

## 基于深度学习的在线烟叶等级判定研究

齐玥程<sup>1</sup>, 王燕<sup>1\*</sup>, 李丽<sup>1</sup>, 熊攀攀<sup>2</sup>

(1. 云南省烟草烟叶公司, 云南昆明 650000; 2. 上海创和亿科技发展有限公司, 上海 200082)

**摘要** 对烟叶进行等级判定可以合理利用烟叶资源, 提高卷烟产品质量, 对实现经济利益最大化有重要意义。提出一种基于深度学习的在线烟叶等级判定方法, 该方法采用 ResNeXt 为基础网络, 在残差结构中嵌入 SE 模块以增强重要通道的信息, 并引入 FPN+PAN 结构将网络浅层细节特征和高层语义特征进行融合, 以实现多尺度特征表达。测试结果表明, 该方法烟叶等级判定的准确率达到 92.8%, 因此该方法对烟叶等级具备良好的识别能力, 可适用实际生产。

**关键词** 烟叶等级判定; 深度学习; 卷积神经网络; SE 模块; 特征融合

**中图分类号** TP 391.41; TP 18 **文献标识码** A

**文章编号** 0517-6611(2023)03-0235-05

**doi:** 10.3969/j.issn.0517-6611.2023.03.053

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



### Online Tobacco Leaf Grade Determination Research Based on Deep Learning

QI Yue-cheng, WANG Yan, LI Li et al (Yunnan Tobacco Leaf Co., Ltd., Kunming, Yunnan 650000)

**Abstract** The grading judgment of tobacco leaves can rationally utilize tobacco resources, improve the quality of cigarette products, and is of great significance to maximize economic benefits. An online tobacco leaf grade determination method based on deep learning was proposed, which used ResNeXt as the basic network, embedded the SE module in the residual structure to enhance the information of important channels, and introduced the FCN+PAN structure to fuse the shallow detail features and high-level semantic features of the network to achieve multi-scale feature expression. The test results showed that the accuracy of the tobacco grade determination of the method reached 92.8%, which showed that the method had the ability to identify the tobacco grade well and could be applied to actual production.

**Key words** Tobacco leaf grade determination; Deep learning; Convolutional neural network; SE Net; Feature fusion

烤烟收购和生产过程中最重要的一环就是对烟叶等级进行判定, 烟叶等级判定的准确性直接影响烟叶后续的加工和卷烟产品的质量<sup>[1]</sup>。国内的烟草公司多是人工进行烟叶分级, 耗时又耗力。分级人员对于分级知识掌握的多少以及分级人员自身主观性等原因都会影响烟叶成品的质量, 进而影响经济效益<sup>[2]</sup>, 这使得烟叶准确分级尤为重要。

随着计算机视觉科技的发达与完善, 这门技术越来越多地应用于现实生活的各个领域, 也越来越多地运用到烟叶分级当中<sup>[3]</sup>。张惠民等<sup>[4]</sup>通过烟叶颜色、纹理、形状和叶脉等特征, 构建了烟叶模型库, 进行了烟叶分级模型的数学说明; 赵世民等<sup>[5]</sup>提出一种基于烟叶颜色、形状、纹理特征和烟叶外观品质因素结合的烟叶分级方法; 刘剑君等<sup>[6]</sup>发现烟叶的红外光谱信息可以作为烟叶分级的特征, 开拓了一条新的烟叶分级研究思路; 韩力群等<sup>[7]</sup>应用人工智能方法开发了一种拟脑智能系统, 烟叶分级能力与人工分级相当。以上研究都是基于人工提取烟叶特征, 再用机器学习算法进行烟叶识别, 这类方法特征提取困难、模型优化复杂, 难以适用于不同应用场景。随着深度学习技术的发展, 基于卷积神经网络(CNN)的图像识别受到了极大的关注, CNN 能够自动提取特征进行学习, 并与标签进行拟合, 具备分类精度高、鲁棒性好等优点。王士鑫等<sup>[8]</sup>选取 Inception-V3 网络, 并使用迁移学习训练了烟叶分级模型; 鲁梦瑶等<sup>[9]</sup>改进了 LeNet-5 网络, 使用烟叶近红外光谱特征来训练烟叶分级模型。

