

文章编号: 1002-1582(2026)03-0368-10

双向博弈平行反卷积网络下的饮片高光谱测量鉴别

陈雁^{1*}, 巢建国², 徐艳¹, 严慧深¹

(1. 扬州职业技术大学, 江苏 扬州 225000)

(2. 南京中医药大学 药学院, 江苏 南京 210000)

摘 要: 实现饮片智能鉴别代替传统感官判断, 可被推广于日常生活或医药生产等领域。结合高、低卷积层特征提取网络提取丰富的饮片特征, 并在生成对抗网络模型中引入全特征连接网络, 可进一步提取高光谱曲线、均值、方差、最大和最小局部隐层特征。然后在生成和判别网络中增加条件参数, 通过博弈思想提升网络的稳定性和有效性, 最后将所得的特征传送到分类装置中完成分类鉴别。所提方法在简单和复杂背景下测试与训练样本占比小于4:7后, 饮片鉴别准确率分别约为90.2%和79.6%, 并可植入手机完成饮片鉴别。所提方法的各指标均优于IC-Net、Res-TCMNet、ResNet18、GhostNet。饮片图像背景复杂程度与清晰度均会影响饮片鉴别的准确率。

关 键 词: 饮片; 医药; 人工智能; 生成对抗; 鉴别

中图分类号: TP394.1; TH691.9

文献标识码: A

Hyperspectral measurement and identification of chinese herbal slices based on bidirectional game parallel deconvolution network

CHEN Yan^{1*}, CAO Jianguo², XU Yan¹, YAN Huishen¹

(1. Yangzhou Polytechnic University, Yangzhou 225000, China)

(2. College of Pharmacy, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210000, China)

Abstract: Intelligent identification of prepared slices of Chinese materia medica replacing traditional sensory judgment can be popularized in daily life, pharmaceutical production and other fields. A feature extraction network with high and low convolutional layers is combined to extract abundant features of prepared slices, and a full-feature connection network is introduced into the Generative Adversarial Network (GAN) model to further extract the hyperspectral curves, mean values, variances, and the maximum and minimum local hidden layer features. Conditional parameters are then added to the generator and discriminator networks, and the stability and effectiveness of the network are improved based on the game theory. Finally, the extracted features are fed into the classification module to complete the classification and identification. The proposed method is tested under simple and complex background conditions with the ratio of test samples to training samples less than 4:7, achieving an identification accuracy of approximately 90.2% and 79.6% for prepared slices respectively, and it can be embedded in mobile phones for on-site identification. All evaluation indicators of the proposed method outperform those of IC-Net, Res-TCMNet, ResNet18 and GhostNet. Moreover, the complexity and definition of the background of prepared slice images both have a significant impact on the accuracy of prepared slice identification.

Keywords: decoction pieces; pharmaceuticals; artificial intelligence; generative adversarial; identification

收稿日期: 2025-11-26; 收到修改稿日期: 2026-01-03

基金项目: 江苏省高等学校教育信息化研究项目 (2025JSETKT225); 江苏高校“青蓝工程”资助

作者简介: 陈雁 (1987—), 女, 副教授, 从事中药鉴定、深度学习研究。

* 通讯作者: Chenyan2010_1987@163.com

0 引 言

中药饮片往往是普通大众日常生活相伴但易混淆的盲区。饮片经过数千年的传承^[1]，形成以经验为主的鉴别方法，为当代中医药的科研和发展形成了思路。经验鉴别方法具有传承性和专业性的特点，经验型的专业饮品鉴别人员往往需要通过数十年的学习和积累，而一些口耳相传的特殊经验鉴别方法已逐步面临失传。此外，经验型中药分类很难规避人脑疲劳或主观失误所带来的误判。因此，结合现代化科技研究先进而高效的饮品鉴别技术^[2]具有重要的实用价值和意义。伴随国务院出台的“中医药振兴发展重大工程实施方案”，所提出的聚焦科技创新与推进中医药技术改革的理念^[3]，为中药饮片鉴别技术的发展奠定了基础和灵魂，将新科技运用其中便于普通大众查询应用势在必行。

现有的关于新技术应用于饮片鉴别的研究尚少，仍存在很大的研究空间^[4]。现有的研究主要基于图像分析与模式识别技术^[5-10]，根据图像的颜色、纹理与形态等浅层特征实现饮品的鉴别，这类方法可大致完成饮片的鉴别，但误判率较高；随着人工智能技术的发展，过渡到采用机器视觉的策略^[11]完成饮片鉴别，搭建神经网络的深度学习模型获取细节的能力强，可明显提升鉴别准确率。这些方法在饮片鉴别的过程中，在不同程度上取得了好的效果，但在实际应用的过程中很难避免一些问题。吴冲^[12]构建饮片图像特征数据库，但实验往往聚焦于直观特征区分较大的饮片，直观特征区别小的饮片鉴别效果差；张一凡^[13]根据图像的颜色、纹理与形态等底层特征实现饮片的鉴别，但未充分考量特征间的关联；Miao^[14]采用一种 IC-Net (Improved ConvNeXt Network, IC-Net) 结合数据增强技术充分提取样本特征，但浅层特征源于像素而不是高光谱曲线等底层数据，易被环境所影响；孙兴^[15]设计了一种改进 YOLOv8 的饮片鉴别方法，但该方法不科学的特征提取方式往往使得算法的适应能力不佳；Kang^[16]提出一种基于残差架构的中药分类网络 (Residual Structure based Traditional Chinese Medicine Network, Res-TCMNet)，该方法能较准确地识别饮片，但神经网络的模型和架构设计不佳，易带来过拟合现象。

为改进上述方法的不足，基于生成对抗、多分支等网络的思想，提出了双向博弈平行反卷积网络下的饮片高光谱测量鉴别方法。优势在于采用两条分支方法提取和描述饮片图像和高光谱曲线特征，所获取的图像特征更为丰富；引入全特征连接网络，能获得均

值、方差、最大与最小局部特征；所基于的生成对抗网络模型，能够在博弈过程提升算法的鉴别能力，但该方法的实时性还存在一定的提升空间。

1 材料和设备

1.1 实验材料

从某医药城根据“中药饮片质量标准”分批次购入 60 种常见饮片（包括根茎类饮片、茎木类饮片、皮类饮片、种子类饮片、动物类饮片和全草类饮片），饮片的炮制过程^[17]符合《江苏省中药饮片炮制规范》，并由某实验师鉴定符合 2025 版《中国药典》。由于断面包含了丰富的饮片特征，为保证材料的典型性，所选饮片涵盖了不同种类的断面，如表 1 所示。断面分为纤维性、层次状、颗粒性、疏松状、刺状、含胶质、平坦型、粉性（其中，若饮片含纤维多则具纤维性，其断面表现为纤维状纹路；若饮片存在相间排列的纤维束，其断面表现为层次状；若饮片含石细胞多，其断面表现为颗粒性；若饮片的薄壁组织结构疏松，则断面表现为疏松状；若饮片由木纤维组成，则其断面表现为刺状；若饮片的断面含胶丝或胶质体，则其断面表现为含胶质；若饮片的断面以薄壁组织、淀粉为主，则其断面表现为平坦型；若饮片含淀粉多，则其断面表现为粉性）。

