

融合高光谱图像和深度学习的紫薯早疫病智能识别方法

宋小芹¹ 肖露¹ 邓锴¹

SONG Xiaoqin XIAO Lu DENG Kai

摘要

紫薯早疫病受复杂田间环境干扰和早期病变特征微弱的影响,响应迟滞,病害特征提取不充分,导致识别准确性低下。为此,文章开展融合高光谱图像和深度学习的智能识别方法研究,先通过高光谱成像系统获取病害特征数据,结合改进的 ResNet-18 网络和通道注意力机制,实现多尺度特征的自动提取和关键区域的聚焦增强;然后利用支持向量机和梯度提升决策树的融合分类策略,完成病害严重程度的精准分级;最后应用实验验证所提方法的先进性。对比实验证明,相较于现有识别方法,所提方法在识别准确率、早期病害敏感度和可视化效果等方面具有显著优势,能为紫薯病害的智能监测和精准防控提供有效技术支持。

关键词

高光谱图像;紫薯;智能识别;早疫病;深度学习

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.048

0 引言

紫薯是常见的粮食作物之一,其安全生产与国家粮食安全有着密切联系。紫薯早疫病和晚疫病作为两大毁灭性病害,对紫薯生产造成了极大的危害。因二者均存在叶片呈棕黑色、植株焦枯等症状,传统的人工判别手段存在低效、误判等问题,致使控制效果不够理想,产量大幅下降。因此,发展高效、精准病害诊断方法是当前农业生产中亟待解决的问题。

近年来,众多学者在病害智能识别领域开展研究,经过深入探索,已经取得一定研究成果。如梁雪等^[1]基于高光谱和卷积神经网络,提出了大田马铃薯早疫病严重程度分级方法。但该方法应用于实际,存在模型训练依赖大量标准样本,研究仅针对单一作物马铃薯,其模型泛化能力未在其他作物(如紫薯)中得到验证的问题,无法精准提取紫薯病害特征,难以得到理想病症识别效果。再如蒋清健等^[2]利用多尺度 CNN 算法实现了番茄叶片病害的识别,通过多尺度特征融合提升了复杂背景下病害的检测能力。该方法同样存在局限性,即仅基于 RGB 图像,缺乏高光谱数据提供的丰富光谱信息,同样无法准确提取紫薯病害特征,影响对早期病害的敏感度。

针对上述研究存在的不足,本文开展融合高光谱图像和

深度学习的紫薯早疫病智能识别方法研究。希望通过本次研究,可提高紫薯病害识别效果,为紫薯种植提供技术支撑。

1 紫薯高光谱图像预处理优化设计

利用高光谱图像分析方法可在较短时间内准确地发现紫薯早疫病的发生,为后期的智能化诊断奠定基础。高光谱遥感影像的获取需在平稳的环境中进行,并能有效消除光强起伏以及背景噪声的影响^[3]。本文利用高光谱(400~1 000 nm 波段)的高光谱成像系统,设定曝光时间为 15 mm,采集速度为 1 cm/s,物体间距为 15 cm^[4]。为克服背景光的影响,利用白板校正技术对反射率资料进行归一化,其公式为:

$$r = \frac{s-d}{w-d} \quad (1)$$

式中: r 表示校正后的反射率; s 表示样品原始反射率; d 表示暗背景反射率; w 表示白板反射率。

通过上述公式进行校正后,在获取紫薯高光谱图像时可有效减少光源不均和传感器噪声的影响,进而提高后续对紫薯早疫病识别的准确性。

在高光谱数据包当中包含数百个波段,对其直接进行处理会产生大量计算任务,且存在冗余情况。因此,针对这一问题,本次采用降维和降噪的方式对数据进行优化^[5]。主成分分析是一种常见的降维方法。利用线性变换将高维数据映射到低维数据当中,保留其中的主要特征。将原始数据矩阵定义为 $\mathbf{X}$,其协方差矩阵为 $\mathbf{\Sigma}$,利用特征值分解的方法获取到主成分 $\mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{V}^T$,其中 $\mathbf{V}$ 表示特征矢量矩阵; $\mathbf{A}$ 表示对角矩阵。将所有特征值按照降序排列,前 k 个成分可表示绝大部分的信息。在此基础上,利用多元散射校正(MSC)方法,将样本之间存在的散射差异消除,以此提升光谱的一致

1. 郑州西亚斯学院 河南郑州 451150

[基金项目] 2024 年度河南省高等学校重点科研项目“融合深度学习和图像光谱技术的紫薯早疫病检测技术研究”(24B520044); 郑州西亚斯学院 2023 年度科研资助项目“融合深度学习和图像光谱技术的紫薯早疫病检测技术研究”(2023-B007)

性^[6]。该方法通过拟合每个样本谱与平均光谱的线性关系进行校正：

$$x'_i = \frac{x_i - a_i r}{b_i} \quad (2)$$

式中： x'_i 表示校正后的光谱； x_i 表示原始光谱； a_i 和 b_i 表示线性拟合参数。在经过预处理后，数据的维度降低，且信噪比得到提升，以此为后续特征提取奠定基础。

2 基于深度学习的紫薯早疫病特征提取

完成紫薯高光谱图像预处理优化后，获得了降维后的主成分特征和经过散射校正的光谱数据，为后续特征提取工作奠定了高质量的数据基础。传统的机器学习算法需要通过手工构造特征来实现，而深度学习则可以实现对高光谱图像的多级特征的自动提取。卷积神经网络（CNN）具有局部感知、权重分享等特点，在图像特征抽取方面具有优势^[7]。在此基础上，本文利用改进的 ResNet-18 神经网络，将注意力机制应用于病害区域，以增强病害区域的特征聚焦能力。卷积神经网络由卷积层、池化层和全连接层构成^[8]。其中，卷积层主要通过滑动窗口，实现对局部特征的提取，其计算公式可表示为：

$$F_{i,j} = \sigma \left(\sum_m \sum_n W_{m,n} \cdot I_{i+m,j+n} x'_i + b \right) \quad (3)$$