基于使用 CNN 提取烟叶特征并进行烟叶等级判定, 笔

者提出一种基于深度学习的在线烟叶等级判定方法, 采用 ResNeXt 作为基础网络, 引入了注意力机制和特征融合模块<sup>[10]</sup>, 通过融合多尺度烟叶特征, 提高烟叶等级分类性能。

#### 1 烟叶图像数据集

**1.1 烟叶样本** 研究对象采用云南省文山市地区 2021 年初烤后的云烟 87 烟叶, 烟叶由多名经验丰富的高级分选工严格挑选, 最后由分级专家进行验证, 保证烟叶部位等级的准确性。最终挑选上部橘黄一级烟(B1F)、上部橘黄二级烟(B2F)、上部橘黄三级烟(B3F)、中部橘黄一级烟(C1F)、中部橘黄二级烟(C2F)和中部橘黄三级烟(C3F)共 6 个等级烟叶, 采集图像共 4 574 张, 其中 3 433 张用作训练集, 687 张用作验证集, 454 张用作测试集。训练集中每个等级烟叶图像数量分别为 675、576、586、452、463、681 张, 图像分辨率为 2 852 \* 2 700, 文件格式为 BMP。

**1.2 图像采集系统** 设计并定制了一套图像采集系统, 用于获取高质量烟叶图像。通过防光罩将拍摄区域与外界隔离, 同时将光源搭建在防光罩内, 确保拍摄区域光照稳定。相机采用大恒 ME2P-2621-4GM-P 型号相机, 像素 2 600 万; 镜头为 JD1216A; 光源为 BNS-GSB700-50-HW。采集的图像通过高速以太网传输到计算机。

**1.3 图像预处理** 为了避免传送带反光以及部分残缺小面积烟叶对烟叶等级判定造成影响, 需要对图像进行去背景和去除小面积烟叶处理。首先, 将原始图像进行去背景处理, 在 RGB 颜色空间, 将像素位置的像素值置为 0, 得到去除皮带背景的图像。然后, 将图像转换为灰度图后再转化为二值图, 获取所有物体的轮廓边界, 去除面积小于图像像素面积 20% 的部分, 这样可以减少不完整的烟叶或者小物体对于烟叶等级判定的影响。最后, 将图像 resize 到尺寸, 用于训练模