表 1 饮片断面性状分类

断面性状	中药饮片示例
纤维性	甘草、知母、麻黄、柴胡、毛冬青、北豆根、石菖蒲、合欢皮、高良姜
层次状	秦皮、黄柏、苦楝皮、牛膝、升麻、乌药、苦参、白术、蒿本、桔梗
颗粒性	大黄、木瓜、天冬、麦冬、炮姜、射干、延胡索、肉苁蓉、猪苓
疏松状	丹参、甘松、南沙参、四叶参、前胡、金钗石斛
刺状	苏木、檀香、沉香、降香、川木香、油松节、香樟木
含胶质	竹帘状丝连皮、盐杜仲、水蛭、白果仁
平坦型	玄参、西洋参、何首乌、土党参、太子参、红参
粉性	白芷、茯苓、川贝母、白薇、山奈、天南星、甘遂、黄药子、葛根

注：以下仅注明具多基原物种的基原，大黄（药用大黄 *Rheum officinale* 的干燥根和根茎），川木香（菊科植物川木香 *Sichuan Dolomiaea Root* 的干燥根），伊贝母（百合科植物伊贝母 *Fritillaria pallidif* 的干燥鳞茎），天南星（天南星科植物天南星 *Rhizoma arisaematis* 的干燥块茎），升麻（毛茛科植物升麻 *Rhizoma cimicifugae* 的干燥根茎），甘草（豆科植物甘草 *Liquorice* 的干燥根和根茎），金钗石斛（兰科植物金钗石斛 *Dendrobium nobile* 的干燥茎），白芷（伞形科植物白芷 *Radix angelicae* 的干燥根），白薇（萝藦科植物白薇 *Cynanchum atratum* 的干燥根和根茎），苦楝皮（楝科植物楝 *Meliaceae* 的干燥根皮和树皮），南沙参（桔梗科植物轮叶沙参 *Adenophora tetraphylla* 的干燥根），秦皮（木犀科植物白蜡树 *Fraxinus chinensis* Roxb 的干燥枝皮或干皮），柴胡（伞形科植物柴胡 *Bupleurum chinense* 的干燥根），麻黄（麻黄科植物草麻黄 *Ephedra sinica* stapf 的干燥草质茎）。

1.2 实验设备

双向博弈平行反卷积网络下的饮片特征鉴别系统的硬件部分采用 Canon LEGRIA HF R806 相机与 DELL XPS13-7390 笔记本（硬件配置为：四核 i7-10510U 处理器和 13.9 英寸显示器，4.9GHz 处理器加速频率内置集成显卡，软件配置为：win10 系统，运行 Matlab2023b 完成实验）。高光谱图像捕获设备的型号为双利合谱 GaiaField 系列的 GaiaField-R-V10E，其光谱范围 400~1000nm，光谱分辨率 2.8nm，数值孔径 F/2.4。该高光谱仪适配 HSIA-LS-T-200W Gaiafield 的专用光源、动态范围达 14bits 的 CCD 探测仪、视场角为 14° 的 HSIA-OL35 镜头。并采用 ENVI 5.8 程序获取饮片的感兴趣区间 (Region of Interest, ROI)，进而得到各 ROI 的均值高光谱信号，均采用 Matlab2023b 完成解析。高光谱曲线则由 OriginPro 2021 完成绘制。整个饮片智能鉴别系统的工作方式为：首先将饮片图像（通过相机直接拍摄饮片或其他方式获取）传输入系统；进而采用两条分支方法提取饮片特征；然后将捕获的特征传输至双向博弈平行反卷积模型中完成非线性映射和图像重建两个环节；最后通过系统所完成网络训练的最优参数获得饮片的鉴别结果，如图 1 所示。

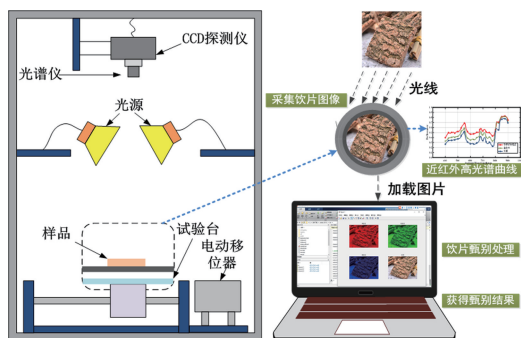


图 1 饮片智能鉴别系统

2 方 法

2.1 饮片样品制备

将分批次购入的饮片混合，每种饮片均随机选出 100 件（其中预留 10 件饮片为待选项，剩余 90 件饮片用作样本）。为保证饮片暴露出断面，根据《江苏省中药炮制规范》对饮片进行切制处理，针对不同的饮片分别完成段、块、片等饮片形态的制备。

2.2 搭建饮片数据集

本文结合近红外高光谱曲线和光学图像完成饮片鉴别，因此分为近红外高光谱曲线集和光学饮片数据集。

2.2.1 红外高光谱曲线集

其中，近红外高光谱曲线捕获前，先接通光

源预热半小时，将光源与水平角调节为 60 度，曝光时间设置成 0.5ms，调节焦距使样品和镜头间的距离调整为 50cm，采样速率为 0.8ms。为削弱光照不均与外界复杂环境的作用，则应在获取近红外高光谱数据前完成原始图像预处理。完成所获取近红外高光谱图像的黑白调整，测算公式表示为

$$A = \frac{(A_s - A_b)}{(A_w - A_b)} \quad (1)$$

式中， A 和 A_s 分别代表调整后和原始的高光谱曲线图； A_b 和 A_w 分别代表白板调整后和黑板调整后的高光谱曲线图。

通过黑白调整后，采用 ENVI 5.8 程序在各个饮片样本中获取光线照射均匀、尺寸接近的 ROI，并将各 ROI 的所有像素均反射率用作各样品的初始光谱信息。

2.2.2 光学饮片数据集

为避免所提方法仅能适应单一背景图像，提升方法的适应能力，光学饮片数据集主要通过以下方式构建：网络获取和在不同的背景状态下捕获购入的饮片样本和切制后饮片样本的图像集。即将饮片放在各种现实简单或复杂环境背景中拍摄。保证单幅图像中仅包含一种饮片，简单背景指背景材质、颜色和纹理单一，或与样品差异显著；复杂背景指背景材质、颜色和纹理复杂，或与样品差异较小。共获得饮片数据张共计 11212 张，包含 60 种上述饮片，保证每种饮片的图像数据量大于 100，且每幅图中所包含的同种饮片组合均不同。如图 2 所示为部分饮片图像。



