

# 基于电子舌和电子眼结合改进 MobileNetv3 的 黄芪快速溯源检测

Fast traceability detection of *Astragalus membranaceus* based on the combination of electronic tongue and electronic eye to improve MobileNetv3

金鑫宁<sup>1</sup> 刘 铭<sup>2</sup> 桑恒亮<sup>2</sup> 马云霞<sup>2</sup> 王志强<sup>1</sup>

JIN Xin-ning<sup>1</sup> LIU Ming<sup>2</sup> SANG Heng-liang<sup>2</sup> MA Yun-xia<sup>2</sup> WANG Zhi-qiang<sup>1</sup>

(1. 山东理工大学计算机科学与技术学院, 山东 淄博 255049;

2. 淄博市中西医结合医院, 山东 淄博 255049)

(1. School of Computer Science and Technology, Shandong University of Science and Technology, Zibo, Shandong 255049, China; 2. Zibo Integrated Traditional Chinese and Western Medicine Hospital, Zibo, Shandong 255049, China)

**摘要:**目的: 实现对不同产地黄芪的快速溯源检测。方法: 提出了一种基于电子舌和电子眼结合改进 MobileNetv3 网络的黄芪产地快速检测方法。采用电子舌和电子眼分别采集不同黄芪样本的一维指纹图谱信息和二维外观图像信息。利用格拉姆角场 (Gramian angular field, GAF) 将一维电子舌信号转换为二维图像信息, 保留电子舌信号中时间序列相关特征, 再将其与电子眼采集的图像信息进行数据融合, 采用基于金字塔切分注意力机制 (Pyramid split attention, PSA) 改进的 MobileNetv3 模型实现对不同产地黄芪样本的分类识别。结果: 相较于单独使用电子舌或者电子眼, 该方法具有更高的识别准确率, 其测试集准确率、精确率、召回率和 F<sub>1</sub>-Score 分别达到 98.8%, 98.8%, 98.8% 和 0.99。改进的 MobileNetv3 网络分类准确率较原始模型提高了 8%, 参数量仅为原参数量的 20% 左右。结论: 改进的 MobileNetv3 网络可以有效减少参数的计算量, 提高不同产地黄芪识别的准确率。

**关键词:** 电子舌; 电子眼; 格拉姆角场; 数据融合; MobileNetv3; 黄芪

**Abstract: Objective:** To realize the rapid traceability detection of

**基金项目:** 山东省自然科学基金项目 (编号: ZR2019MF024); 教育部科技发展中心产学研创新基金项目 (编号: 2018A02010)

**作者简介:** 金鑫宁, 女, 山东理工大学在读硕士研究生。

**通信作者:** 王志强 (1977—), 男, 山东理工大学教授, 博士。

E-mail: wzq@sdut.edu.cn

**收稿日期:** 2022-11-04 **改回日期:** 2023-03-05

*Astragalus membranaceus* from different origins. **Methods:** This study proposed a rapid detection method for the origin of *Astragalus membranaceus* based on the improved MobileNetv3 network based on the combination of electronic tongue and electronic eye. The electronic tongue and electronic eye were used to collect the one-dimensional fingerprint and two-dimensional appearance image information of different samples of *Astragalus membranaceus*. The Gramian Angular Field (GAF) was used to convert the one-dimensional electronic tongue signal into two-dimensional image information, retain the time series related features in the electronic tongue signal, and then fused them with the image information collected by the electronic eye. Finally, the MobileNetv3 model improved based on Pyramid Split Attention (PSA) was adopted to realize the classification and recognition of *Astragalus* samples from different habitats. **Results:** The experimental results showed that the method in this paper had higher recognition accuracy than using electronic tongue or electronic eye alone. The accuracy, precision, rrecall and F<sub>1</sub>-score of the test set were 98.8%, 98.8%, 98.8% and 0.99, respectively. The classification accuracy of the improved MobileNetv3 network was 8% higher than that of the original model, and the parameter quantity was only about 1/5 of the original parameter quantity. **Conclusion:** The improved MobileNetv3 network can effectively reduce the calculation of parameters and improve the recognition accuracy of *Astragalus membranaceus* from different origins.

**Keywords:** electronic tongue; electronic eye; gramian angular field; data fusion; MobileNetv3; *Astragalus membranaceus*

黄芪为豆科植物黄芪或蒙古黄芪的干燥根。不同产地的黄芪因生长环境不同,其有效成分、品质和价格等也不相同。当前,黄芪产地的鉴别方法主要有形态学鉴定和理化分析法。形态学鉴定一般由人工根据黄芪样本的特有形态特征进行鉴定和类别划分,这种方法虽然直观、方便,但受主观因素影响较大。理化分析法主要包括色谱法<sup>[1]</sup>、显微鉴别法<sup>[2]</sup>、红外光谱法<sup>[3]</sup>等,但此类方法所使用的仪器复杂、分析过程长、检测成本高,很难实现对黄芪产地的快速区分和鉴别。

电子舌是一种利用传感器阵列结合模式识别技术对液体样本的“指纹图谱”进行分析的检测仪器,具有操作简单、成本低廉、客观高效等优点,目前已经广泛用于咖啡溯源<sup>[4]</sup>、红茶品质检测<sup>[5]</sup>、白酒真假检测<sup>[6]</sup>等领域。电子眼则是通过感光元件将被检测样品纹理、形状、颜色等信息转换成数字信号,然后结合模式识别方法对所获取的图像信息进行分类和识别的一类仪器,具有无需样本预处理、信号采集速度快、采集信息量大等优点,目前已应用在中药质量分析<sup>[7]</sup>、果干品质分析<sup>[8]</sup>、水果成熟度检测<sup>[9]</sup>等领域。然而,由于受各自技术的限制,采用单一的电子舌或电子眼均无法完整获取样本的特征信息,难以实现更加准确的分类和识别。而采用多源信息融合技术,可以有效提高被测样本的识别准确性。段金芳等<sup>[10]</sup>采用电子舌和电子眼技术对山茱萸药材的滋味和颜色进行测定,实现对山茱萸最佳蒸制时间的优化。陈佳瑜等<sup>[11]</sup>利用电子舌和电子眼技术对茶汤的滋味和色泽等方面进行综合感官品质分析,实现了滇红工夫茶汤综合品质的定性和定量评价。然而,这些方法所使用的模式识别技术均基于传统机器学习算法构造,存在模型精度有限、泛化能力不足等问题。

深度学习能够自动对大规模数据进行特征提取和分类识别,从而实现“端到端”的模式识别。近年来,深度学习也被应用于对电子舌信号的处理,Zhang 等<sup>[12]</sup>采用生成对抗网络和半监督学习结合电子舌对茶叶的等级进行分类识别。杨正伟等<sup>[13]</sup>采用一维卷积神经网络对不同贮藏年限的普洱茶电子舌信号进行了区分。然而,电子舌信号是一种时间序列相关信息,传统深度学习模型无法有效提取信号中的时序特征,从而造成有效信息的丢失<sup>[14]</sup>。为保留信号在时域中的有效特征。Li 等<sup>[15]</sup>使用格拉姆角场(GAF)编码方法将心电信号编码为 ECG 图像,实现了心电信号对时间的依赖性分析。姚立等<sup>[16]</sup>采用 GAF 编码方法将轴承的一维振动信号转换为二维图像,实现了对原始信号的重构。但目前将 GAF 应用于电子舌信号分析尚未见报道。