**基金项目** 中国烟草公司云南省公司科技计划一般项目(2021530000242043)。

**作者简介** 齐玥程(1986—), 男, 云南昆明人, 从事计算机网络与信息研究。\* 通信作者, 助理工程师, 从事计算机网络与信息研究。

**收稿日期** 2022-03-14; **修回日期** 2022-05-12

型。预处理过程的图像如图 1 所示。

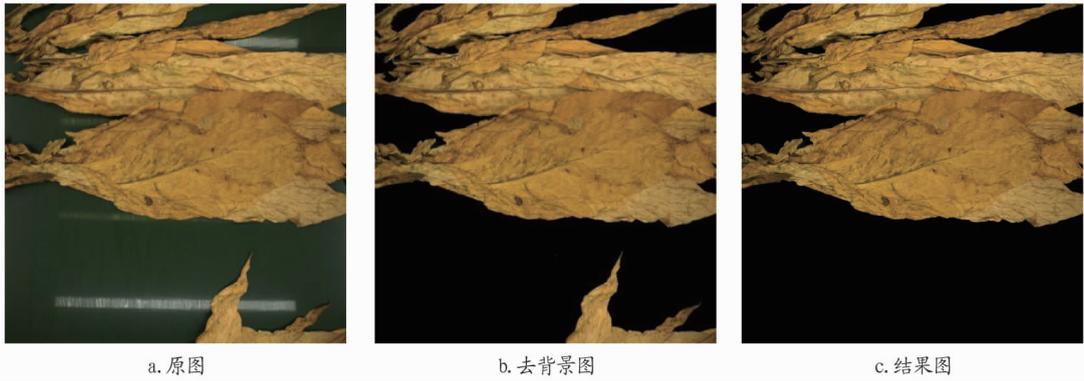


图 1 预处理过程的图像

Fig. 1 Images of the pre-processing process

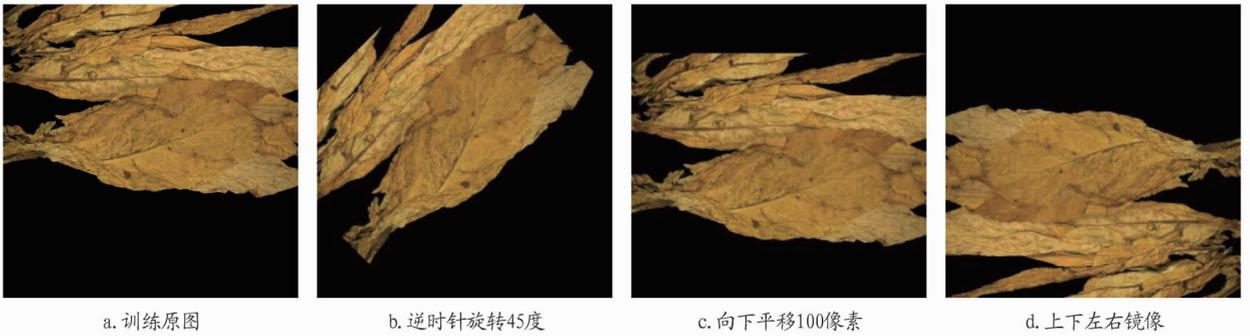


图 2 通过数据扩增生成的图像

Fig. 2 Images processed by data augmentation

**1.4 数据扩增** 为了防止训练时由于图像数据量不足导致模型过拟合,采用数据扩增的方式扩增烟叶图像数据量,以提高模型的泛化能力<sup>[11]</sup>。考虑到相邻部位等级的烟叶颜色差异小,若强行改变烟叶颜色、亮度、饱和度等参数可能影响烟叶等级判定的准确性,该研究采用随机旋转、平移、镜像的组合方式生成图像,生成的烟叶图像如图 2 所示。

**2 研究方法**

**2.1 ResNeXt 网络** ResNeXt<sup>[12]</sup>是借鉴了 Inception<sup>[13]</sup>网络的思想来对 ResNet 网络的改进,它使用了分组卷积,先对 feature map 进行切片操作分成多组特征,然后分别对每组特征再进行卷积操作,相对于普通卷积来说,这样能够减少卷积的参数数量。ResNeXt 舍弃了人工设计复杂神经网络结构的方式,而是在网络的每个分支中使用同样的拓扑结构,最后再与残差网络结合,表达式为:

$$y = x + \sum_{i=1}^C T_i(x) \tag{1}$$

式中,  $C$  为分组的个数,  $T_i$  是一系列卷积操作。如图 3 所示。

**2.2 SE (Squeeze-and-Excitation) 模块** SE<sup>[14-15]</sup>模块主要包含了 2 个部分, Squeeze 部分和 Excitation 部分。如图 4 所示。

Squeeze 和 Excitation 是一个计算单元,适用任何映射  $F_v: X \rightarrow U, X \in R^{H_1 \times W \times C'}, U \in R^{H \times W \times C}$ ,以  $F_v$  作为卷积运算符,  $V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$  表示卷积核,其中表示第  $c$  个卷积核。那么输出  $U = [u_1, u_2, \dots, u_c]$ :

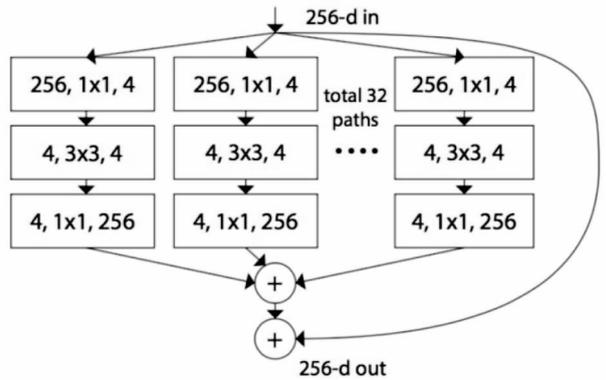


图 3 ResNeXt 模块组结构

Fig. 3 ResNeXt module group structure

$$u_c = v_c \times X = \sum_{s=1}^C v_c^s \times x^s \tag{2}$$

式中,  $\times$  代表卷积操作,  $v_c = [v_c^1, v_c^2, \dots, v_c^C]$ ,  $X = [x^1, x^2, \dots, x^C]$ ,  $u_c \in R^{H \times W}$ 。  $v_c^s$  是一个 2D 卷积核,表示作用于  $X$  对应通道的单个  $v_c$  通道。