图 2 部分饮片图像

2.3 特征获取

本文提出了一种双向博弈平行反卷积网络实现特征提取和饮片智能鉴别。获取足够的饮片特征是智能鉴别的关键,本文主要采用两条支线方法提取饮片特征,包括采用低卷积层提取饮片图像的颜色、边缘、纹理等特征^[18, 19];采用高卷积层提取高级饮片特征——语义特征^[20]。最后将高低卷积层提取的隐层特征转换为相同尺寸,并定义可学习权重,实现权重归一化与加权融合,并完成权重训练优化和约束,再输入到下一环节。

2.3.1 低卷积层特征提取

低卷积层特征提取网络主要获取近红外光谱曲线、颜色、边缘、纹理等特征。该模块主要采用平行卷积处理,如图3所示。其中,上方网络在卷积核后加入归一化处理,能规避过拟合的问题,所采用的平行和深度卷积策略,分别可以提取饮片图像的低频与高频特征。下方网络则由两个残差模块构成,所引入的高效通道注意力机制(Efficient Channel Attention, ECA)可利用有效步长卷积适应特征图的尺度,并增强特征图深度,避免梯度缺失,提升重要特征的提取能力,并保证数据完善度。饮片图像特征提取模块的输入和输出尺寸分别为 $224 \times 224 \times 3$ 和 $224 \times 224 \times 128$;高光谱曲线特征提取模块的输入和输出尺寸分别为 1×720 和 $1 \times 720 \times 128$ 。

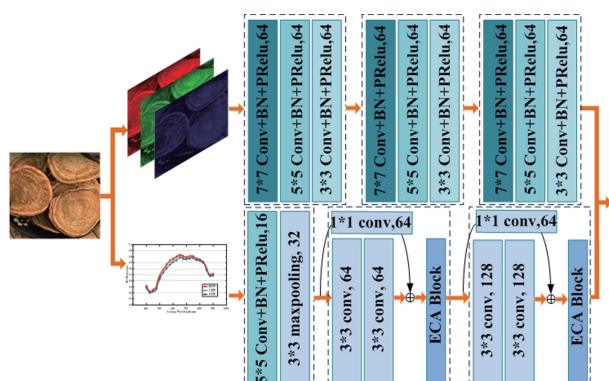


图3 低卷积层特征提取

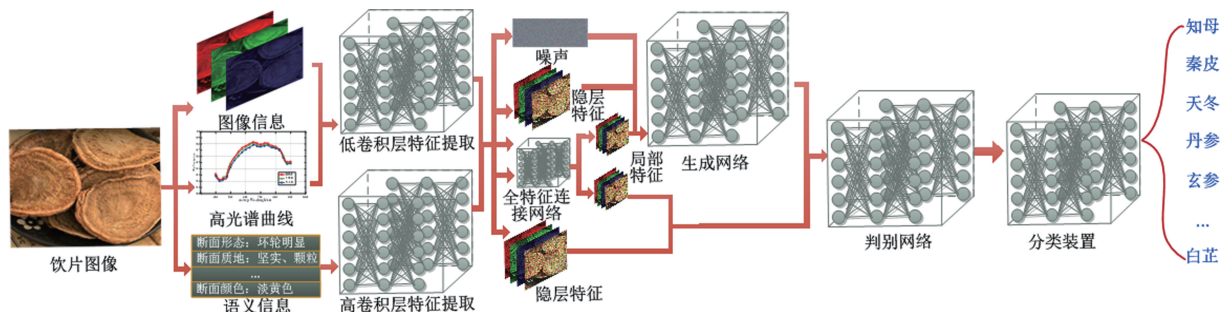


图5 双向博弈平行反卷积网络下的整体架构

2.3.2 高卷积层特征提取

饮片的语义特征是更高级的特征,可由高卷积层获取,而低卷积层则不包含语义数据。如在训练集中增加“西洋参”“苦参”“党参”“沙参”,而“红参”“玄参”仅出现在测试集中,却能描述特征和分类。高卷积层特征提取模块如图4所示。该模块的输入和输出尺寸分别为 $224 \times 224 \times 1$ 和 $224 \times 224 \times 128$ 。

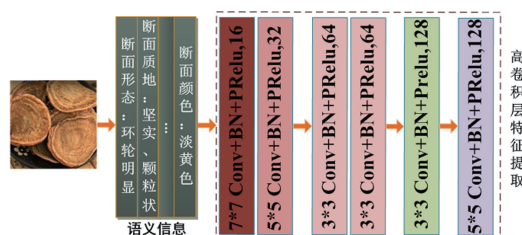


图4 高卷积层特征提取

2.4 饮片智能鉴别方法

本文在生成和判别网络中增加全特征连接网络所得的条件参数,使网络训练更可靠,并可获得丰富而典型的特征。如图5所示为双向博弈平行反卷积网络的整体架构。饮片图像的相关数据输入至高低卷积层中获得充足的隐层特征,然后将充分提取后的特征和通过全特征连接网络获得的均值、方差、最大和最小局部特征共同输入至生成对抗架构中生成趋近于真实饮片状态的隐层特征,其双向博弈过程能够提升算法的识别效力;最后,将隐层特征输入至分类装置中可完成饮片分类鉴别。

2.4.1 全特征连接网络

将全特征连接网络(Whole Feature net, WF-net)设计在生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)模型中,通过全局平均池化(Global Average Pooling, GAP)可得均值,利用GAP获得通道均值逐元素计算差值平方可得方差,采用全局最大池化(Global Max Pooling, GMP)可获取最大值,利用全局最小池化(Global Min Pooling, GMiP)可获取最小值。隐层特征输入全特征连接层可进一步得到均值^[21]、方差^[22]、最大^[23]

和最小^[24]局部特征参量,参与博弈,提供待反馈的特征参量误差,形成了生成器到判别器和判别器到生成器的双向反馈闭环的双向博弈机制。从而有效完成饮片鉴别,该网络模型突破了从高到低的传统卷积层,全特征连接层可不分高底优先级实现各卷积层,如图6所示。输入为 $224 \times 224 \times 128$ 的隐层特征,则均值、方差、最大和最小局部特征输出尺寸均为 $1 \times 1 \times 128$ 。