MobileNetv3 是一种用于图像处理的轻量级深度学习模型,具有网络结构简单、参数量少、延时低等特点,目前被广泛应用于目标检测<sup>[17]</sup>、病虫害识别<sup>[18]</sup>等领域。但是,MobileNetv3 网络中的挤压激励(Squeeze-and-

excitation,SE)<sup>[19]</sup>模块仅引入通道注意力,未考虑全局空间信息对样本分类的影响。金字塔切分注意力(Pyramid split attention,PSA)是一种轻量级的注意力机制模块<sup>[20]</sup>,可以在空间和通道双重维度上通过对特征进行加权处理使其特征细化,提升模型在空间和通道上对局部信息和空间信息的关注度,降低无关特征对模型的影响,具有轻量、简单和高效等特点。

研究拟提出一种基于电子舌和电子眼结合改进 MobileNetv3 网络的黄芪产地快速溯源检测方法。以 5 种不同产地的黄芪作为研究对象,采用数据融合的方法将电子舌和电子眼数据进行融合,并利用改进的 MobileNetv3 网络对黄芪数据进行特征提取和分类识别,以期实现对黄芪产地的快速溯源检测。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

黄芪样本分别来自于陕西子洲、甘肃岷县、内蒙古锡林郭勒盟、黑龙江大兴安岭以及山西大同。采用电子舌进行数据采集时,称取 15 g 黄芪样本,经破壁机粉碎后,将样本粉末置于 150 mL 开水中,搅拌均匀,静置 50 min 后,使用滤纸过滤两次,待样本溶液冷却至(25±2)℃后取上清液转移至 150 mL 烧杯中,采用电子舌进行检测<sup>[21]</sup>。采用电子眼进行数据采集时,将黄芪样本置于设备底盘上,电子眼经过矫正后对样本逐片采集图像,每个样本变换位置采集 3 次图像,每种黄芪样本共采集 500 张图像,共采集 25 00 张图像<sup>[22]</sup>。

### 1.2 电子舌系统

电子舌系统由实验室自主研发<sup>[23]</sup>,结构如图 1 所示,系统由 4 个部分组成。① 传感器阵列,主要包括铂、金、钛、钨、银、钨、镍和玻碳 8 个工作电极以及一个铂辅助电极和一个 Ag/AgCl 参比电极。② 信号调理电路,用于控制三电极系统的恒压电势并完成采集信号的放大与滤波功能。③ 数据采集卡,通过其 D/A 模块产生电极激励信号并利用 A/D 模块采集传感器响应信号。④ LabVIEW 上位机软件,用于对检测过程进行操控,并对采集的电极响应进行分析。工作流程为:首先上位机软件操控数据采集卡产生大幅方波脉冲激励信号,然后通过信号调理模块施加到传感器阵列上。在激励信号作用下,传感器表面发生电化学反应,产生微弱的电流响应信号,该信号经过信号调理模块放大、滤波后送到数据采集卡上进行 A/D 转换,最后将数据传至上位机软件进行分析和分析。

### 1.3 电子眼系统

电子眼系统结构如图 2 所示,主要由电子眼上位机软件系统、500 万电子目镜、光电镜头、LED 灯及调节器、支架和底盘组成。检测过程为:将试验样本放在电子眼底盘上固定,调整电子眼目镜倍数以及支架的高度使

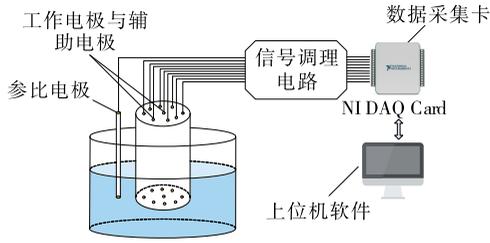


图1 电子舌系统结构示意图

Figure 1 Electronic tongue system structure and physical diagram

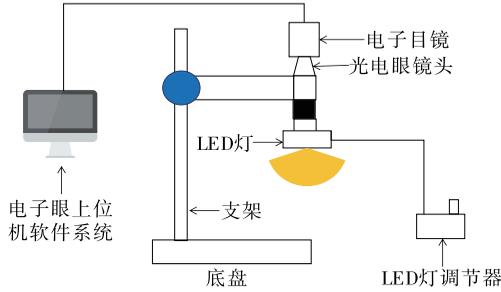


图2 电子眼系统结构示意图

Figure 2 Electronic eye system structure and physical diagram

得采集的图像呈现清晰的状态后进行样本采集,然后将采集到的数据传到上位机系统中进行数据处理。

#### 1.4 格拉姆角场

格拉姆角场(GAF)是通过将缩放后的一维序列数据从直角坐标系转换到极坐标系,然后通过不同点之间进行角度和或者角度差来识别不同时间点时间相关性的一种方法。利用 GAF 对信号进行转换主要有两个优点:①保持了时序信号的时间依赖性,信号的时间随着位置从矩阵的左上角到右下角的移动而逐渐增加;②转换过程中,一维信号与二维图像之间是双映射关系,不会丢失一维信号的任何有效信息。GAF 的编码步骤:

步骤 1: 将一个时间序列信号  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$  通过式(1)将其缩放到  $[-1, 1]$ 。

$$\tilde{x}_{i-1} = \frac{[x_i - \max(X)] + [x_i - \min(X)]}{\max(X) - \min(X)}, i = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (1)$$

步骤 2: 将缩放后的一维数据  $\tilde{x}$  通过式(2)转换到极坐标上进行编码,一维数据  $\tilde{x}$  经反余弦函数转化为极坐标下的角度  $\varphi_i$ , 对应的时间戳转化为半径  $r_i$ 。

$$\begin{cases} \varphi_i = \arccos(\tilde{x}_i), -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in \tilde{x} \\ r_i = \frac{t_i}{N}, t_i \in N \end{cases}, \quad (2)$$

式中:

$t_i$  ——  $x_i$  对应的时间戳;

$N$  —— 时间戳的总长度。

随着时间的增加,时间序列  $\tilde{x}$  会在坐标系中编码成不同的角度和半径,并在这个单位圆内不断扭曲。

步骤 3: 对每个信号点之间进行角差运算或者角和运算来识别不同时间间隔之间的相关性,格拉姆角和场(GASF)和格拉姆角差场(GADF)的定义式如式(3)和式(4)所示。

$$S_{GAF} = [\cos(\varphi_i + \varphi_j)] = \begin{pmatrix} \cos(\varphi_1 + \varphi_1) & \dots & \cos(\varphi_1 + \varphi_n) \\ \cos(\varphi_2 + \varphi_1) & \dots & \cos(\varphi_2 + \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos(\varphi_n + \varphi_1) & \dots & \cos(\varphi_n + \varphi_n) \end{pmatrix} = \tilde{\mathbf{X}}' \cdot \tilde{\mathbf{X}} - \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}'^2} \cdot \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}^2}, \quad (3)$$

$$D_{GAF} = [\sin(\varphi_i - \varphi_j)] = \begin{pmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \dots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \dots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \dots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{pmatrix} = \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}'^2} \cdot \tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{X}}' \cdot \sqrt{\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{X}}^2}, \quad (4)$$

式中:

$S_{GAF}$  —— 格拉姆角和场;

$D_{GAF}$  —— 格拉姆角差场;

$\mathbf{I}$  —— 单位行向量  $[1, 1, \dots, 1]$ ;

$\tilde{\mathbf{X}}$  —— 缩放后的时间序列;

