

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2022.02.037

# 一种基于卷积神经网络的烟叶等级识别方法

A method of tobacco leaf grade recognition based on convolutional neural network

焦方圆<sup>1</sup> 申金媛<sup>1</sup> 郝同盟<sup>2</sup>

JIAO Fang-yuan<sup>1</sup> SHEN Jin-yuan<sup>1</sup> HAO Tong-meng<sup>2</sup>

(1. 郑州大学, 河南 郑州 450001; 2. 华北水利水电大学, 河南 郑州 450045)

(1. Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

2. North China University of Water Conservancy and Hydropower, Zhengzhou, Henan 450045, China)

**摘要:**目的:解决烟叶分级准确率不高的问题。方法:提出一种改进的基于卷积神经网络的烟叶分级模型,根据 VGG16 网络结构,以自定义的方式搭建网络模型;将空洞卷积代替原有的传统卷积,增加图像感受野的同时避免了图像特征的损失,并将激活函数改为 Leaky\_relu,修正数据的分布,解决 ReLU 函数的硬饱和问题;用 41 种等级的烟叶图片加以测试。结果:试验改进算法分级准确率达 95.89%,与传统 SVM 算法相比提高了 10.46%,与经典 VGG16 算法相比提高了 7.87%,损失率最终收敛于 0.13。结论:与原始模型和传统特征提取的方式相比,试验算法在烟叶分级准确率性能上有所提高。

**关键词:**烟叶分级;深度学习;激活函数;空洞卷积

**Abstract: Objective:** To solve the problem of low accuracy of tobacco grading. **Methods:** An improved tobacco leaf grading model based on convolutional neural network was proposed. According to the VGG16 network structure, the network model was built in a custom way. The traditional convolution was replaced by the hole convolution, which increased the image receptive field while avoiding. The loss of image features was changed, and the activation function was changed to Leaky\_relu. The data distribution was corrected, and the hard saturation problem of the ReLU function was solved. 41 levels of tobacco leaf pictures were used for testing. **Results:** The grading accuracy rate of the test algorithm was 95.89%, which was 10.46% higher than the traditional SVM algorithm, and 7.87% higher than the classic VGG16 algorithm. The loss rate finally converged to 0.13. **Conclusion:** Compared with the original model and traditional feature

extraction methods, this algorithm has improved the accuracy of tobacco leaf classification.

**Keywords:** tobacco leaf classification; deep learning; activation function; cavity convolution

烟叶是卷烟工业的重要原料,烟叶分级<sup>[1-3]</sup>是烟草公司产业运作中的一个至关重要的环节,关乎种烟农户和行业工商企业利益,影响卷烟原料的高效利用。现行烤烟评级标准<sup>[4]</sup>主要是基于人工经验,具有一定的主观性。随着烟草产品质量<sup>[5]</sup>的不断提高和图像处理、人工智能等技术的快速发展,越来越多的学者研究将烟叶的智能识别技术代替人工的方法<sup>[6]</sup>。

目前常用的烟叶分级方法主要分为传统方法和深度学习方法。传统的特征提取方法是进行图片处理的常用方式,在烟叶分级中,通过提取烟叶图片的颜色、脉络等相关的显式特征,再根据人工经验来判断烟叶的等级。常用的传统分级方法有支持向量机、粒子群算法、遗传算法等。但是传统方法无法对图片的深度特征进行提取,存在分级准确率和分级效率不高的问题。针对传统方法存在的不足,文献[7]在主成分分析、遗传算法和支持向量机的基础上提出了一种 PCA-GA-SVM 烟叶分级方法,在烟叶分级效率方面有一定的提高;文献[8]通过近红外光谱技术,并结合粒子群—支持向量机(PSO-SVM)算法实现了烟叶更深层特征的提取;文献[9]从烟叶图像中提取用于分类等级的关键信息,实现了烟叶的智能识别和分级,这种特征提取的技术对烟叶分级效率和准确性都有一定提高;文献[10]通过手持式近红外光谱仪和粒子群优化—极限学习机算法的组合,直接从烟草叶中无损地收集训练样品的光谱数据,利用粒子群优化—极限学习机算法建立了不同类别的训练模型,并使用开发的模型来预测测试样本的类别,为烟叶分级提供了一种新颖的分类方法。