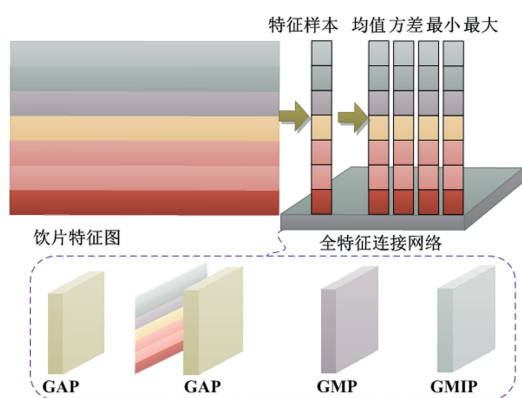


图6 全特征连接网络模型

2.4.2 生成网络模块

生成对抗网络可依据生成与对抗的博弈思想提升网络性能的稳定性。在生成网络中可获取趋近于真实饮片状态的隐层特征,即将特征提取模块的输出和噪声输入到生成网络的非线性映射和重建部分中来获取,如图7所示。此部分包含了卷积和反卷积层,能够有效降低所需的特征图数目和网络层数,从而提高了参数训练与细节传输的效率。此外,该模型采用多组 3×3 卷积核规避参数冗余,所提出的平行反卷积基于多分支网络思想,其差异在于多尺度卷积结构中的反卷积核(Deconv)融合。因而深度平行反卷积架构能提升空间维度,有利于重建,从而有效地生成隐层特征。该模块的输入和输出尺寸分别为 $224 \times 224 \times 128$ 和 $224 \times 224 \times 128$ 。

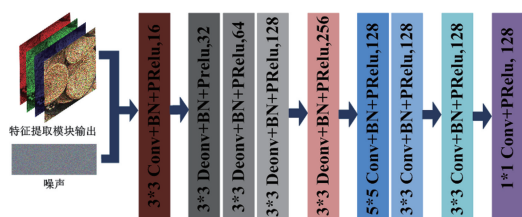


图7 生成网络的非线性映射和重建部分

2.4.3 对抗网络模型

所得的图像特征在生成网络模型中学习后进入对抗网络模型,判别网络则可分辨所输入的饮片特征样本是来自于初始饮片图像还是来自于生成后数据,同时反馈特征参量误差,该双向博弈过程能够提升算法的鉴别效力。若样本真实率不

小于0.5则可判别为原始饮片图像;若样本真实率小于0.5则可判别为生成图像。伴随算法训练的程度加深,样本真实率逐步逼近于0.5。最后,鉴别网络则能够依据原始和生成的隐层特征获得饮片的鉴别结果。对抗网络的输入和输出尺寸分别为 $224 \times 224 \times 128$ 和 $7 \times 7 \times 4$;分类网络的输入和输出尺寸分别为 $7 \times 7 \times 4$ 和 $5 \times 5 \times 1$ 。判别与分类模型如图8表示。

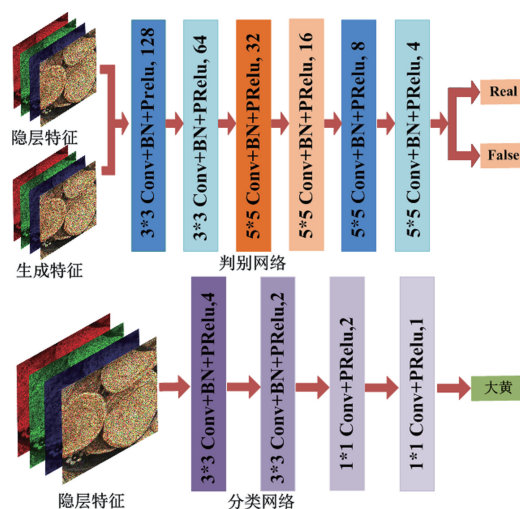


图8 判别与分类网络

2.4.4 学习训练

生成对抗网络采用对抗训练的网络训练模式,可保证深度学习网络所获得鉴别结果的准确度。对抗训练即通过饮片特征获得特征样本,并区分图像为真实还是生成图像。采用AdamW优化器,学习率和指数衰减率分别设为0.0002与0.5。学习训练的过程就是通过代价函数不断优化所设计的生成对抗和分类部分的深度学习参数,使双向博弈平行反卷积网络能够完成精准的饮片图像鉴别。

2.5 系统使用流程

智能鉴别系统的整体使用流程为:首先获取饮片图像(通过相机直接拍摄饮片或其他方式获取),然后加载饮片图像至界面的输入窗口,通过系统内置的双向博弈平行反卷积网络方法处理,可在鉴别窗口中显示出结果,系统界面如实验部分的图11和图13所示。

3 结果与分析

3.1 高光谱曲线获取

在提取高光谱曲线图像的进程中,易受到外部环境的光照、暗电流等因素的影响,使所获取的高光谱图像中易带来和饮片光谱信号不相符的异常数据。此外,高光谱设备在应用过程中,往往由于物理扰动、外界噪声或其他扰动的影响,

需采用合适的高光谱预处理方法组合消除干扰、强化高光谱曲线数据，构建有效的预处理模型。本文采用的高光谱曲线预处理方法包括乘数散射校正（Multiplicative Scatter Correction, MSC）、萨维茨基-戈莱平滑法（Savitzky-Golay, SG）、标准正态变量（Standard Normalized Variate, SNV）、一阶导数法（First Derivative, FD）与二阶导数法

（Second Derivative, SD）这五类策略完成高光谱曲线预处理，可得各饮片的光谱曲线，进而将高光谱曲线图输入至低卷积层特征提取网络中完成后续处理。如图 9 所示为部分饮片的平均光谱曲线，包含纤维性、层次状、颗粒性和疏松状这四类饮片的部分平均高光谱曲线，其中，横坐标代表平均波长 λ_w ，纵坐标则代表反射率 Re 。