$\tilde{\mathbf{X}}'$  ——  $\tilde{\mathbf{X}}$  的转置向量。

两个公式描述了一维信号转化为二维图像的矩阵表示。整个 GAF 对信号的编码过程如图 3 所示。

#### 1.5 改进的 MobileNetv3 模型

MobileNetv3 是一种轻量级深度学习模型,它在 MobileNetv1 的深度可分离卷积 (Depthwise separable convolution, DSC)<sup>[24]</sup> 和 MobileNetv2 的倒残差 (Inverted residuals)<sup>[25]</sup> 结构基础上,进一步将 SE 注意力模块引入到 bneck 结构中,从而起到强化突出特征、抑制不明显特征的作用。另外,针对 MobileNetv2 网络最后阶段的部分层计算量较大的问题,MobileNetv3 重新调整了网络结构,将最后一步的平均池化层前移,并移除最后一个卷积层,同时引入 hard-swish 激活函数来降低网络的计算量,hard-swish 公式如式(5)所示。

$$h = x \frac{R(x+3)}{6}, \quad (5)$$

式中:

$h$  —— hard-swish 激活函数;

$x$  —— 输入;

$R$  —— Relu 激活函数。

MobileNetv3 模型结构如图 4 所示。主要由 2 个卷积、批归一化层 (BatchNormalization, BN)、hard-swish 激

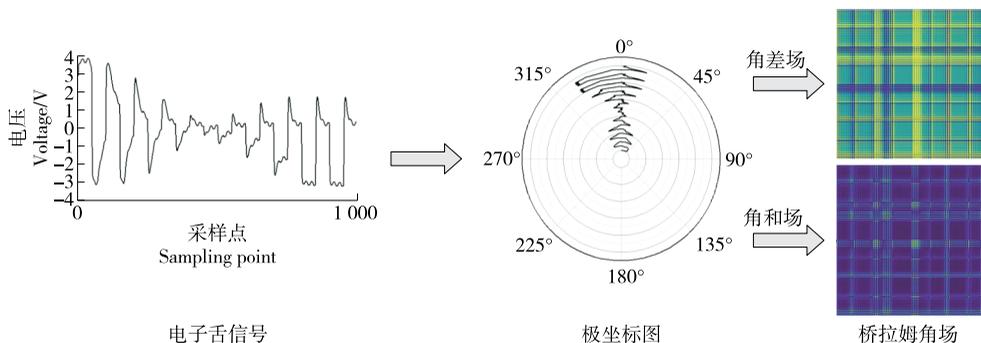


图 3 电子舌信号通过格拉姆角差场和格拉姆角和场产生的不同图像过程

Figure 3 Different image processes generated by electronic tongue signal through GADF and GASF

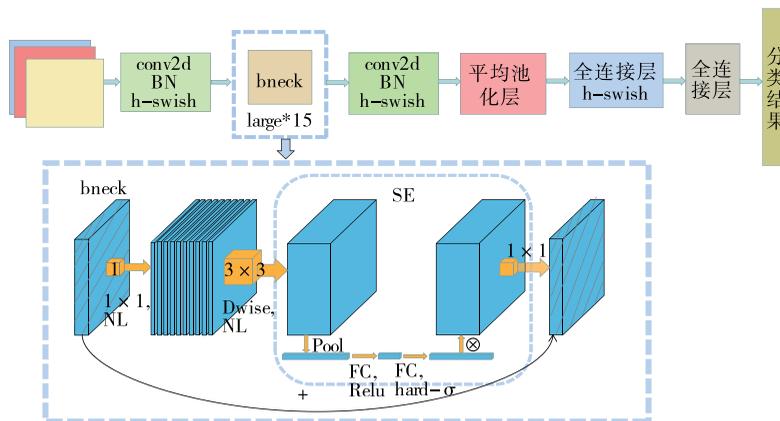


图 4 MobileNetV3 网络结构

Figure 4 MobileNetV3 network structure

活函数组成的结构体,15 个 bneck 结构,1 个平均池化层和 2 个全连接层组成。

为了进一步提高 MobileNetV3 模型对深度特征图的空间信息提取能力,弥补 SE 模块造成的空间信息缺失问题,采用金字塔切分注意力模块(PSA)代替 SE 模块,将多尺度空间信息和跨通道注意力集成到每个分割特征组的块中。PSA 注意力模块结构如图 5 所示,实现步骤:

- (1) 经过分裂合并模块(Split-and-concant,SPC)拆分输入特征,获取 S 个多尺度特征图。
- (2) 利用 SE 模块提取不同尺度特征图的注意力权重,得到通道方向的注意力向量。
- (3) 利用 Softmax 算法重新校正通道方向的注意力向量,Softmax 如式(6)所示。

$$S_{\max} = \frac{\exp(Z_i)}{\sum_{i=0}^{S-1} \exp(Z_i)} \quad (6)$$

式中:

$S_{\max}$  —— Softmax 函数;

$Z_i$  —— 注意力权重向量。

Softmax 用来获取多尺度通道的重新校准权重,其中包含空间上所有位置信息和通道中的注意力权重。

- (4) 将得到的多尺度注意力权重与相应的特征图进

行加权,得到 S 个精细特征图作为输出结果。

MobileNetV3 模型中的 bneck 结构,存在大量的冗余特征从而保证模型对输入的全面解释,这些通过冗余卷积计算的特征在保证模型泛化能力的同时也占用了大量计算资源,提高了模型复杂度<sup>[26]</sup>。因此,对 MobileNetV3 的网络结构进行调整,减少 bneck 结构的层数,保留原 bneck 结构中的第 2、4、7 层,使得网络更加轻量 and 高效。改进后的 MobileNetV3 网络(PSA-MobileNetV3)结构如表 1 所示,其中 bneck 是网络的基本结构,NBN 代表没有 BN 操作,PSA 代表金字塔切分注意力机制,NL 代表激活函数的类型,包括 hard-swish(HS)激活函数和 ReLU(RE)激活函数。

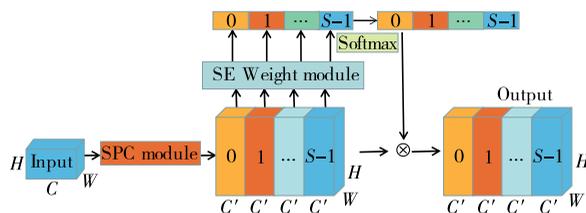


图 5 PSA 注意力模块结构整体框架

Figure 5 Overall framework of PSA attention module structure

表 1 PSA-MobileNetv3 网络结构  
Table 1 PSA MobileNetv3 network structure

输入	操作	扩展尺寸	输出通道数	PSA	NL	步长
224×224×3	Conv2d	—	16	—	HS	2
112×112×16	Bneck, 3×3	64	24	—	RE	2
56×56×24	Bneck, 5×5	72	40	✓	RE	2
28×28×40	Bneck, 3×3	240	80	—	HS	2
14×14×80	Conv2d 1×1	—	480	—	HS	1
14×14×480	Pool, 7×7	—	480	—	—	1
1×1×480	Conv2d 1×1, NBN	—	1 280	—	HS	1
1×1×1 280	Conv2d 1×1, NBN	—	5	—	—	1

1.6 模型工作流程

基于电子舌和电子眼结合改进的 MobileNetv3 模型的检测过程如图 6 所示,具体步骤:

(1) 使用电子舌和电子眼系统对黄芪样本进行数据采集,分别得到 2 500 个电子舌样本信息,2 500 张电子眼图像信息。

(2) 采用 GAF 变换将电子舌信号由一维时序信号转为二维图像信息,共得到 2 500 张图片,然后分别对电子舌和电子眼图像进行归一化等预处理操作。

(3) 将电子舌和电子眼图像每类各选取 50 张图像作为测试集,剩余图像按 7 : 3 划分训练集和验证集,其中训练集为 1 575 张样本图像,验证集为 675 张样本图像。

(4) 将电子舌和电子眼图像进行数据融合,电子舌 3 通道 RGB 图像与电子眼 3 通道 RGB 图像沿通道维度进行拼接,再将这 6 通道的图像作为 MobileNetv3 网络的输入。

(5) 采用训练集和验证集对 MobileNetv3 网络进行训练,并用测试集输出模型的准确率、召回率等评价指标。

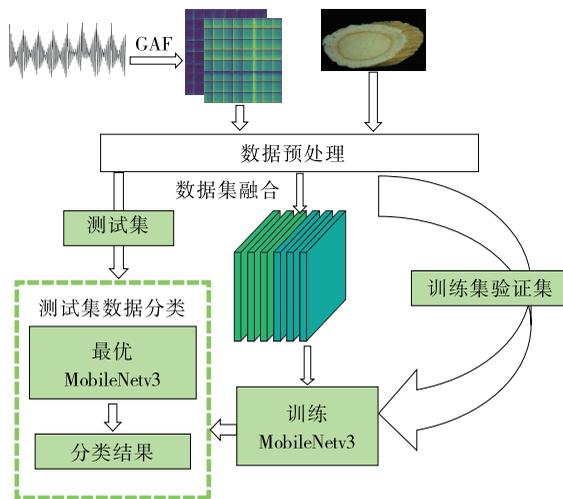


图 6 模型工作流程

Figure 6 Model workflow

2 试验与分析

2.1 电子舌信号采集与处理

电子舌系统对黄芪浸泡液进行信号采集,结果如图 7 所示。不同电极区域显示不同种类黄芪样本的“指纹图谱”,每个电极产生 1 000 个数据点,单个样本产生 8 000 个数据点。每一类黄芪样本收集 500 个数据,共采集 2 500 个样本数据。

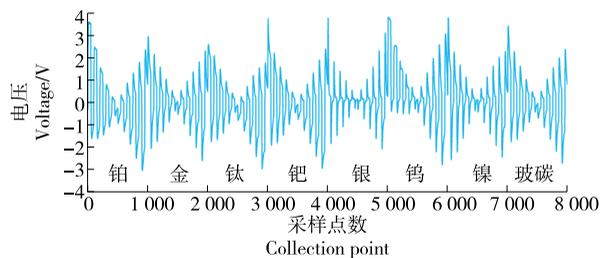


图 7 电子舌响应信号

Figure 7 Electronic tongue response signal

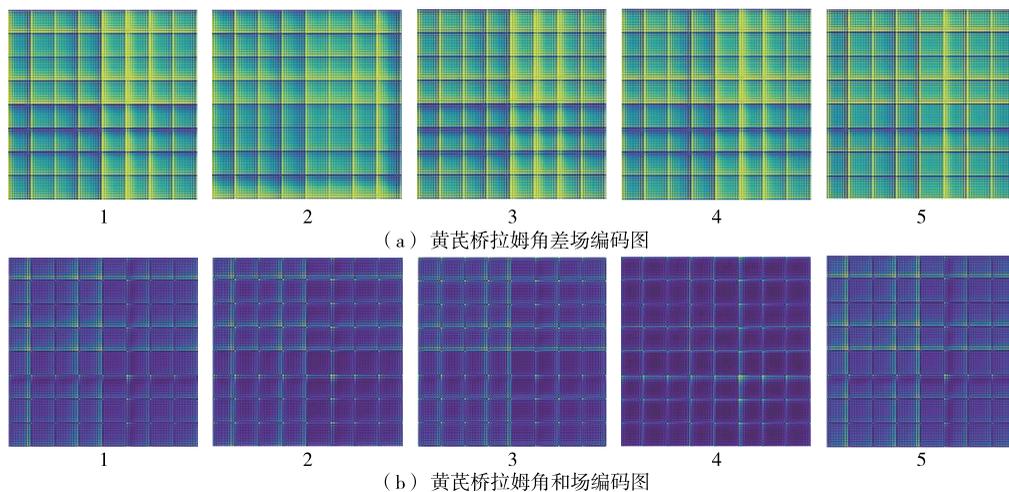
对采集到的电子舌信号进行 GAF 转换,输出如图 8 所示 224×224 的 GADF 和 GASF 图像。从图 8 可以看出,每类黄芪编码图相同位置的颜色深浅和纹理均存在较大的差异,是由于不同电子舌信号的幅值在时间上的依赖关系不同,导致每类信号所转换的图片彼此之间存在差异。将转换后的图像划分训练集、验证集和测试集,然后进行归一化处理。

2.2 电子眼信号采集与处理

电子眼采集的黄芪样本如图 9 所示,像素大小为 2 048×1 536,由于黄芪样本在图片中的位置及大小不一致,会影响模型训练效果,导致出现模型过拟合,泛化能力差等问题。因此,对图像进行缩放、中心裁剪和归一化等预处理,去除冗余部分,保留黄芪样本的有效图像信息。

2.3 GADF 和 GASF 的对比

GASF 和 GADF 均可实现电子舌信号由一维时序信



1. 甘肃 2. 黑龙江 3. 内蒙古 4. 山西 5. 陕西  
图 8 不同种类黄芪电子舌信号的 GAF 编码图

Figure 8 GAF codes of different kinds of electronic tongue signals of *Astragalus membranaceus*

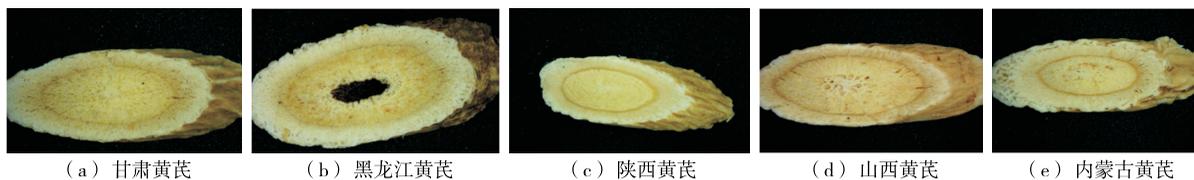


图 9 不同产地黄芪样本电子眼图像

Figure 9 Electronic eye images of *Astragalus membranaceus* samples from different origins

号到二维图像的转换,但由于编码方式的不同导致二维图像有所差异,进而对分类性能产生影响,因此对 GADF 和 GASF 进行对比,以确定最佳编码方案。采用 MobileNetv3 模型,使用 Adam 优化器,学习率设置为 0.000 01, batch\_size 为 15, 迭代次数 50, 分别考察基于 GADF 和 GASF 的模型分类效果,结果如图 10 所示。从图 10 可以看出,GADF 在训练集和验证集上准确率分别达到 99.5%和 90.8%,而 GASF 在训练集和验证集上的准确率为 97.4%和 89.2%。稳定后的损失曲线表明,GADF 在训练集和验证集上的损失值均低于 GASF。试

验结果表明,GADF 分类效果优于 GASF,因此后续试验采用 GADF 对电子舌信号进行转换。

#### 2.4 MobileNetv3 模型改进与优化

为了验证研究所提模型分类效果,分别对引入 PSA 注意力机制的 MobileNetv3 模型和未改进的 MobileNetv3 模型在其验证集上的准确率和损失值进行对比,训练过程如图 11 所示。由图 11 可以看出,随着迭代次数的增长,引入 PSA 机制的 MobileNetv3 在验证集上准确率最终达到 96.8%,相较于未改进的 MobileNetv3 模型准确率提升了 6%。收敛速度方面,引入 PSA 机制