基金项目:国家自然科学基金(编号:69587005)

作者简介:焦方圆,女,郑州大学在读硕士研究生。

通信作者:申金媛(1966—),女,郑州大学教授,硕士生导师,博士。E-mail:jyshen@zzu.edu.cn

收稿日期:2021-07-07

由于卷积神经网络能够快速提取图片更深层次的特征,且具有良好的非线性特性,因此采用深度学习的方式对烟叶进行分级的研究较多。常用的深度学习烟叶分级模型有 VGG16 网络、残差网络、AlexNet 网络等。文献[11]在经典 AlexNet 网络的基础上提出了一种全卷积 AlexNet 网络模型,增加了模型的学习能力,提高了烟叶分级的准确性;文献[12]提出了用训练好的烟叶分组模型迁移学习烟叶分级的低维深层特征表达,解决了烟叶分级过程中训练样本少,准确率不高的问题;文献[13]在 inception V3 网络模型的基础上提出了一种基于深度学习的烟叶分级算法,改善了人工烟叶分级的差异性大、合格率低等现象。但以上研究仍存在烟叶分级准确率不够高、分级种类不够多的问题。

经典 VGG16 网络模型包括卷积层和全连接层,卷积层由 5 个 block 块组成,结构规整简洁,没有繁多复杂的超参数,一方面有效控制了网络模型的计算量,另一方面有利于对模型进行分解。与 AlexNet 和 ZF-Net 网络相比,VGG16 网络的卷积核更小,通过多层非线性层增加网络深度,因此对于给定的感受野,可以提取更多的特征信息,采用堆积的小卷积核可以学习更复杂的模式,增加了模型的表达能力,有利于图片的特征提取与分类。鉴于以上特点,文章拟以 VGG16 网络模型为原型来改进深度学习算法。针对烟叶分级准确率不高的问题,主要从卷积模块和激活函数两部分对网络结构进行改进;以 41 种等级的烟叶样本进行分类,通过增强数据的方式来增强网络的识别能力;并将试验改进的算法分别与原始模型和传统特征提取的方式进行结果对比,以此来验证试验算法在烟叶分级准确率方面表现出的优越性。

## 1 数据预处理

### 1.1 数据增强

为了增强模型的健壮性,需对现有的数据集进行平移、翻转、旋转、缩放、亮度增强等操作<sup>[14]</sup>,以生成新的多样化图片来参与训练或测试。为了保持样本的原始性和真实性,使用 Python 的 PIL 模块,通过将图片旋转实现图像增强技术。一般情况下,图像的原点位置在左上角,令图像的高度为  $H$ ,宽度为  $W$ ,原始点为  $(x_0, y_0)$ ,变换后的点为  $(x_1, y_1)$ ,则变换公式为:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ -0.5W & 0.5H & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

试验使用的烟叶由平顶山烟草公司提供,采集的烟草透射图像经增强后的部分图片示例如图 1 所示。

### 1.2 图像增强

由于采集到的烟叶图片背景含有大量噪声和杂

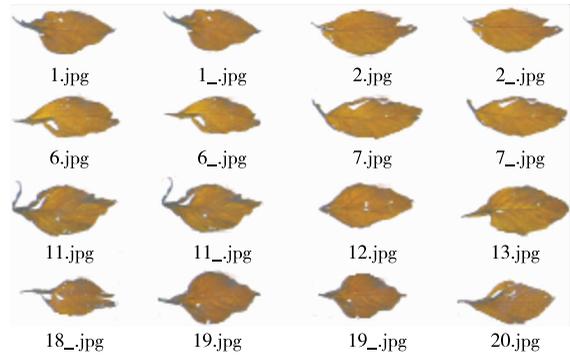


图 1 部分图像增强后的图片

Figure 1 Picture of part of the image after enhancement

质<sup>[15]</sup>,需对样本集进行背景分割和去噪。使用阈值迭代法进行背景分割,具体步骤如下:

(1) 计算图像的灰度值,并遍历出图像灰度的最大值和最小值,分别记为  $Z_{\max}$  和  $Z_{\min}$ ,令初始阈值  $T_0 = (Z_{\max} + Z_{\min})/2$ 。

(2) 根据提出的阈值  $TK$  确定图像的前景和背景,分别求出两者灰度的平均值  $Z_0$  和  $Z_B$ 。

(3) 求出新阈值  $TK+1 = (Z_0 + Z_B)/2$ 。

(4) 若满足关系式  $TK = TK + 1$ ,则所得结果即阈值;否则返回第(2)步。

背景分割后再进行去除噪声处理,使用卷积滤波的方式进行去噪,其具体步骤如下:

(1) 用一个  $3 \times 3$  的矩阵在图像中由上到下,由左到右进行卷积,边缘部分进行补零。

(2) 求出对应像素的灰度值,并将灰度值按从小到大的顺序排序。

(3) 将第 5 个像素的结果赋给对应模板中心位置。

卷积滤波后的图像如图 2 所示。

## 2 VGG16 网络结构改进

### 2.1 经典 VGG16 网络

CNN 网络结构主要由输入层、卷积层、ReLU 层、池化层和全连接层等构成,根据不同的应用场景可以将这些层叠加不同的深度,从而构建一个完整的卷积神经网络。通常将卷积层与 ReLU 层并称为卷积层,因此在卷

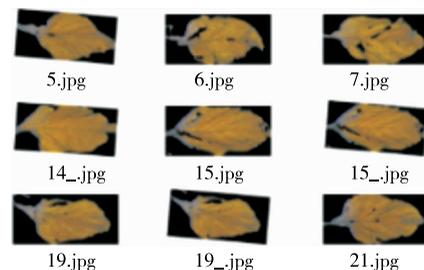


图 2 预处理后的图片

Figure 2 Picture after preprocessing

积层经卷积操作后,需通过激活函数来增强网络的非线性建模能力。一般来说,卷积层和全连接层(CONV/FC)对输入执行变换操作时,不仅会用到激活函数,还会用到较多参数,即神经元的权值  $w$  和偏差  $b$ ;而 ReLU 层和池化层则是进行一个固定不变的函数操作。随着梯度的下降,对卷积层和全连接层中的参数进行训练,使卷积神经网络计算出的分类分数对应训练集中每幅图像的标签<sup>[16]</sup>。

如图 3 所示,原始 VGG16 的输入被设置为  $224 \times 224$  大小的 RGB 图像,网络对输入图像计算 RGB 均值,然后将图像作为输入传入 VGG16 卷积网络。经典 VGG16 网络模型包括卷积层和全连接层,卷积层包括 5 个 block 块,卷积核大小为  $3 \times 3$ ,卷积层步长设置为 1。池化操作采用最大池化的方式,池化单元尺寸为  $2 \times 2$ 。激活函数为 ReLU 函数。最后通过 3 层全连接层完成维度向量的转换。