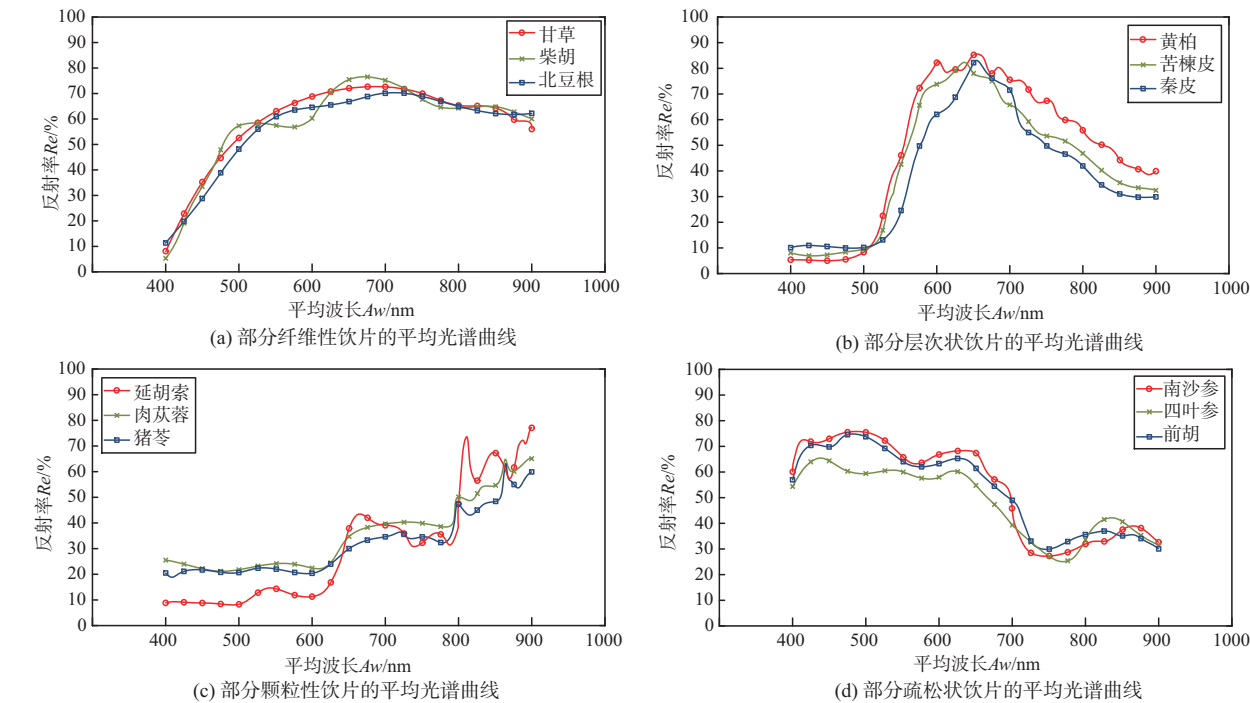


图 9 部分饮片预处理前后的平均光谱曲线

3.2 简单背景下的饮片鉴别

简单背景下的饮片图像指图像的清晰度效果好，即色度、分辨率、明度和饱和度较高，尺度适中，且单幅图像中的饮片种类单一。在实际操作过程中，对同种饮片的各图像进行了编码，按照编码号从前到后、均匀地分成 11 个子集，11 个子集依次从 1~11 编号，为 Subset 1~11。严格按照训练集和测试集之比 1:10 变化为 10:1 的顺序，分别做 11 轮训练与验证。采用 11 折交叉验证的方式，将上述类型的饮片图像输入到双向博弈平行反卷积网络下的饮片鉴别系统中，图 10 所示为测试与训练样本的比重 10:1 变化为 1:10 的状态。表 1 给出 60 种常见饮片在测试与训练样本占比为 4:7 的鉴别率，从统计结果可知，随着训练样本占比的增加，饮片鉴别准确率也随之增加。出现这种现象的原因为：深度学习的参数训练环节是重要模块，当测试与训练样本比例降至 5:6 时，所得饮片平均鉴别准确率约为 78.1%；当测试与训练样本占比变化为 4:7 时，本方法所得饮片平均鉴别准确率约为 90.2%，如图 10 给出，图中的纵横坐标分别表示饮片鉴别准确率 Z_q 、测试与训练样本占比 Z_b 。

但当测试与训练样本占比小于 4:7 后，饮片鉴别准确率变化不大。如图 11 所示为肉苁蓉饮片鉴别结果示意图。

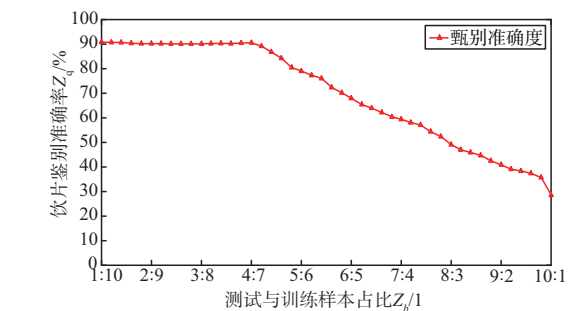


图 10 简单背景下的本方法饮片鉴别准确率

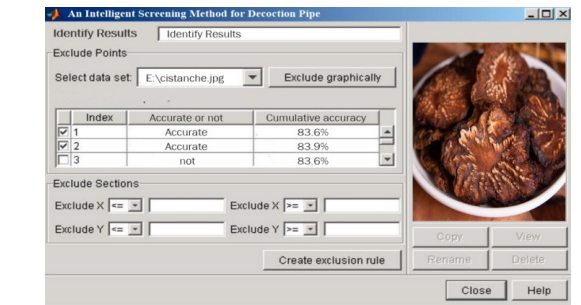


图 11 肉苁蓉饮片鉴别结果

表2 训练与测试样本占比为4:7的饮片鉴别精度

饮片	准确率 $Z_q/\%$	饮片	准确率 $Z_q/\%$	饮片	准确率 $Z_q/\%$	饮片	准确率 $Z_q/\%$
甘草	81.9±0.8	苦参	81.5±0.7	南沙参	71.8±0.8	玄参	95.7±0.6
知母	68.9±1.1	白术	77.8±0.9	四叶参	79.8±0.9	西洋参	86.3±0.8
麻黄	70.7±0.7	蒿本	80.8±1.0	前胡	82.8±0.9	何首乌	89.2±0.7
柴胡	70.1±0.7	桔梗	75.8±0.7	金钗石斛	78.8±0.7	土党参	83.7±0.6
毛冬青	73.2±0.6	大黄	75.7±0.7	苏木	79.7±0.8	太子参	82.5±0.6
北豆根	73.8±0.7	木瓜	77.8±0.9	檀香	77.8±0.8	红参	78.7±0.7
石菖蒲	76.1±0.8	天冬	78.6±1.0	沉香	75.3±0.7	白芷	84.8±0.8
合欢皮	62.8±0.9	麦冬	74.7±0.8	降香	78.2±0.6	茯苓	76.1±0.9
高良姜	82.6±0.6	炮姜	82.1±0.6	川木香	68.1±1.0	川贝母	79.5±0.8
秦皮	81.1±0.8	射干	59.5±1.1	油松节	86.2±0.9	白薇	80.1±0.7
黄柏	79.8±0.7	延胡索	85.1±0.9	香樟木	81.6±0.8	山奈	82.5±0.7
苦楝皮	78.6±0.7	肉苁蓉	83.3±0.7	竹帘状丝连皮	77.3±1.1	天南星	82.6±0.9
牛膝	82.1±0.9	猪苓	78.3±0.7	盐杜仲	91.5±0.7	甘遂	86.1±0.7
升麻	82.7±0.8	丹参	85.1±0.6	水蛭	74.1±0.7	黄药子	81.1±0.8
乌药	76.1±0.6	甘松	72.2±0.9	白果仁	85.5±0.8	葛根	90.1±1.0