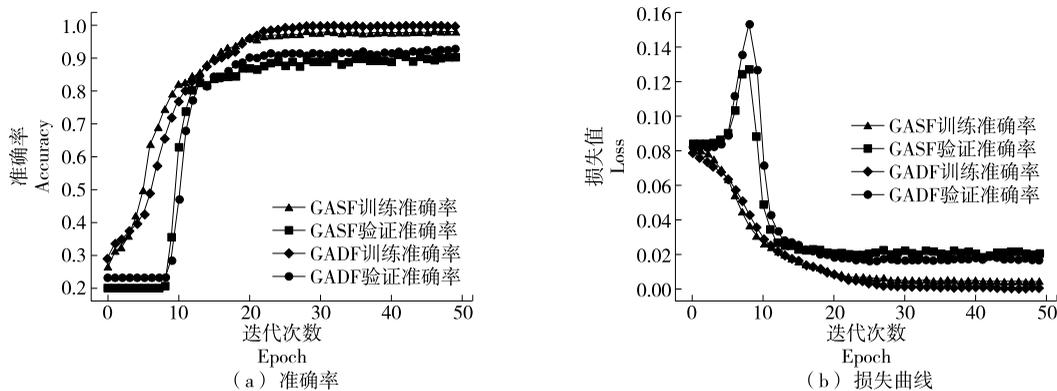


图 10 基于 GADF 和 GASF 转换的模型准确率和损失曲线

Figure 10 Model accuracy and loss curve based on GADF and GASF conversion

的 MobileNetv3 收敛速度明显优于未改进的 MobileNetv3 模型,且模型迭代至 20 次后,损失值逐渐趋于平稳,说明模型已经得到较好的训练。

引入 PSA 注意力机制后,MobileNetv3 模型的参数量增加了 30 倍左右,为了减少模型信息冗余,提升计算效率,对引入 PSA 的 MobileNetv3 模型中的 bneck 层数进行优化。分别采用验证集和测试集对具有不同 bneck 层数的 PSA-MobileNetv3 网络分类性能进行对比,结果如图 12 所示。试验表明,当 bneck 层数为 3 时,验证集准确率增长的最明显,测试集准确率高于其他结构。分别对 MobileNetv3 模型、基于 PSA 注意力机制的 MobileNetv3 模型和精简后的 PSA-MobileNetv3 模型的参数量和准确率进行对比,结果如表 2 所示。PSA-

MobileNetv3 模型参数量是原 MobileNetv3 模型参数量的 20% 左右,而准确率提高了 8%,说明缩减 MobileNetv3 模型深度,能够有效去除模型提取的冗余特征,提高识别准确率<sup>[27]</sup>。

PSA-MobileNetv3 的学习率、训练周期和批次尺寸等超参数也会对模型的训练速度和泛化性能等产生影响,采用单一因素法对 PSA-MobileNetv3 模型的超参数进行优化,分别设置学习率为 0.000 01,0.000 1,0.000 5,0.001,0.005,批次尺寸为 10,15,20,25,30,训练周期为 30,40,50,60,70。采用测试集对模型性能进行考察,结果如图 13 所示。通过比较不同超参数在测试集的分类性能,最终得到最佳分类效果的模型参数为学习率 0.000 01,训练周期 50 和批次尺寸 15。

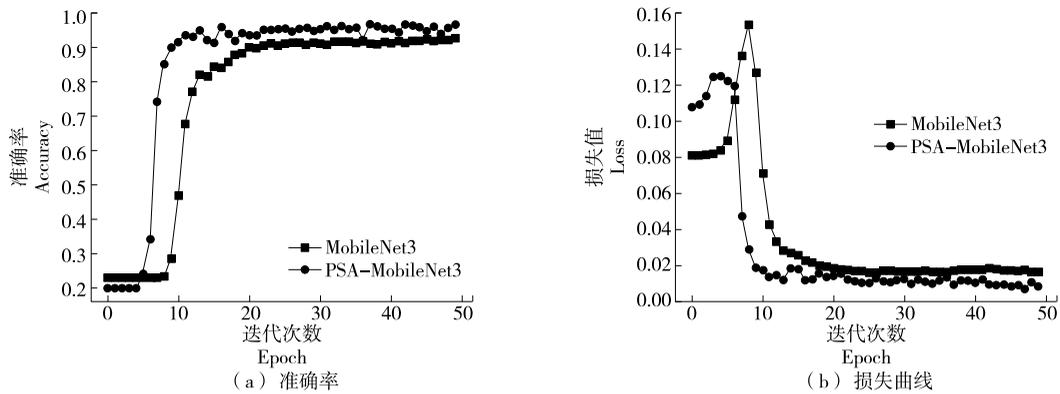


图 11 引入 PSA 的 MobileNetv3 模型在验证集上的准确率和损失值对比

Figure 11 Comparison of accuracy and loss value of MobileNetv3 model with PSA in validation set

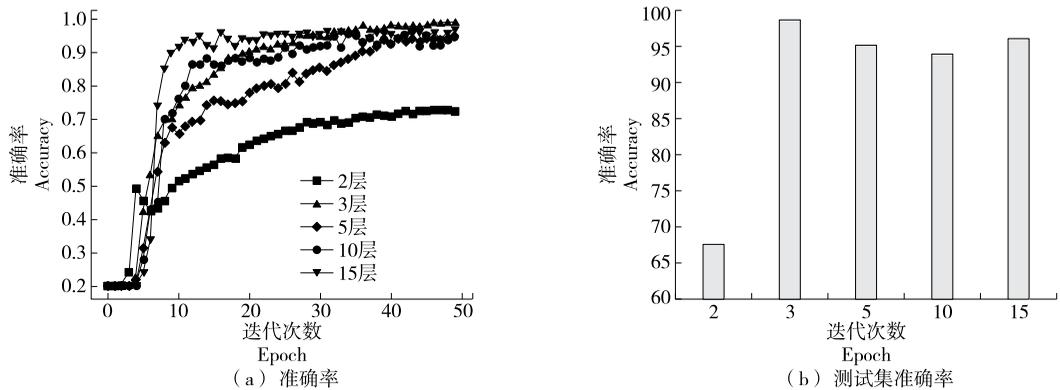


图 12 不同 bneck 层在引入 PSA 的 MobileNetv3 模型验证集和测试集的分类准确率

Figure 12 Classification accuracy of different bneck layers in MobileNetv3 model verification set and test set introduced PSA

表 2 网络参数和准确率对比

Table 2 Comparison of network parameters and accuracy

网络模型	参数量	准确率/%
MobileNetv3	4 208 869	90.8
引入 PSA 的 MobileNetv3	126 232 695	96.8
精简后的 PSA-MobileNetv3	917 347	98.8

### 2.5 消融试验

为了验证研究所提出模型的有效性,分别对电子舌或电子眼系统结合 MobileNetv3、双感官融合系统结合 MobileNetv3、双感官融合系统结合 PSA-MobileNetv3 模型 4 种方法进行消融试验。利用测试集建立混淆矩阵,结果如图 14 所示。试验表明,单独采用电子舌或电子眼结合 MobileNetv3 的样本错分率基本一致,其分类准确率