### 2.2 卷积模块的改进

传统的卷积过程是卷积核在二维输入数据上扫描,每次扫描的面积与卷积核的尺寸大小相同,并将对应元素加权求和(见图 4)。

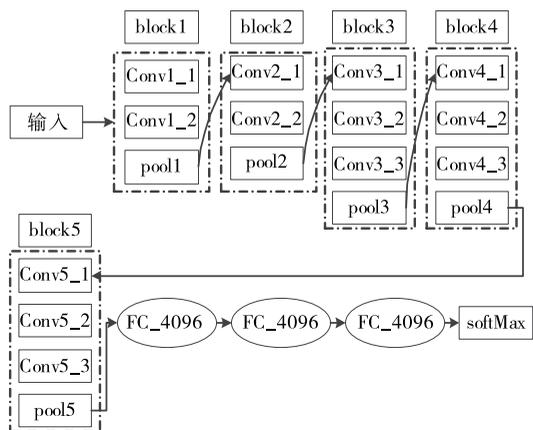


图 3 VGG16 网络原理图

Figure 3 VGG16 network principle diagram

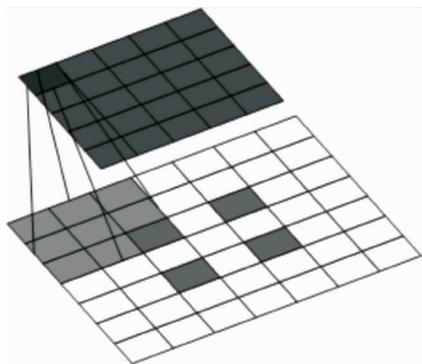


图 4 传统 CNN 卷积

Figure 4 Traditional CNN convolution

在深度学习网络中,为了进一步抽取更高阶的特征,需在卷积操作后以池化的方式进行下采样<sup>[17]</sup>,而下采样的同时也忽略了一些特征信息,大量使用池化操作会损失部分图像特征,不利于烟叶等级的识别。

为避免上述信息缺失的问题,提出将空洞卷积代替 block 中传统卷积的方法。假设空洞卷积的卷积核大小为  $k$ ,空洞数为  $d$ ,其等效卷积核大小  $k'$ ,则:

$$k' = k + (k - 1) \times d - 1. \tag{2}$$

当前层的感受野:

$$S_i = \prod_{i=1}^i \text{Stride}_i, \tag{3}$$

$$RF_{i+1} = RF_i + (k - 1) \times S_i, \tag{4}$$

式中:

$S_i$ ——除当前层外前面所有层的步长的乘积;

$RF_{i+1}$ ——当前层的感受野;

$RF_i$ ——上一层的感受野;

$k'$ ——卷积层中卷积核的大小。

空洞卷积的具体工作过程如图 5 所示。

假设空洞数量为  $d$ ,则在一定的像素区域中,每隔  $d$  个像素对像素点进行采样,然后再将采样点与卷积核进行卷积,故在不增大卷积核尺寸的同时扩大了感受野,避免了因池化带来的特征信息损失,且保持像素的相对空间位置不变。

### 2.3 激活函数的改变

传统的 VGG16 网络的激活函数采用 ReLU 函数,其函数曲线如图 6 所示。

由图 6 可知,当  $x < 0$  时,ReLU 硬饱和,其函数值为 0,当  $x > 0$  时,则不存在饱和问题。因此,ReLU 函数能够在  $x > 0$  时保持梯度不衰减,有效缓解了梯度消失的问题。这使得能够直接以监督的方式训练网络模型,而无需依赖无监督的逐层预训练。样本集训练过程中,可能存在部分输入落入硬饱和区的情况,这将导致无法更新对应权重。这种现象被称为“神经元死亡”。与 sigmoid 类似,ReLU 的输出均值也  $> 0$ ,对于网络的收敛性而言,偏移现象和神经元死亡都有着重要影响。

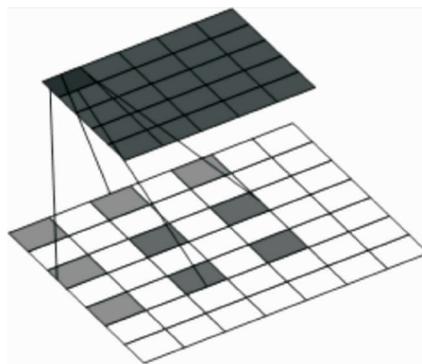


图 5 空洞卷积

Figure 5 Convolution with holes

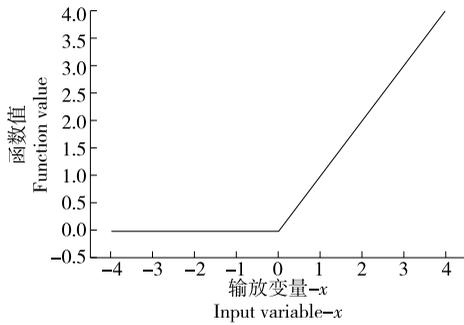


图6 ReLU激活函数曲线

Figure 6 ReLU activation function curve

针对  $x < 0$  的硬饱和问题,文章对 ReLU 函数作出相应的改变,将 ReLU 激活函数改为 Leaky\_relu,其数学表达式为:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ \alpha x, & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:

$\alpha$ ——梯度值,也可以作为一个参数来学习,一般初始化  $\alpha$  为 0.25,不采用正则。其函数曲线如图 7 所示。

由图 7 可知,Leaky\_relu 函数保留了  $x < 0$  时的梯度,这样既修正了数据分布,又能保证网络中相应权重的更新,避免了负轴信息丢失。Leaky\_relu 函数的分布特点决定了其以下特点:

- (1) 神经元不会出现死亡的情况。
- (2) 对于所有的输入,不管是大于等于 0 还是小于 0,神经元不会出现饱和现象。
- (3) 由于 Leaky\_relu 线性、非饱和的形式,在梯度下降时能够快速收敛。
- (4) 由于 Leaky\_relu 函数只有线性关系,不需要指数

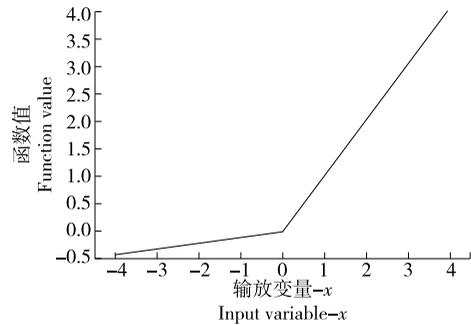


图7 Leaky\_relu激活函数曲线

Figure 7 Leaky\_relu activation function curve

的计算,因此计算速度会有所增加,不管在前向传播还是反向传播,计算速度均比 sigmoid 和 tanh 快。

### 3 试验验证与结果分析

试验使用的原始烟叶数据集有 1 498 张,共 41 种等级,通过对原始数据进行  $\pm 5^\circ$  的旋转增强,数据集扩充为 4 494 张,其中 3 371 张烟叶图片作为训练集,1 123 张烟叶图片作为测试集。

使用 Pycharm 工具,运用 keras、tensorflow 等框架,对数据集进行结果验证,其详细参数信息见表 1,试验结果见图 8。

由图 8 可知,改进后算法的准确率收敛速度较快,分级准确率更高;原始 VGG16 网络模型的准确率为 88.02%,改进后算法的分级准确率达到 95.89%,提高了 7.87%。

由图 9 可知,算法改进后的损失率收敛速度较快,且损失率更小;原始 VGG16 网络模型的损失率为 0.39,算法改进后的损失率为 0.13,算法改进后损失率有所降低。

表 1 试验的详细参数

Table 1 Detailed parameters of the experiment

输入参数大小	卷积核大小	池化方式	池化核大小	空洞间隔数	训练参数	迭代次数
60×60×3	3×3	最大池化	2×2	1	14 714 688	100

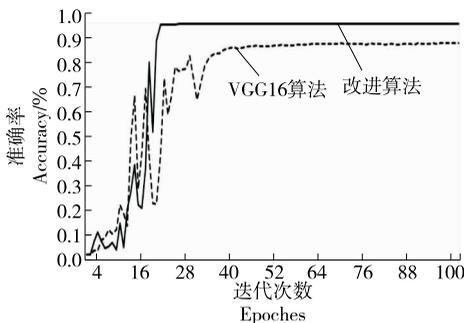


图8 原始 VGG16 网络与改进算法的分级准确率

Figure 8 The classification accuracy of the original VGG16 network and the improved algorithm

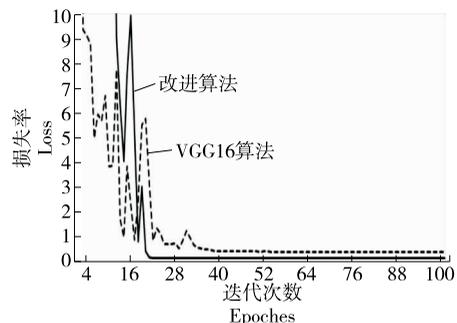


图9 原始 VGG16 网络与改进算法的分级损失率

Figure 9 The graded loss rate of the original VGG16 network and the improved algorithm