3.3 复杂背景下的饮片鉴别

复杂背景下的饮片图像指图像的清晰度效果一般，即色度、分辨率、明度和饱和度不高或尺度低。在实际操作过程中，对同种饮片的各图像进行了编码，按照编码号从前到后、均匀地分成11个子集，11个子集依次从1~11编号，为Subset 1~11。严格按照训练集和测试集之比1:10变化为10:1的顺序，分别做11轮训练与验证。采用11折交叉验证的方式，将上述类型的饮片图像输入到双向博弈平行反卷积网络下的饮片鉴别系统中，图12所示为测试与训练样本的比重10:1变化为1:10的饮片平均鉴别准确率状态，图中的纵横坐标分别表示饮片鉴别准确率 Z_q 、测试与训练样本占比 Z_b 。表2给出60种常见饮片在测试与训练样本占比为4:7的鉴别准确率，当测试与训练样本比例降至5:6时，所得饮片平均鉴别准确率约为68.9%；当测试与训练样本占比变化为4:7时，本方法所得饮片平均鉴别准确率约为79.6%。综上可得，当测试与训练样本低于4:7时，饮片的鉴别准确度较稳定。与3.1节的实验对比可知，饮片图像背景复杂程度与清晰度均会影响饮片鉴别的准确率。如图13所示为天冬饮片鉴别结果示意图。

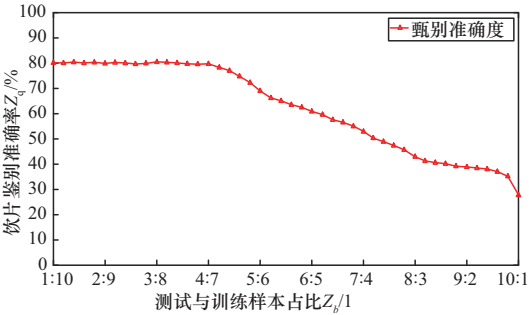


图12 复杂背景下的本方法饮片平均鉴别准确率

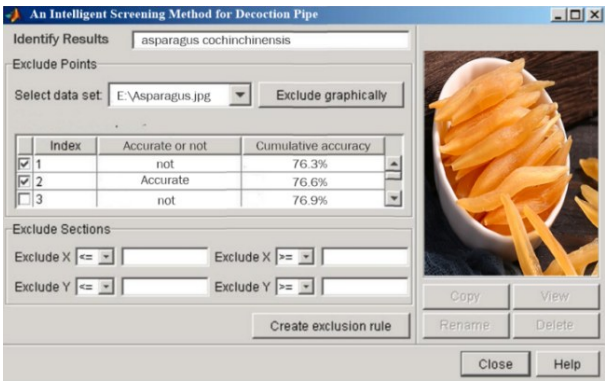


图13 天冬饮片鉴别结果

3.4 消融实验

本文方法融合GAN网络可实现饮片特征的特征学习与增强，其博弈过程可使生成器放大同类特征聚集、异类特征分离的模式，从而有效提升饮片鉴别的准确率。为检验GAN在本系统中的有效性，采用消融实验完成分析，采用11折交叉验证实验。具体而言，将本文方法划分为包含GAN (Q) 和非包含GAN (F) 两种架构，将这两种架构分别设为Q和F。并在简单和复杂背景下分别完成饮片鉴别的消融实验结果如表3所示。实验结果表明，在简单背景环境中，测试与训练样本占比小于4:7的条件下，相对于非包含GAN的饮片鉴别方法，本文方法的饮片鉴别准确率提升27%左右，在测试与训练样本占比大于6:5的条件下，非包含GAN的饮片鉴别方法准确率较低，低于44%；在复杂背景环境中，测试与训练样本占比小于4:7的条件下，相对于非包含GAN的饮片鉴别方法，本文方法的饮片鉴别准确率提升31%左右，在测试与训练样本占比大于6:5的条件下，非包含GAN的饮片鉴别方法准确率较低，低于

表 3 不同测试与训练样本占比下的饮片平均鉴别准确率消融实验

项目指标		不同测试与训练样本占比下的准确率 $Z_q/\%$				
		2:9	4:7	6:5	8:3	10:1
简单背景	Q	90.0±0.5	90.2±0.6	68.0±1.1	49.2±1.8	29.7±2.6
	F	62.3±4.8	62.6±5.0	43.4±5.5	29.4±5.9	13.2±6.8
复杂背景	Q	79.9±0.7	79.6±0.9	60.9±1.6	42.8±2.9	27.9±3.9
	F	49.2±5.2	48.9±6.9	32.9±7.5	17.5±8.7	4.7±9.5

33%。可说明引入 GAN 的双向博弈过程能够有效提升算法的鉴别效力。

3.5 手机饮片鉴别

为便于普通大众查询和鉴别饮片，本文将双向博弈平行反卷积网络下的饮片高光谱测量鉴别系统设置到手机端，可支持中药饮片图像的快速鉴别。使用者仅需提供饮片图片或直接拍摄饮片，就能获得饮片鉴别结果，可区分易混淆的中药饮片，为用药安全提供指导。同时，为普通大众普及饮片知识。手机端鉴别中药饮片的界面如图 14 所示。



图 14 手机端鉴别饮片结果

3.6 准确性对比实验

为表明本文方法准确性，完成本文方法和四种深度学习方法 IC-Net^[14]、Res-TCMNet^[16]、ResNet18^[25]、GhostNet^[26]鉴别数据集中包括复杂和简单背景中的随机饮片的鉴别率对比。为保证实验公平性，IC-Net、Res-TCMNet 和主流对比网络 ResNet18、GhostNet 均采用 AdamW 优化器，学习率和指数衰减率均分别设为 0.0002 与 0.5，在完成对比实验时，均采用本文提供的数据集进行分析。如图 15 所示为五种方法的准确率对比实验，图中的纵横坐标分别表示饮片鉴别准确率 Z_q 、测试与训练样本占比 Z_b 。本文方法的准确率明显优于其他两种方法。本文方法与 IC-Net、Res-TCMNet 方法对比，鉴别饮片的优势在于，本文方法采用两条支线方法：低卷积层和高卷积层网络，能够提取足