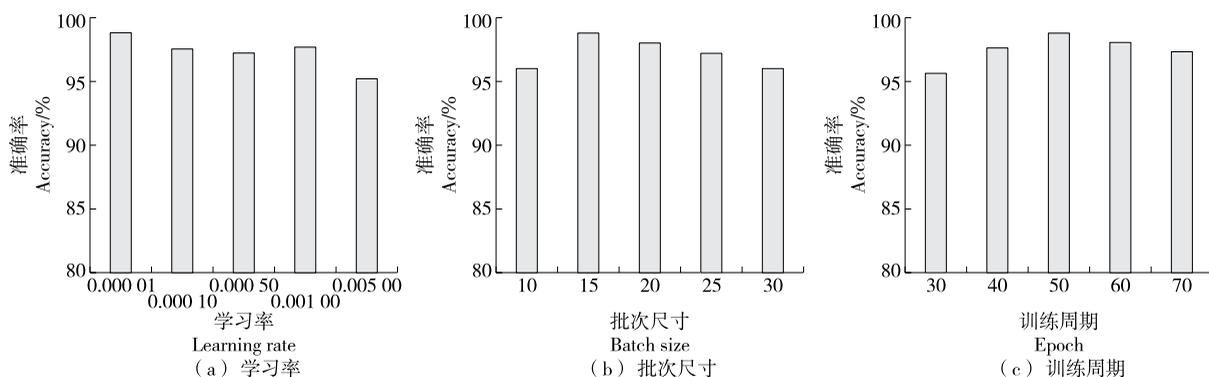


图 13 不同超参数在 PSA-MobileNetv3 模型测试集上的准确率

Figure 13 Accuracy of different hyperparameters on PSA MobileNetv3 model test set

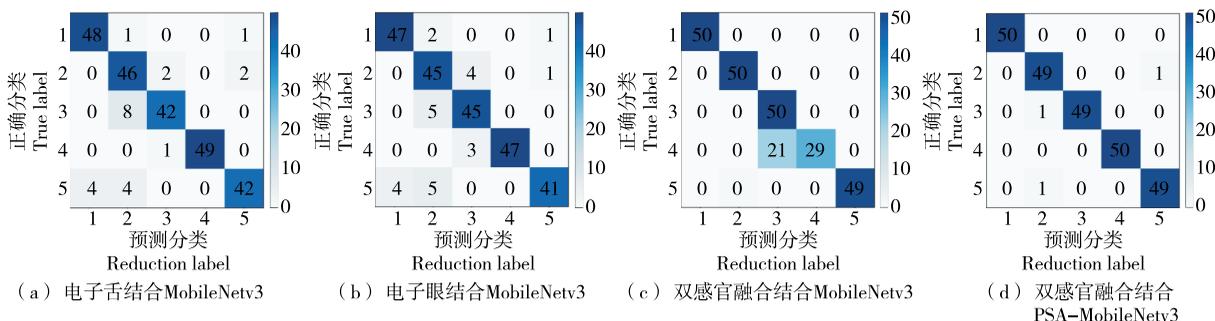


图 14 4 种方法的混淆矩阵对比

Figure 14 Comparison of confusion matrix of four methods

分别达到 90.5% 和 90.0%，说明电子舌与电子眼设备所提取能反映黄芪样本之间差异的特征信息比较接近。采用双感官融合系统结合 MobileNetv3 的分类准确率达到 90.8%，较采用单感官系统有所提升，说明电子舌和电子眼信息融合对黄芪产地的鉴别具有增强效应。采用双感官融合系统结合 PSA-MobileNetv3 准确率为 96.8%，样本错分率较 MobileNetv3 模型明显减少，准确率提升了 6%，说明 PSA 注意力机制的引入使模型实现了通道注意力和空间注意力的信息交互，精简网络层数减少了冗余特征，显著提高了模型性能。

### 2.6 不同方法性能对比

分别采用 VGG16、ResNet50、ShuffleNetv2、PSA-MobileNetv3 模型结合电子舌和电子眼对黄芪样本进行分类检测。通过准确率、精确率、召回率、F<sub>1</sub>-Score 参数对不同模型性能进行评价，计算公式：

$$A = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \times 100\%, \quad (7)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\%, \quad (8)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\%, \quad (9)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}, \quad (10)$$

式中：

- A——准确率，%；
- P——精确率，%；
- R——召回率，%；
- F<sub>1</sub>——F<sub>1</sub>-Score 参数；
- T<sub>p</sub>——匹配正确的样本个数；
- F<sub>p</sub>——匹配不正确的样本个数；
- F<sub>n</sub>——没有找到正确匹配的样本数目；
- T<sub>n</sub>——找到了但不匹配的样本数目。

不同方法根据此评价标准的结果如表 3 所示。在同一深度学习模型中，电子舌和电子眼信息融合对黄芪数据的分类识别率明显高于单感官系统对黄芪数据集的分类，其分类准确率提高了 2%~15%，说明多感官系统信息融合能够获取更多黄芪分类的有效信息。不同特征提取方法之间也存在明显差异，将电子舌和电子眼信息融合应用到 VGG16、ResNet50、ShuffleNetv2 和 PSA-MobileNetv3 模型中，PSA-MobileNetv3 模型相较于其他深度学习模型准确率提高了 5%~23%，其在准确率、精确率、召回率以及 F<sub>1</sub>-Score 评价指标方面分别达到 98.8%、98.8%、98.8%、0.99，较其他模型优势明显。

### 2.7 可视化分析

采用 t 分布随机近邻嵌入算法 (Stochastic neighbor embedding, t-SNE) 对电子舌、电子眼和双感官融合系统

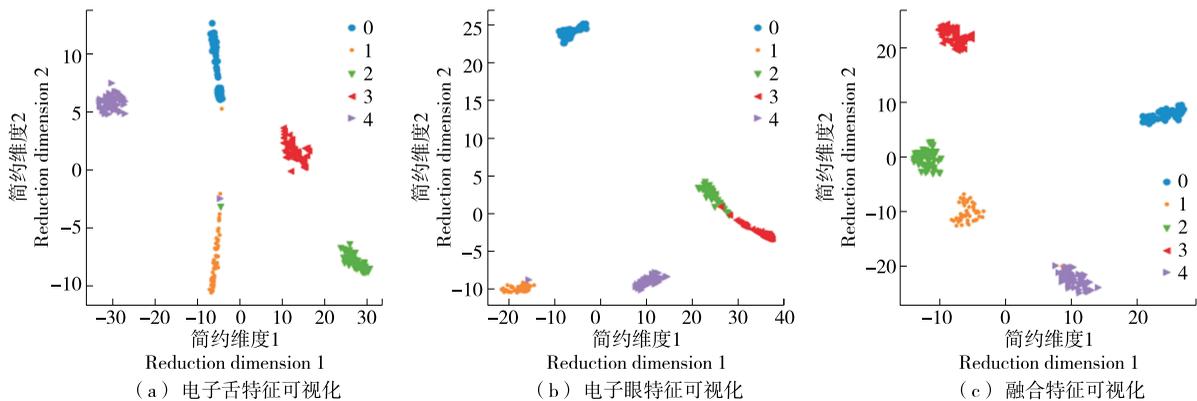
特征提取效果进行可视化分析<sup>[28]</sup>,结果如图 15 所示。由图 15 可以看出,电子舌和电子眼每类样本基本成簇,但存在部分错分点,双感官信息融合后的每一类样本在特