由表 2 可知,改进模型的分级准确率更高,最终的损失率更小,且试验改进的模型训练过程中更加稳定,收敛速度较快。

表 2 不同算法的试验结果

Table 2 Experimental results of different algorithms

算法	损失率	准确率/%	烟叶种类	运算时间/min
SVM <sup>[13]</sup>		85.43	41	
CNN <sup>[12]</sup>	(0.0,0.1)	95.23	12	
文中 SVM	(0.0,0.1)	87.63	41	127.3
VGG16 算法	0.39	88.02	41	92.8
试验改进算法	0.13	95.89	41	93.2

值得说明的是,使用不同性能的计算机,计算速度和计算时间有很大的差别。试验所用计算机的算力为 7.5,通过 GPU-GTX1650 来计算。从运算时间上来看,与 VGG16 算法相比,改进算法没有明显的优势,但比传统 SVM 算法的速度稍快;从准确率上来看,改进算法的准确率均优于 SVM 和原始 VGG16 算法,且损失率有所减小,与文献[12]中的 CNN 算法相比,试验算法的分级准确率仍略高一些,且识别了更多的烟叶等级。因此试验改进算法具有较好的烟叶预测与分类性能。

为了考察试验改进模型的预测能力,将改进算法的训练结果与测试结果进行对比,结果如图 10 所示。

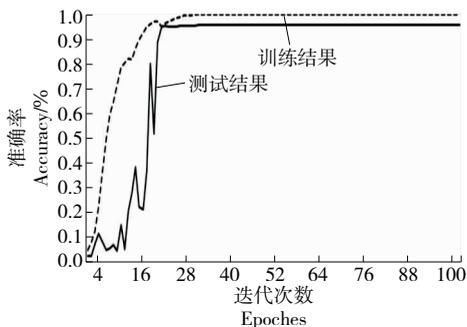


图 10 试验改进算法的训练与测试结果对比

Figure 10 The comparison of training and test results of the improved algorithm in this article

由图 10 可知,当迭代次数 $\leq 21$ 次时,测试曲线波动较大,而训练曲线稳步上升,但从第 21 次之后,测试曲线开始快速收敛,从整体上来看预测曲线与训练曲线趋势相同,且能够与训练曲线收敛一致,表明模型有较好的预测能力。

#### 4 结论

文章从经典 VGG16 网络出发,自定义搭建卷积神经网络结构,将空洞卷积技术运用到网络中,在不增大卷积核尺寸的同时扩大感受野,避免了因池化带来的特征信息损失,并通过改变激活函数来提高算法的泛化性和鲁

棒性,使用烟叶数据集分类的层次结构来增强从各种深度 CNN 架构获得的预测的一致性。结果表明,与传统 SVM 算法、原始 VGG16 网络以及文献[12]中的 CNN 算法相比,试验算法在分级准确率和损失率上有更好的优越性。但试验算法并不能考虑到烟叶内部的化学特征对烟叶分级的影响,后续将通过多模态数据融合或者进一步地优化网络模型,来实现烟叶分级准确率和分级速度的进一步提升。

#### 参考文献

[1] 郭强. 基于图像处理与神经网络的烟叶分级研究[D]. 长沙: 中南大学, 2013: 12-16.  
 GUO Qiang. Research on tobacco leaf classification based on image processing and neural Network[D]. Changsha: Central South University, 2013: 12-16.

[2] 杨帆, 申金媛. 基于 BPSO 和 SVM 的烤烟烟叶图像特征选择方法研究[J]. 湖北农业科学, 2015, 54(2): 449-452.  
 YANG Fan, SHEN Jin-yuan. Research on image feature selection method of flue-cured tobacco based on BPSO and SVM[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2015, 54(2): 449-452.

[3] 苏明秋. 基于烟叶图像的参数精确提取和分级识别系统研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2020: 1-5.  
 SU Ming-qi. Research and implementation of accurate parameter extraction and classification recognition system based on tobacco leaf image[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020: 1-5.