够的饮片特征。网络架构包含了卷积和反卷积层，能够有效降低所需的特征图数目和网络层数，从而提高了参数训练与细节传输的效率。此外，在博弈过程能够提升算法的鉴别效力。能够充分提取样本特征是本文饮片鉴别准确率高的重要原因，在提取饮片特征的过程中本方法用到了残差结构，因此选择 ResNet18 为其中一个对比方法，该方法的饮片鉴别准确率有待提升；GhostNet 可通过引入 Ghost 模块实现高效特征提取，饮片鉴别准确率略逊于本文方法。而 IC-Net 虽然算法简单，但很难有效地提取足够的饮片特征，因此常带来饮片的误鉴别；Res-TCMNet 网络很深，因此难以训练，特征转换的效果甚至比浅层网络差。

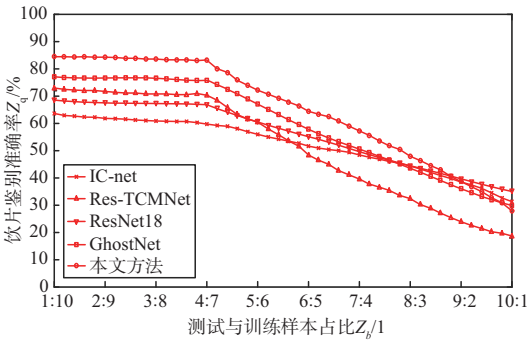


图 15 五种方法的准确率对比实验

从上文实验可知，当测试与训练样本低于 4:7 时，饮片的鉴别准确度较稳定。因此，本文在测试与训练样本为 2:9 时，表 4 所示为完成本文方法和 IC-Net、Res-TCMNet、ResNet18、GhostNet 的准确率 Z_q 、查准率 C_z 、召回率 Z_h 和 F_1 分值指标对比。指标表示为

$$Z_q = \frac{Z_p + Z_p}{Z_p + J_n + J_p + Z_n} \tag{2}$$

$$C_z = \frac{Z_p}{Z_p + J_p} \tag{3}$$

$$Z_h = \frac{Z_p}{Z_p + J_n} \tag{4}$$

$$F_1 = 2 \times \frac{C_z \times Z_h}{C_z + Z_h} \tag{5}$$

假定实际是某种饮片，模型也识别为某种饮片的情况为 Z_p ；实际是某种饮片，模型误识别为其他种类饮片的情况为 J_n ；实际不是某种饮片，模

型却识别为某种饮片的情况为 J_p ；实际不是某种饮片，模型也识别为其他种类饮片的情况为 Z_n 。采用 11 折交叉验证实验，结果表明本方法的饮片鉴别效果优于其他几种方法。

表 4 测试与训练样本为 2:9 时五种方法的指标对比

方法 指标	准确率 $Z_q/\%$	查准率 $C_z/\%$	召回率 $Z_h/\%$	分值 $F_1/\%$
IC-Net	62.0±4.6	62.5±5.1	60.0±5.4	61.2±5.2
Res-TCMNet	71.9±2.5	72±2.2	71.7±2.4	71.8±2.3
ResNet18	67.5±8.2	68±7.6	67±7.9	67.5±7.7
GhostNet	76.8±5.3	78.7±5.5	74±5.6	76.3±5.5
本文方法	84.2±1.4	85.4±1.6	82±1.5	83.7±1.6

4 结 论

为便于普通大众在日常生活中快速鉴别和安全用药、提高饮片生产和分拣的准确率，本研究应用机器视觉和深度学习的方法提取丰富的饮片特征，实现较为精准的饮片鉴别。所采用的平行和深度卷积策略，分别可以提取饮片图像的低频与高频特征；所得特征输入全特征连接网络进一步提取均值、方差、最大和最小局部特征；在生成和判别网络中增加条件参数，使网络训练更可靠；对抗训练的博弈过程能够提升算法的鉴别效力。

对比实验结果表明：饮片图像背景复杂程度与清晰度均会影响饮片鉴别的准确率，当测试与训练样本低于 4:7 时，饮片的鉴别准确度较稳定。简单和复杂背景下的本方法饮片平均鉴别准确率分别为 90.2% 和 79.6%。此外，本文方法的饮片鉴别准确率、查准率、召回率和 F_1 分值的四个指标均优于 IC-Net、Res-TCMNet、ResNet18、GhostNet。

在后续的研究中，计划扩充饮片数据集至常用饮片 200~300 种，并保证饮片图像包含各种现实复杂环境背景，使所提方法能够满足各类实际应用需求，甚至实现饮片的定量鉴别。此外，进一步提升双向博弈平行反卷积网络的实时性，并采用更优秀的代价函数模型完成网络学习，增强方法的鲁棒性和适应性，从而提升特征提取和饮片鉴别的准确度，使该方法推广到饮片生产与分拣的市场应用中。

参考文献：

[1] 周维, 周永强, 倪喆鑫, 等. 高原地区中医药的融合传承与创新思考[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2025, 27(04): 918—923.
Zhou Wei, Zhou Yongqiang, Ni Zhexin, et al. Thoughts on the inheritance, and innovarive development of traditional chinese medicine in the plateau region[J]. Modernization of Tradi-