Squeeze 部分实际是使用全局平均池化来实现的,将 feature map 每个通道上的所有特征全都编码成一个特征,表达式如下:

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j), z_c \in R^C \tag{3}$$

Excitation 部分实际使用了 2 个全连接层,一个全连接层

的主要作用是为了降维,而后对降维后的特征使用 ReLU 函数激活,之后再通过一个全连接层将维度进行恢复,表达式

如下:

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \text{ReLU}(W_1 z)) \quad (4)$$

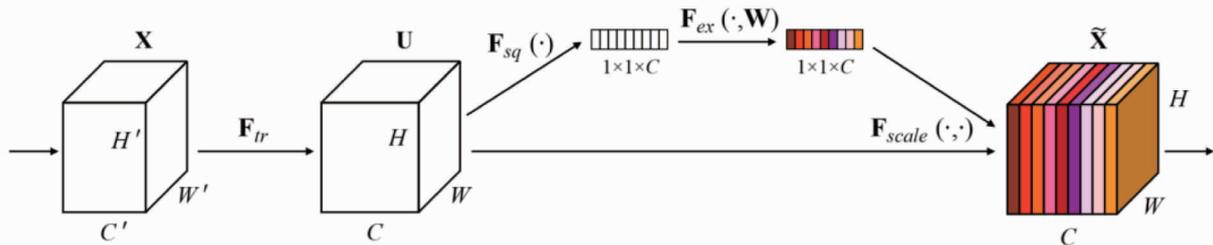


图 4 SE 模块结构

Fig. 4 SE modular structure

式中,  $W_1 \in R^{r \times C}$ ,  $W_2 \in R^{C \times r}$ ,  $r$  表示降维系数,  $\sigma$  表示 Sigmoid 函数。

最后将得到的激活值乘以原始特征,表达式如下:

$$\tilde{x} = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c \cdot u_c \quad (5)$$

在 ResNeXt 网络的残差结构中嵌入 SE 模块,如图 5 所示。

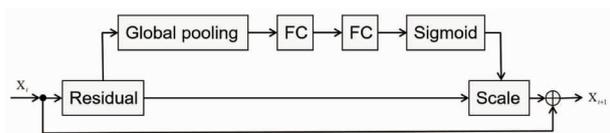


图 5 嵌入 SE 模块的残差结构

Fig. 5 Residual structure of embedded SE module

**2.3 FPN+PAN 模块** 在传统 CNN 中,图像经过多层特征提取后,得到丰富的高级语义特征,但是图像的分辨率变得越来越小,底层细节信息缺失严重,导致对细节的感知能力较差,而底层特征分辨率高,包含更多的细节特征,但噪声多、语义性低。若直接使用这些特征则不利于烟叶图像分类,为了解决这个问题,引入 FPN+PAN 结构。FPN (Feature Pyramid Networks)<sup>[16]</sup> 呈现金字塔形式,对于不同的 CNN 特征提取层,将多个尺度的特征进行了合并,并将高层次的语义特征与低层次的高分辨率细节特征进行了融合。而 PAN (Path Aggregation Network)<sup>[17]</sup> 更多的是将细节特征进行融合并传递。采用 FPN+PAN 的双塔结构,使得提取到的烟叶特征更加的充分。

FPN+PAN 的双塔结构如图 6 所示。该结构分为自下而上、横向连接、自上而下、横向连接和自下而上 5 个路径。左侧自下而上的路径是 CNN 特征提取的过程,通过卷积和池化逐级提取图像特征。左侧横向连接采用的卷积核改变对应阶段特征的通道数。中间自上而下的路径对高级语义特征采用 2 倍上采样,然后与对应的横向连接输出逐像素点相加,进行多尺度特征融合。右侧横向连接采用的卷积核对融合后的特征图进行卷积,消除 FPN 上采样过程中的混叠效应。右侧自下而上路径进一步将细节特征进行了融合,使得特征表达得更加充分。