[4] 轻工业部烟草工业科学研究所. 《烤烟》国家标准制订的依据和说明[S]. 北京: 技术标准出版社, 1982: 1-8.  
 Tobacco Industry Scientific Research Institute of the Ministry of Light Industry. Basis and explanation for the formulation of the national standard of "flue-cured tobacco"[S]. Beijing: Technical Standard Press, 1982: 1-8.

[5] 招启柏, 冯柱安, 周兴华, 等. 禄丰基地烤烟生态环境和烟叶质量分析[J]. 中国农业气象, 2012, 33(1): 98-103.  
 ZHAO Qi-bai, FENG Zhu-an, ZHOU Xing-hua, et al. Analysis of the ecological environment and tobacco leaf quality of flue-cured tobacco in Lufeng base[J]. Chinese Journal of Agricultural Meteorology, 2012, 33(1): 98-103.

[6] ZHANG Fan, ZHANG Xin-hong. Classification and quality evaluation of tobacco leaves based on image processing and fuzzy comprehensive evaluation[J]. Sensors, 2011, 11(3): 2 369-2 384.

[7] 姚学练, 贺福强, 平安, 等. 基于 PCA-GA-SVM 的烟叶分级方法[J]. 烟草科技, 2018, 51(12): 98-105.  
 YAO Xue-lian, HE Fu-qiang, PING An, et al. Tobacco leaf classification method based on PCA-GA-SVM [J]. Tobacco Science & Technology, 2018, 51(12): 98-105.

[8] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.  
 YANG Shuang-yan, YANG Zi-gang, ZHANG Si-wei, et al. Automatic classification method of tobacco leaves based on near infrared

- spectroscopy and PSO-SVM algorithm [J]. *Guizhou Agricultural Sciences*, 2018, 46(12): 141-144.
- [9] 邓晨曦. 基于机器视觉的烟叶自动分级方法研究[J]. *科技创新导报*, 2020, 17(12): 39-40.
- DENG Chen-xi. Research on Automatic Tobacco classification method based on machine vision[J]. *Science & Technology Innovation Herald*, 2020, 17(12): 39-40.
- [10] LI Rui-dong, ZHANG Xiao-bing, LI Ke-qiang, et al. Nondestructive and rapid grading of tobacco leaves by use of a hand-held near-infrared spectrometer, based on a particle swarm optimization-extreme learning machine algorithm[J]. *Spectroscopy Letters*, 2020, 53(9): 685-691.
- [11] 曾祥云. 一个基于深度学习的烤烟分级系统的设计与实现[D]. 南京: 东南大学, 2017: 5-7.
- ZENG Xiang-yun. Design and implementation of a flue-cured tobacco grading system based on deep learning [D]. Nanjing: Southeast University, 2017: 5-7.
- [12] 雒慧心. 基于深度学习的烤烟分选算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019: 2-6.
- LUO Hui-xin. Research on sorting algorithm of flue-cured tobacco based on deep learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019: 2-6.
- [13] 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.
- WANG Shi-xin, YUN Li-jun, YE Zhi-xia, et al. Atobacco leaf classification processing algorithm based on convolutional neural network[J]. *Journal of Yunnan Nationalities University (Natural Science Edition)*, 2020, 29(1): 65-69.
- [14] 赵春雷, 苏瑶, 寇霄腾, 等. 预处理方法对再造烟叶中烟梗品质的影响[J]. *食品与机械*, 2017, 33(5): 211-215.
- ZHAO Chun-lei, SU Yao, KOU Xiao-teng, et al. Effects of pre-treatment methods on the quality of tobacco stems in reconstituted tobacco[J]. *Food & Machinery*, 2017, 33(5): 211-215.
- [15] LIU Jian-jun, SHEN Jin-yuan, SHEN Zhen-yu, et al. Grading tobacco leaves based on image processing and generalized regression neural network[C]// 2012 IEEE International Conference on Intelligent Control. New York: IEEE Press, Automatic Detection and High-End Equipment, 2012: 89-93.
- [16] MARZAN C S, RUIZ C R. Automated tobacco grading using image processing techniques and a convolutional neural network[J]. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 2019, 9(6): 807.
- [17] 刘帅奇, 王洁, 安彦玲, 等. 基于 CNN 的非下采样剪切波域多聚焦图像融合[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2019, 40(4): 7.
- LIU Shuai-qi, WANG Jie, AN Yan-ling, et al. Non-sampled shear wave domain multi-focus image fusion based on CNN[J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Edition)*, 2019, 40(4): 7.