征空间中有明显的聚集特性且没有错分点,说明在信息融合过程中实现了电子舌信息和电子眼信息的互补,因而具有更好的特征提取能力。

表 3 不同深度学习模型性能对比

Table 3 Performance comparison of different depth learning models

数据来源	模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F <sub>1</sub> -Score
电子舌	VGG16	65.1	65.2	65.1	0.65
	ResNet50	86.4	89.8	86.4	0.86
	ShuffleNetv2	91.6	91.7	91.6	0.92
	PSA-MobileNetv3	95.2	95.6	95.2	0.95
电子眼	VGG16	61.6	65.9	61.6	0.62
	ResNet50	78.8	83.9	78.8	0.79
	ShuffleNetv2	84.4	86.0	84.4	0.84
	PSA-MobileNetv3	94.4	94.8	94.4	0.94
感官融合	VGG16	75.8	75.8	75.8	0.76
	ResNet50	92.4	92.9	92.4	0.93
	ShuffleNetv2	94.0	94.4	94.0	0.94
	PSA-MobileNetv3	98.8	98.8	98.8	0.99

图 15 *t*-SNE 特征可视化Figure 15 *t*-SNE feature visualization

### 3 结论

研究提出了一种基于电子舌、电子眼结合改进 MobileNetv3 网络模型的黄芪产地快速溯源方法。利用电子舌和电子眼分别采集黄芪样本的味觉和视觉信息,然后通过格拉姆角场对电子舌信号二维化,保留信号对时间序列的依赖性,然后将电子舌和电子眼信息进行数据融合。在 MobileNetv3 模型的基础上引入金字塔切分注意力机制,以提高模型对空间信息的提取能力,减少 bneck 层数,从而去除冗余特征。采用构造的 PSA-MobileNetv3 模型对电子舌和电子眼的融合信息进行的分类识别,结果表明,PSA-MobileNetv3 模型不仅提高了分类准确率同时减少了参数量,相较于 VGG-16、

ResNet50、ShuffleNetv2 等深度学习模型,在准确率、精确率、召回率和 F<sub>1</sub>-Score 均有较大提升,可对 5 种不同产地的黄芪进行有效的分类识别。研究的信号二维化只使用一种方法,后期可采用多种不同信号二维化的方法对其电子舌信号进行分析。数据融合直接对电子舌信号和电子眼图像进行简单融合,可针对不同融合方法做对比试验,寻求最优的融合方法。

### 参考文献

- [1] 明荔莉, 范稚莉, 王海燕, 等. 元素分析—同位素质谱法测定黄芪中碳、氮同位素比值及其在产地溯源中的应用[J]. 化工时刊, 2021, 35(5): 18-21.  
MING L L, FAN Z L, WANG H Y, et al. Element analysis-isotope

- ratio mass spectrometer for determination of carbon and nitrogen isotope in astragali radix and its application in geographical origin traceability[J]. *Chemical Industry Times*, 2021, 35(5): 18-21.
- [2] 张艳贺, 张雷鸣, 刘秀波, 等. 不同产地黄芪的性状和显微鉴别[J]. *中药材*, 2013, 36(10): 1 602-1 604.  
ZHANG Y H, ZHANG L M, LIU X B, et al. Characters and microscopic identification of astragalus from different habitats[J]. *Journal of Chinese Medicinal Materials*, 2013, 36(10): 1 602-1 604.
- [3] HU L, YIN C, MA S, et al. Comparison and application of fluorescence EEMs and DRIFTS combined with chemometrics for tracing the geographical origin of radix astragali[J]. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc*, 2018, 205: 207-213.
- [4] 高继勇, 王首程, 于雪莹, 等. 基于电子舌与 GAN-CDAE-ELM 模型的咖啡产地快速溯源检测[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(21): 36-43.  
GAO J Y, WANG S C, YU X Y, et al. Rapid origin tracesibility detection of coffee based on electronic tongue and GAN-CDAE-ELM model[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(21): 36-43.
- [5] 吴仕敏, 余勤艳, 朱佳依, 等. 基于电子舌和代谢组学分析揉捻频率对工夫红茶品质的影响[J/OL]. *食品科学*. (2022-06-29) [2023-01-31]. <http://kns-cnki-net.vpn.sdut.edu.cn:8118/kcms/detail/11.2206.TS.20220628.1538.032.html>.  
WU S M, YU Q Y, ZHU J Y, et al. Analysis on the effect of rolling frequency on the Gongou black tea quality based on electronic tongue and metabonomics [J/OL]. *Food Science*. (2022-06-29) [2023-01-31]. <http://kns-cnki-net.vpn.sdut.edu.cn:8118/kcms/detail/11.2206.TS.20220628.1538.032.html>.
- [6] 程铁轅, 夏于林, 张莹. 基于机器学习和电子舌技术的白酒掺假鉴别[J]. *食品工业*, 2021, 42(5): 288-291.  
CHENG T Y, XIA Y L, ZHANG Y. Identification of adulteration of Chinese liquor based on machine learning and electronic tongue technology[J]. *Food Industry*, 2021, 42(5): 288-291.
- [7] 陈晓旭, 刘聪, 王丽霞, 等. 基于电子眼技术和化学指纹图谱的陈皮与蒸陈皮质量差异分析[J]. *中国实验方剂学杂志*, 2023, 29(10): 202-208.  
CHEN X X, LIU C, WANG L X, et al. Quality difference analysis of raw and steamed products of citri reticulatae pericarpium based on electronic eye technique and chemical fingerprint[J]. *Chinese Journal of Experimental Traditional Medical Formulae*, 2023, 29(10): 202-208.
- [8] 康明, 陶宁萍, 俞骏, 等. 不同干燥方式无花果干质构及挥发性成分比较[J]. *食品与发酵工业*, 2020, 46(4): 204-210.  
KANG M, TAO N P, YU J, et al. Comparison of texture quality and volatile components of dried figs by different drying methods[J]. *Food and Fermentation Industries*, 2020, 46(4): 204-210.
- [9] ORLANDI G, CALVINI R, PIGANI L, et al. Electronic eye for the prediction of parameters related to grape ripening[J]. *Talanta*, 2018, 186: 381-388.
- [10] 段金芳, 肖洋, 刘影, 等. 一测多评法与电子眼和电子舌技术相结合优化山茶黄蒸制时间[J]. *中草药*, 2017, 48(6): 1 108-1 116.  
DUAN J F, XIAO Y, LIU Y, et al. Optimization of steaming time of cornus officinalis by QAMS combined with electronic-eye and electronic-tongue techniques[J]. *Chinese Traditional and Herbal Drugs*, 2017, 48(6): 1 108-1 116.
- [11] 陈佳瑜, 袁海波, 沈帅, 等. 基于智能感官多源信息融合技术的滇红工夫茶汤综合感官品质评价[J]. *食品科学*, 2022, 43(16): 294-301.  
CHEN J Y, YUAN H B, SHEN S, et al. Comprehensive sensory quality evaluation of dianhong congou tea infusions based on intelligent sensory multi-source information fusion technology[J]. *Food Science*, 2022, 43(16): 294-301.
- [12] ZHANG S F, ZHU D H, CHEN X J. Analysis of E-tongue data for tea classification based on semi-supervised learning of generative adversarial network[J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2022, 50(2): 77-85.
- [13] 杨正伟, 张鑫, 李庆盛, 等. 基于电子舌及一维深度 CNN-ELM 模型的普洱茶贮藏年限快速检测[J]. *食品与机械*, 2020, 36(8): 45-52.  
YANG Z W, ZHANG X, LI Q S, et al. A fast detection Pu-erh tea storage based on the voltammetric electronic tongue and one-dimension CNN-ELM[J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(8): 45-52.
- [14] 张海超, 张闯. 融合注意力的轻量级行为识别网络研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(5): 173-179.  
ZHANG H C, ZHANG C. Research on lightweight action recognition network integrating attention[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(5): 173-179.
- [15] LI J, WANG Q. Intra-group and inter-group electrocardiograph coding image fusion and classification based on multi-scale group convolution feature fusion network [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72: 103374.
- [16] 姚立, 孙见君, 马晨波. 基于格拉姆角场和 CNN-RNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *轴承*, 2022(2): 61-67.  
YAO L, SUN J J, MA C B. Fault diagnosis method for rolling bearing based on gramian angular fields and CNN-RNN [J]. *Bearing*, 2022(2): 61-67.
- [17] 王云艳, 罗帅, 王子健. 基于改进 MobileNetV3 的遥感目标检测[J]. *陕西科技大学学报*, 2022, 40(3): 164-171.  
WANG Y Y, LUO S, WANG Z J. Remote sensing target detection based on improved MobileNetV3[J]. *Journal of Shaanxi University of Science & Technology*, 2022, 40(3): 164-171.
- [18] HE C, LI X, LIU Y, et al. Combining multicolor fluorescence imaging with multispectral reflectance imaging for rapid citrus Huanglongbing detection based on lightweight convolutional neural network using a handheld device [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 194: 106808.
- [19] LI X, SHEN X, ZHOU Y, et al. Classification of breast cancer histopathological images using interleaved DenseNet with SENet (IDSNet) [J]. *PLoS One*, 2020, 15(5): e0232127.