**2.4 基于 FPN-PAN-SE-ResNeXt 的烟叶等级判定算法** 选用 ResNeXt50 作为基础网络,引入注意力机制 SE 模块,将各通道特征信息进行融合,增强重要通道的特征信息,采用 FPN+PAN 对网络提取到的不同层级的特征进行融合,

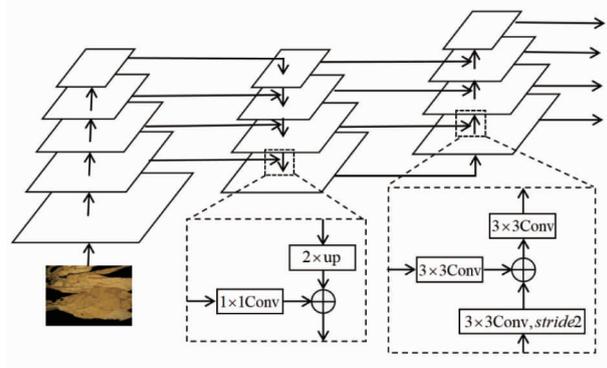


图 6 FPN+PAN 结构

Fig. 6 FPN+PAN structure

丰富了特征信息,设计了一种基于多尺度特征融合的注意力机制的烟叶等级判定方法,该方法的整体网络结构框架如图 7 所示。主要分为特征提取模块和分类模块。

如图 7 所示,将烟叶图像缩放到尺寸大小,送入特征提取模块。在特征提取模块中,首先使用嵌入 SE 模块的 ResNeXt50 网络逐级提取特征,对应的特征图用 L0、L1、L2、L3 和 L4 表示,特征图大小分别为  $(224 \times 224, 64)$ 、 $(112 \times 112, 256)$ 、 $(56 \times 56, 512)$ 、 $(28 \times 28, 1024)$ 、 $(14 \times 14, 2048)$ 。随着网络层数的加深,感受野变得越来越大,特征图逐渐变小,浅层细节特征逐渐减少,抽象特征逐渐增强。在一般的 CNN 分类任务中,由于 L4 已经具有较高的语义特征,往往会直接作为最后的特征图,进入分类模块,然而 L4 特征图大小只有  $14 \times 14$ ,失去了大量的细节特征,用于烟叶图像分类效果不好,故而引入了 FPN+PAN 结构。FPN 通过横向连接和自上而下的链路,将 SE-ResNeXt50 网络提取到的不同分辨率、不同语义信息的特征进行了融合,得到不同尺度融合后的特征图 F1、F2、F3 和 F4,分别为  $112 \times 112$  256、 $56 \times 56$  256、 $28 \times 28$  256、 $14 \times 14$  256。PAN 通过横向连接和自下而上的链路,进一步将 FPN 得到的多尺度特征进行融合,丰富了特征的表达能力,得到特征图 P1、P2、P3 和 P4,分别为  $112 \times 112$  256、 $56 \times 56$  256、 $28 \times 28$  256、 $14 \times 14$  256。然后,对得到的 4 个特征图分别进行全局平均池化 (Avg pool) 后进行 Concat 得到的特征图,接着经过 2 个全连接  $Fc1(1 \times 1 \times 2048)$  和  $Fc2(1 \times 1 \times 6)$ ,完成烟叶图像的特征提取。