(上接第 215 页)

- [20] 鲁珊, 黄健花, 王兴国. 无溶剂体系酶催化酯化反应合成 1,3-甘油二酯的研究[J]. *食品与生物技术学报*, 2013, 32(4): 358-361.
- LU Shan, HUANG Jian-hua, WANG Xing-guo. Study on synthesis of 1, 3-diglyceride by enzyme-catalyzed esterification in solvent-free system[J]. *Journal of Food and Biotechnology*, 2013, 32(4): 358-361.
- [21] 黄楚楚, 熊辉煌, 龚斌, 等. 脂肪酶催化单油酸甘油酯制备功能性 1,3-甘油二酯[J]. *食品科学*, 2015, 36(22): 1-5.
- HUANG Chu-chu, XIONG Hui-huang, GONG Bin, et al. Lipase-catalyzed preparation of functional 1,3-diglycerides from glycerol monooleate[J]. *Food Science*, 2015, 36(22): 1-5.
- [22] QI Jin-feng, WANG Xiang-yu, ZHANG Hua, et al. Optimization of omega-3 enriched-diacylglycerol production by enzymatic esterification using a response surface methodology[J]. *Food Science and Biotechnology*, 2014, 23(4): 1 129-1 136.
- [23] LASZLO J A, COMPTON D L, VERMILLION K E. Acyl migration kinetics of vegetable oil 1,2-diacylglycerols[J]. *Journal of the American Oil Chemists Society*, 2008, 85(4): 307-312.
- [24] DAVID L, COMPTON D L. Purification of 1,2-diacylglycerols from vegetable oils: Comparison of molecular distillation and liquid CO<sub>2</sub> extraction[J]. *Industrial Crops and Products*, 2008, 28(2): 113-121.
- [25] GUILLEN M D, URIARTE P S. Study by <sup>1</sup>H-NMR spectroscopy of the evolution of extra virgin olive oil composition submitted to frying temperature in an industrial fryer for a prolonged period of time[J]. *Food Chemistry*, 2012, 134(1): 162-172.

(上接第 221 页)

- [16] 周明珠, 熊光权, 乔宇, 等. 克氏原螯虾不同可食部位风味成分分析[J]. *肉类研究*, 2020, 34(9): 952-958.
- ZHOU Ming-zhu, XIONG Guang-quan, QIAO Yu, et al. Analysis on flavor components of different edible parts of *Procambarus clarkia*[J]. *Meat Research*, 2020, 34(9): 952-958.
- [17] DEMAN J M, FINLEY J W, HURST W J, et al. Principles of food chemistry[M]. Springer: Cham, 2018: 24-38.
- [18] KATSUMI K, EMI H, HIROMI K, et al. Taste-masking effects of various foods on crude drug products[J]. *Japanese Journal of Food Chemistry and Safety*, 2019, 26(1): 68-76.
- [19] 沈焜. 调味品中呈味核苷酸的研究进展和我国标准化现状[J]. *中国调味品*, 2017, 42(1): 177-180.
- SHEN Yi. Research progress of the flavor nucleotides in condiment and standardization status in China [J]. *China Condiment*, 2017, 42(1): 177-180.
- [20] 徐玮, 谭红, 宋光林, 等. 紫外光度法测定增鲜味精中呈味核苷酸二钠的含量[J]. *食品工业科技*, 2010, 31(12): 344-345, 348.
- XU Wei, TAN Hong, SONG Guang-lin, et al. Determination of disodium 5'-ribonucleotide (1+G) in the monosodium glutamate by UV spectrophotometry[J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2010, 31(12): 344-345, 348.