tional Chinese Medicine and Materia Medica-World Science and Technology, 2025, 27(04): 918—923.
[2] 李若彤, 胡会强, 曹诗宇, 等. 基于高光谱成像结合机器学习的半夏饮片鉴别[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(05): 1236—1242.
Li Ruotong, Hu Huiqiang, Cao Shiyu, et al. Identification of pinelliae rhizoma decoction pieces by hyperspectral imaging combined with machine learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2025, 45(05): 1236—1242.
[3] 姜帆, 徐爱军, 林鹏, 等. “十四五”时期我国中医药强省建设预期成效综合评价[J]. 卫生经济研究, 2023, 40(11): 16—21.
Jiang Fan, Xu Aijun, Lin Peng, et al. Study on comprehensive evaluation of the expected results of building a strong province of traditional chinese medicine in china during the 14th five year plan period[J]. Health Economics Research, 2023, 40(11): 16—21.
[4] 王志杰, 樊薛津, 王豫骞, 等. 机器学习方法在中医药研究中的应用进展[J]. 药物评价研究, 2024, 47(08): 1906—1913.
Wang Zhijie, Fan Xuejin, Wang Yuqian, et al. Application of machine learning methods in research of traditional Chinese medicine[J]. Drug Evaluation Research, 2024, 47(08): 1906—1913.
[5] 陶欧, 林兆洲, 张宪宝, 等. 基于饮片切面图像纹理特征参数的中药辨识模型研究[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2014, 16(12): 2558—2562.
Tao Ou, Lin Zhaozhou, Zhang Xianbao, et al. Research on identification model of chinese herbal medicine by texture feature parameter of transverse section image[J]. Modernization of Traditional Chinese Medicine and Materia Medica-World Science and Technology, 2014, 16(12): 2558—2562.
[6] 谷瑞, 宋翠玲, 李元昊. 基于 BIM-Res2Net-ICA 的中药饮片图像识别模型[J]. 时珍国医国药, 2025, 36(06): 1192—1200.
Gu Rui, Song Cuiling, Li Yuanhao. To Construct an image recognition model for Chinese herbal medicine decoction pieces based on BIM-Res2Net-ICA[J]. Journal of Li-shizhen Traditional Chinese Medicine, 2025, 36(06): 1192—1200.
[7] 罗晋, 张俊华, 罗旭东, 等. 一种融合注意力机制的轻量级重楼饮片分类方法[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(06): 186—192+201.
Luo Jin, Zhang Junhua, Luo Xudong, et al. A lightweight paris l. decoction pieces recognition method based on attention mechanism[J]. Computer Applications and Software, 2025, 42(06): 186—192+201.
[8] 李玥辰, 赵晓, 王若男, 等. 基于改进卷积神经网络的中药饮片图像识别[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(09): 3596—3604.
Li Yuechen, Zhao Xiao, Wang Ruonan, et al. Image recognition of chinese herbal slices based on improved convolution neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(09): 3596—3604.
[9] 张琦, 区锦锋, 周华英. 基于 Xception 与迁移学习的中药饮片图像识别研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(03): 29—33.
Zhang Qi, Ou Jinfeng, Zhou Huaying. Research on traditional Chinese medicine piece image recognition based on Xception and transfer learning[J]. Modern Electronic Technique, 2024, 47(03): 29—33.
[10] 韩勇, 兰杰, 郭瑞瑶, 等. 基于深度学习的中药材饮片识别[J]. 西北农业学报, 2023, 32(11): 1859—1867.

- Han Yong, Lan Jie, Guo Ruiyao, et al. Identification of chinese herbal medicine slices based on deep learning[J]. *Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica*, 2023, 32(11): 1859—1867.
- [11] 张谊, 万华, 涂淑琴. 基于计算机视觉的中药饮片分类技术综述与案例研究[J]. *计算机应用*, 2022, 42(10): 3224—3234.
- Zhang Yi, Wan Huam Hu Shuqin. Technical review and case study on classification of Chinese herbal slices based on computer vision[J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(10): 3224—3234.
- [12] 吴冲, 谭超群, 黄永亮, 等. 基于深度学习算法的川贝母、山楂及半夏饮片的智能鉴别[J]. *中国实验方剂学杂志*, 2020, 26(21): 195—201.
- Wu Chong, Tan Chaoqun, Huang Yongliang, et al. Intelligent identification of fritillariae cirrhosae bulbus, crataegi fructus and pinelliae rhizoma based on deep learning algorithms[J]. *Chinese Journal of Experimental Traditional Medical Formulae*, 2020, 26(21): 195—201.
- [13] 张一凡, 周苏娟, 孟江, 等. 基于机器视觉系统的姜炭炮制程度判别及颜色-成分相关性分析[J]. *中国药房*, 2022, 33(22): 2712—2718.
- Zhang Yifan, Zhou Sujuan, Meng Jiang, et al. Discrimination of processing degree of Zingiber officinale charcoal and analysis of the correlation between color and component based on machine vision system[J]. *China Pharmacy*, 2022, 33(22): 2712—2718.
- [14] Miao J F, Huang Y A, Wang Z S, et al. Image recognition of traditional Chinese medicine based on deep learning[J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2023, 11: 1199803.
- [15] 孙兴, 李杨, 毛天驰, 等. 改进YOLOv8在中药饮片自动识别标注中的研究与应用[J]. *中草药*, 2025, 56(01): 216—226.
- Sun Xing, Li Yang, Mao Tianchi, et al. Research and application of improved YOLOv8 in automatic recognition and annotation of traditional Chinese medicine decoction pieces[J]. *Chinese Traditional and Herbal Drugs*, 2025, 56(01): 216—226.
- [16] Kang Y F, Wu M X, Gao Y L, et al. Deep learning-based classification of traditional Chinese medicine: a novel approach[J]. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2025, 15(8): 7483—7496.
- [17] 丁羽, 戴慧莲, 姜德利, 等. 基于智能感官和近红外光谱技术结合化学计量学的酒当归炮制程度快速辨识研究[J]. *中草药*, 2025, 56(01): 68—78.
- Ding Yu, Dai Huilian, Jiang Deli, et al. Research on rapid discrimination of different processing degrees of Angelicae Sinensis Radix with yellow rice wine based on intelligent sense and near-infrared technology combined with chemometrics[J]. *Chinese Traditional and Herbal Drugs*, 2025, 56(01): 68—78.
- [18] Zhang C, Han M. Multi-feature hyperspectral image classification with L-2, L-1 norm constrained joint sparse representation[J]. *Int J Remote Sens*, 2021, 42(12): 4789—4808.
- [19] Liu B, Yu A Z, Tan X. Slow feature extraction for hyperspectral image classification[J]. *Remote Sens Lett*, 2021, 12(5): 429—438.
- [20] Gu G H, Li Z Y, Feng L J, et al. Multi-semantic region weighting and multi-scale flatness weighting based image retrieval[J]. *Soft Comput*, 2021, 25(7): 5699—5708.
- [21] 罗春梅, 张风雷. 基于均值特征和改进深度神经网络的说话人识别算法[J]. *声学技术*, 2021, 40(04): 503—507.
- Luo Chunmei, Zhang Fenglei. Speaker recognition based on mean feature and improved deep neural network[J]. *Technical Acoustics*, 2021, 40(04): 503—507.
- [22] 杨磊, 陈换过, 高祥冲, 等. 基于慢特征方差聚类的风电机组主传动系统过渡状态划分[J]. *机电工程*, 2025, 42(10): 1877—1887.
- Yang Lei, Chen Huanguo, Gao Xiangchong, et al. Transition state division of wind turbine main transmission system based on slow feature variance clustering[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2025, 42(10): 1877—1887.
- [23] Li B, Du J, Zhang X P. Feature extraction using maximum nonparametric margin projection[J]. *Neurocomputing*, 2016, 188: 225—232.
- [24] Wang L, Zhang J S, Zang F. An efficient feature extraction method, global between maximum and local within minimum, and its applications[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2011, 2011: 176058.
- [25] Du X L, Li K, Lv Y, et al. Motor imaging EEG signal recognition of resnet18 network based on deformable convolution[J]. *Electronics*, 2022, 11(22): 3674.
- [26] Xiao J, Huang H S, Chen X R, et al. Identification of tea bud with improved DCGAN algorithm and GhostNet-RCLAM network[J]. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 2023, 17(4): 4191—4207.