在分类模块中,对最终得到的特征使用 Softmax 分类器

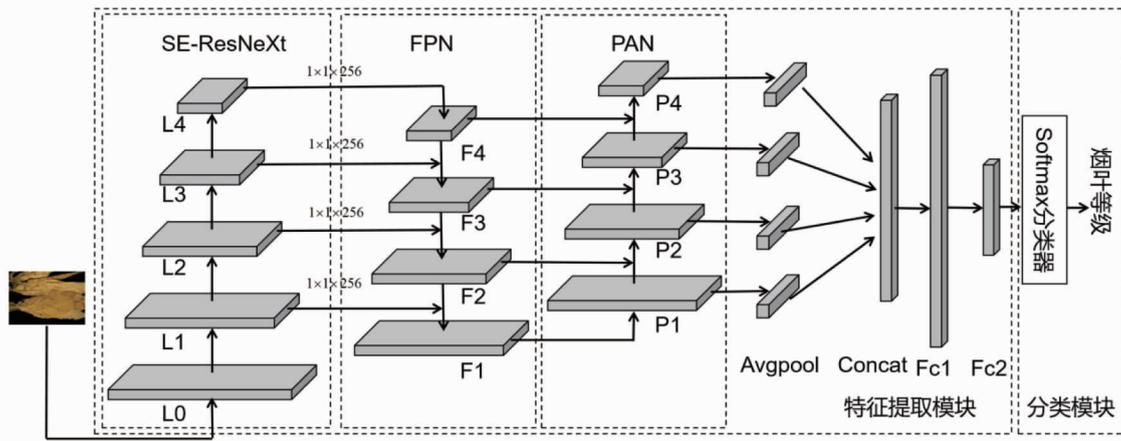


图 7 烟叶分级算法整体框架

Fig. 7 Overall framework of tobacco leaf grading algorithm

进行类别概率映射,得到烟叶分类等级。Softmax 分类器公式如下:

$$\text{Softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{c=1}^C e^{z_c}} \quad (6)$$

式中,  $z_i$  为第  $i$  个节点的输出值,  $C$  为类别总数。

### 3 试验与结果分析

**3.1 试验环境** 试验模型训练和测试均在 Window 10 专业版系统下进行,使用 GPU 版本的 Tensorflow 2.4 深度学习框架。计算机硬件配置见表 1。

表 1 计算机硬件配置

Table 1 Computer hardware configuration

序号 Code	名称 Name	参数 Parameter
1	CPU	Intel(R) Core(TM) i7-8700K CPU @ 3.70GHz
2	GPU	Tesla V100
3	RAM	16G

**3.2 模型训练** 将数据集按照 75:15:10 的比例划分为训练集、验证集和测试集,然后对训练集使用数据增广扩充数据,用以拟合模型。在模型训练的过程中,用验证集监控模型性能,辅助模型参数调整。模型训练结束后,选择准确率最高的模型,在测试集上进行测试,评估模型的泛化能力。

使用迁移学习,加载 ImageNet 预训练权重进行训练,训练轮数为 300,批处理大小为 16,全连接层 Dropout 系数为 0.5,学习率最小为  $1 \times 10^{-6}$ ,最大为  $1 \times 10^{-3}$ ,随训练轮数呈周期性变化,如图 8 所示。训练采用交叉熵计算分类损失,使用 Adam 算法对损失函数进行优化,交叉熵损失函数公式:

$$F(p, q) = - \sum_{x=1}^k p(x) \log q(x) \quad (7)$$

式中,  $F(p, q)$  表示交叉熵,  $p$  表示真实类别标签的概率分布,  $q$  表示网络实际输出的概率分布。

**3.3 评价标准** 对于训练好的模型,需要采用一种方法去评判模型性能的优劣,从而来选择性能良好的模型。该研究使用分类任务中常用的几种评价指标:准确率、精确率和召回率。

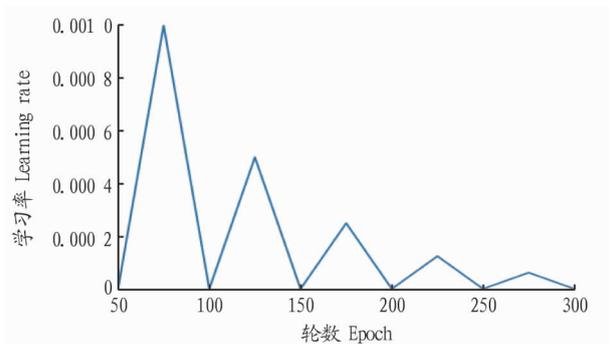


图 8 学习率随训练轮数变化

Fig. 8 Changes of learning rate with training rounds

**3.3.1 准确率 (Accuracy)**。准确率指的是所有样本中正确分类样本所占的比例,公式如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (8)$$

式中,TP 表示真正例,是指分类为正的样本;FP 表示假正例,是指分类为正的负样本;FN 表示假负例,是指分类为负的正样本;TN 表示正负例,是指分类为负的负样本。