- [20] ZHANG H, ZU K, LU J, et al. EPSANet: An efficient pyramid squeeze attention block on convolutional neural network [J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021, DOI: 10.48550/arXiv.2015.14447.
- [21] 李媛媛, 王艳丽, 姚静, 等. 基于电子舌的白及其近似饮片的快速辨识研究[J]. *世界科学技术: 中医药现代化*, 2021, 23(5): 1 532-1 539.  
LI Y Y, WANG Y L, YAO J, et al. Research on the rapid identification of rhizoma bletillae and its approximate decoction pieces based on electronic tongue [J]. *World Science and Technology: Modernization of Traditional Chinese Medicine*, 2021, 23(5): 1 532-1 539.
- [22] 刘瑞新, 郝小佳, 张慧杰, 等. 基于电子眼技术的中药川贝母真伪及规格的快速辨识研究[J]. *中国中药杂志*, 2020, 45(14): 3 441-3 451.  
LIU R X, HAO X J, ZHANG H J, et al. A rapid identification of the authenticity and specifications of Chinese medicine fritillariae cirrhosae bulhus based on E-eye technology[J]. *China Journal of Chinese Materia Medica*, 2020, 45(14): 3 441-3 451.
- [23] YANG Z, MIAO N, ZHANG X, et al. Employment of an electronic tongue combined with deep learning and transfer learning for discriminating the storage time of Pu-erh tea[J]. *Food Control*, 2021, 121(3): 107608.
- [24] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J/OL]. arXiv. (2017-04-17) [2023-01-31]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [25] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]// *Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE, 2018: 4 510-4 520.
- [26] 孙丰刚, 王云露, 兰鹏, 等. 基于改进 YOLOv5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(11): 171-179.  
SUN F G, WANG Y L, LAN P, et al. Apple fruit disease identification method based on improved YOLOv5s and transfer learning[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2022, 38(11): 171-179.
- [27] 张利军, 段礼祥, 万夫, 等. 往复压缩机故障的残差网络诊断方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(5): 38-46.  
ZHANG L J, DUAN L X, WAN F, et al. Residual network diagnosis method for reciprocating compressor fault[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(5): 38-46.
- [28] 王首程, 于雪莹, 高继勇, 等. 基于电子舌和电子鼻结合 DenseNet-ELM 的陈醋年限检测[J]. *食品与机械*, 2022, 38(4): 72-80, 133.  
WANG S C, YU X Y, GAO J Y, et al. Age detection of mature vinegar based on electronic tongue and electronic nose combined with DenseNet-ELM[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(4): 72-80, 133.
- 
- (上接第 5 页)
- [7] 郭玉秋. 羟丙基交联木薯淀粉对面团特性及加工品质的影响[D]. 泰安: 山东农业大学, 2014: 8.  
GUO Y Q. Effects of hydroxypropylated and cross-linked tapioca starch on dough properties and processing qualities [D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2014: 8.
- [8] HU A J, CHEN X L, WANG W, et al. Properties and structure of modified taro starch: Comparison of ultrasound and malic acid treatments[J]. *Starch-Stärke*, 2021, 73(9/10): 2000252.
- [9] 宁吉英. 蜡质玉米淀粉凝胶冻融稳定性的研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2017: 14.  
NING J Y. Freeze-thaw stability of Waxy corn starch gel [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2017: 14.
- [10] 何绍凯, 刘文娟, 曹余, 等. 马铃薯氧化羟丙基淀粉的制备及其性能研究[J]. *食品科技*, 2017, 42(2): 245-250.  
HE S K, LIU W J, CAO Y, et al. Preparation of oxidized hydroxypropyl potato starch [J]. *Food Science and Technology*, 2017, 42(2): 245-250.
- [11] 赵丹, 徐忠, 罗秋影, 等. 马铃薯交联羟丙基淀粉的制备研究[J]. *哈尔滨商业大学学报*, 2013, 29(4): 426-428.  
ZHAO D, XU Z, LUO Q Y, et al. Study on preparation of potato cross-linked hydroxypropyl starch[J]. *Journal of Harbin University of Commerce*, 2013, 29(4): 426-428.
- [12] 韦爱芬, 韦莉敏, 朱鸿雁, 等. 三偏磷酸钠交联对羧甲基淀粉性能的影响[J]. *应用化工*, 2021, 50(10): 2 745-2 750.  
WEI A F, WEI L M, ZHU H Y, et al. Effect of sodium trimetaphosphate cross-linking on properties of carboxymethyl starch[J]. *Applied Chemical Industry*, 2021, 50(10): 2 745-2 750.
- [13] 徐微, 刘玉兵, 张丝瑶, 等. 变性淀粉的制备方法及应用研究进展[J]. *粮食与油脂*, 2020, 33(9): 8-11.  
XU W, LIU Y B, ZHANG S Y, et al. Research progress on preparation methods and application of modified starch[J]. *Cereals & Oils*, 2020, 33(9): 8-11.
- [14] 张艳萍. 变性淀粉制造与应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2007: 93.  
ZHANG Y P. Manufacturing and application of modified starch [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2007: 93.
- [15] 郭庆兴, 童群义. 交联羟丙基羧甲基木薯淀粉性质的研究[J]. *食品工业科技*, 2012, 33(23): 122-128.  
GUO Q X, TONG Q Y. Study on properties of cross-linking hydroxypropyl carboxymethyl starch[J]. *Science and Technology of Food Industry*, 2012, 33(23): 122-128.
- [16] 邹建, 刘亚伟, 郑岩. 交联羟丙基木薯淀粉性质研究[J]. *食品科学*, 2006, 27(9): 79-83.  
ZOU J, LIU Y W, ZHENG Y. Study on the properties of cross-linked hydroxypropylated tapioca starch[J]. *Food Science*, 2006, 27(9): 79-83.