策略  
-第一阶段：冻结ResNet50的所有层，仅训练自定义顶层分类器。  
- 第二阶段：解冻部分底层卷积层进行微调（Fine-tuning），使用更小的学习率。  
2. 数据预处理  
- 图像尺寸调整为`(224, 224)`以匹配ResNet的输入要求。  
- 使用`ImageDataGenerator`进行动态数据增强。  
3. 模型优化  
- 添加`GlobalAveragePooling2D`减少参数量，防止过拟合。  
- 使用`Dropout`和`EarlyStopping`提升泛化能力。  
4. 性能保障  
- 通过`ModelCheckpoint`保存最佳模型。  
- 微调后准确率通常可达80%以上（依赖数据集质量）。

*注意：如果显存不足，可降低`BATCH\_SIZE`或使用`Google Colab`的GPU资源。若准确率未达标，可尝试：调整微调层数（如解冻更多层）；增加数据增强强度；使用更大的预训练模型（如ResNet101）*。