**3.3.2 精确率 (Precision)**。精确率是关于估计结果方面的,是指在各种被分类为正的样本中实际类别也为正的样本的概率,公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

**3.3.3 召回率 (Recall)**。召回率是关于原始样本方面的,是指在原始类别为正的样本中被分类为正样本的概率,公式如下:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

**3.4 模型结果与分析** 使用 454 张烟叶样本图像对模型进行测试,并训练了 ResNet50、ResNeXt50 和 SE-ResNeXt50 共 3 个模型与本文提出的 FPN+PAN-SE-ResNeXt50 模型进行对比,评价各个模型的性能差异,测试结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,ResNeXt50 模型在测试集上的表现优于 ResNet50 模型,准确率高出 6.0%,表明 ResNeXt50 模型具

有更强的表达能力,这也是选择 ResNeXt50 作为基础网络的原因。加入注意力机制 SE 模块后,模型分类效果得到显著提升,准确率相较于无 SE 模块提升了 5.0%。对于烟叶分级这种细粒度分类的任务,SE 模块能够加强特征图各个通道之间信息的学习,增强对重要通道信息的感知能力,抑制不重要通道的冗余信息,以此来提高模型分类能力。

由于传统 CNN 的特性,特征层级越高表现得越抽象,特征图分辨率降低,丢掉很多细节特征,进而影响分类性能。引入 FPN+PAN 双塔结构,将高层抽象的语义特征向下传递与低层细节特征进行多尺度融合,再经过 PAN 将多尺度特征进一步融合,丰富特征的表达能力。从表 2 可以看出,加入 FPN+PAN 结构的 SE-ResNeXt50 模型分类准确度达到了 92.8%,相比 SE-ResNeXt50 模型提高了 4.0%,相较于仅采用经典 CNN 网络 ResNet50 模型,准确率提高了 15.0%,充分证明了 FPN+PAN 结构特征融合的能力。

表 2 模型测试结果  
Table 2 Model test results

模型 Model	类别 Type	精确率 Precision ratio	召回率 Recall rate	准确率 Precision rate
ResNet50	B1F	0.65	0.94	0.773
	B2F	0.55	0.62	
	B3F	0.88	0.73	
	C1F	0.87	0.78	
	C2F	0.98	0.84	
	C3F	0.96	0.73	
ResNeXt50	B1F	0.85	0.72	0.838
	B2F	0.61	0.78	
	B3F	0.77	0.91	
	C1F	0.98	0.93	
	C2F	0.92	0.92	
	C3F	0.96	0.77	
SE-ResNeXt50	B1F	0.83	0.91	0.888
	B2F	0.84	0.76	
	B3F	0.81	0.90	
	C1F	0.93	0.95	
	C2F	1.00	0.84	
	C3F	0.98	0.97	
FPN+PAN-SE-ResNeXt50	B1F	0.81	0.96	0.928
	B2F	0.94	0.79	
	B3F	0.93	0.95	
	C1F	1.00	0.93	
	C2F	0.97	0.95	
	C3F	1.00	0.99	

## 4 结论

烟叶等级细分类别多、级间差异小、自动分级效果不理

想,人工分级又耗时耗力且受限于工人分级水平,针对这些问题,提出一种基于深度学习的在线烟叶等级判定方法,能够准确快速、客观地对烟叶进行分类。

(1)注意力机制 SE 模块能够融合不同通道之间的信息,关注重点通道,提高分类性能。

(2)FPN+PAN 模块对高层语义特征和低层细节特征进行多尺度特征融合,可以丰富模型表征能力。

(3)该研究提出的烟叶分级方法分类正确率达到 92.8%,比经典 CNN 网络 ResNet50 模型高出 15.0%,具有较好的精度。

## 参考文献

- [1] 李小兰,孙建生,梁伟. 构建卷烟工业烟叶原料质量保障体系的思考[J]. 广东农业科学,2008(11):142-144.
- [2] 毛鹏军,贺智涛,杜东亮,等. 烤烟烟叶视觉检测分级系统的研究现状与发展趋势[J]. 农业机械,2006(16):43.
- [3] 梅静. 视觉识别技术在烟叶分级中的应用[J]. 乡村科技,2020,11(33):120-122.
- [4] 张惠民,韩力群,段正刚. 基于图像特征的烟叶分级[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2003,28(3):359-362.
- [5] 赵世民,宋正雄,贺智涛,等. 基于图像特征的烟叶分级方法研究[J]. 安徽农业科学,2018,46(28):191-193,198.
- [6] 刘剑君,申金媛,张乐明,等. 基于红外光谱的烟叶自动分级研究[J]. 激光与红外,2011,41(9):986-990.
- [7] 韩力群,何为,苏维均,等. 基于拟脑智能系统的烤烟烟叶分级研究[J]. 农业工程学报,2008,24(7):137-140.
- [8] 王士鑫,云利军,叶志霞,等. 一种基于卷积神经网络的烟叶分级处理算法[J]. 云南民族大学学报(自然科学版),2020,29(1):65-69.
- [9] 鲁梦瑶,杨凯,宋鹏飞,等. 基于卷积神经网络的烟叶近红外光谱分类建模方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(12):3724-3728.
- [10] 张鹏,孔韦韦,滕金保. 基于多尺度特征注意力机制的人脸表情识别[J]. 计算机工程与应用,2022,58(1):182-189.
- [11] 孟文出. 什么是数据增强[J]. 计算机与网络,2021,47(24):42-43.
- [12] XIE S N, GIRSHICK R B, DOLLÁR P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA; IEEE, 2017:5987-5995.
- [13] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]//2016 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA; IEEE, 2016:2818-2826.
- [14] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Salt Lake City, UT, USA; IEEE, 2019:7132-7141.
- [15] ROY A G, NAVAB N, WACHINGER C. Recalibrating fully convolutional networks with spatial and channel "squeeze and excitation" blocks[J]. IEEE transactions on medical imaging, 2019,38(2):540-549.
- [16] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA; IEEE, 2017:936-944.
- [17] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA; IEEE, 2018:8759-8768.
- [18] 安毅,徐丽霞,杨靖,等. 烘焙条件对白肋烟重要致香成分的影响[J]. 烟草科技,2012,45(10):56-60,84.
- [19] 张馨予,曹伏军,欧亚非,等. 烘焙与否对白肋烟膨胀烟丝质量的影响[J]. 中国烟草学报,2020,26(3):43-48.
- [20] 卢杰英,吴金良,王加深,等. 白肋烟处理前后化学成分的变化规律探讨[J]. 烟草科技,2000,33(10):3-5.
- [21] 堵劲松,王宏生,王兵,等. 温湿度对白肋烟处理质量的影响[J]. 中国烟草学报,2001,7(3):1-5.
- [22] 舒俊生,陈开波,毛健. 烘焙对国产白肋烟中糖氨 Maillard 反应的影响[J]. 中国食品学报,2013,13(3):59-64.
- [23] 滕海英,祝国强,黄平,等. 正交试验设计实例分析[J]. 药学服务与研究,2008,8(1):75-76.
- [24] 魏效玲,薛冰军,赵强. 基于正交试验设计的多指标优化方法研究[J]. 河北工程大学学报(自然科学版),2010,27(3):95-99.

(上接第 187 页)

- [8] 江威,李斌,于川芳,等. 卷烟纸透气度对卷烟燃烧锥温度分布的影响[J]. 烟草科技,2007,40(9):5-9,40.
- [9] 胡群,顾波,马静,等. 卷烟纸自然透气度对卷烟物理性能及烟气量的影响[J]. 烟草科技,2002,35(8):7-10.
- [10] 赵乐,彭斌,于川芳,等. 基于卷烟辅助材料参数的卷烟烟气有害成分预测模型[J]. 烟草科技,2012,45(5):35-39.
- [11] 刘志华,杨松,王昆淼,等. 烟丝含水率对主流烟气 CO 等 7 种有害成分释放量的影响[J]. 烟草科技,2012,45(1):29-33.
- [12] 林艳,方征中,黄朝章,等. 制丝工艺主要参数对卷烟主流烟气常规化学成分的影响[J]. 湖南农业科学,2014(4):66-67,70.
- [13] 夏国聪,马丽娜,黄红仪,等. 国内外不同品牌卷烟样品危害性指数比较[J]. 烟草科技,2012,45(6):37-40,62.