式中： $F_{i,j}$ 表示输出特征图； $W_{m,n}$ 表示卷积核权重； $I_{i+m,j+n}$ 表示输入图像； σ 表示 ReLU 激活函数。

在模型优化方面，通过引入信道注意机制，提高神经网络对病害区域的识别能力。在 ResNet-18 网络模型中，利用特征重新校准的方法，对各个信道的权值进行动态调节。在此基础上，提出一种新的图像处理方法，即通过对图像的整体平均池化，将图像中各信道的空间信息进行压缩，得到一种整体的特征描述。利用完全连通层与 Sigmoid 活化函数构造的门控机制，产生 0~1 的信道关注权值^[9]。最后，将各权值与原有的特征图谱进行累加，以达到增强关键信道、压制次要信道的目的。

这种注意力机制能够使网络自动聚焦于包含病变特征的关键区域，实现对病变特征的自动聚焦，在抑制叶片背景等干扰的前提下，提高对微弱疾病特征的识别能力。在此基础上，模型对早期病变的敏感性得到了提高，提升其在复杂背景下对疾病的识别能力。

3 紫薯早疫病智能分类

通过改进的 ResNet-18 网络结合通道注意力机制，已成功获取了包含不同病害严重程度的光谱 - 空间多尺度特征。接下来，以此为基础，在完成对紫薯早疫病特征的提取后，建立分类模型，以此实现对紫薯早疫病病害严重程度的分级。SVM 和梯度提升决策树（GBDT）是两种常用分类器^[10]，本文对比其性能并优化核函数选择。其中，SVM 通过寻找最优

超平面实现分类。针对非线性问题，引入高斯径向基核函数（RBF），其公式为：

$$K(x_i, x_j) = F_{i,j} \exp \left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2 \right) \quad (4)$$

式中： γ 表示核参数，用于实现对决策边界灵活性的控制。利用网格搜索和交叉验证的方式实现对 γ 和惩罚系数的优化，以此提升模型的泛化能力。

GBDT 可利用集成多个弱分类器（决策树）提高精度。对比每棵树，拟合前一棵树的残差，最终预测为所有树的加权和，其公式为：

$$\hat{y} = K(x_i, x_j) \sum_{k=1}^K f_k(x), f_k \in F \quad (5)$$

式中： F 表示决策树集合。

通过引入最小化损失函数，实现迭代优化。GBDT 对特征缺失不敏感，因此更加适合高光谱数据分类。最终输出结果，如表 1 所示的分类标准。

表 1 紫薯早疫病智能分类标准

分类目标	类别划分标准	样本特征
健康叶片	无可见病斑， 叶面完整	叶色均匀，纹理清晰
早期感染	病斑直径 1~3 mm	局部褐变，叶脉周围扩散
晚期感染	病斑直径 >5 mm	坏死区域连片，叶面皱缩

为实现对紫薯早疫病的智能化和可视化识别，对早疫病的病害等级与颜色进行映射，映射标准如表 2 所示。

表 2 紫薯早疫病病害等级 - 颜色映射标准

病害等级	颜色 编码	RGB 值	标记方式	适用场景
健康叶片	绿色	(0,128,0)	叶片外框描边	田间实时监测
早期感染	橙色	(255,165,0)	病斑区域填充	病害预警
晚期感染	红色	(255,0,0)	全叶底色覆盖	紧急处理

通过上述标准，实现对紫薯早疫病病害识别结果的可视化展现。在此基础上，设置决策响应机制：当显示颜色为绿色和橙色时，生成巡检报告；当显示颜色为红色时，触发农药喷洒指令。

4 对比实验

4.1 实验对象

为验证本文方法实际应用的可行性，选取紫薯叶片作为研究对象，对其进行早疫病识别。同时，为体现实验的可对比性，将基于高光谱和卷积神经网络的识别方法设置为对照 A 组，将基于多尺度卷积神经网络算法的识别方法设置为对照 B 组，设置对照实验。

采集紫薯健康叶片和早疫病感染叶片的高光谱图像。

数据集中包含健康叶片图像 200 张，早疫病早期叶片图像 200 张（病斑面积占比 < 30%），早疫病晚期叶片图像 200 张（病斑面积占比 ≥ 30%）。图 1 展示了部分叶片图像数据集。



图 1 紫薯叶片图像数据集

所有样本在实验室可控环境下采集，确保数据一致性。具体而言，温度控制在 25℃±2℃ 范围内，湿度控制在 60%±5% 范围内。光照按照：12 h/12 h 光暗周期设置，通过 LED 补光，PAR 600 μmol·m⁻²·s⁻¹。以此为基础，开展实验研究。

4.2 实验环境

在实验过程中，使用 Headwall Photonics Nano-Hyperspec 高光谱成像仪对紫薯叶片高光谱图像进行采集，其光谱范围为 400~1 000 nm；波段为 270（光谱分辨率 2.2 nm）；空间分辨率为 0.1 mm/px。采集参数如表 3 内容配置。

表 3 采集参数配置表

序号	参数	数值
(1)	曝光时间	15 ms
(2)	物距	30 cm
(3)	光源	2×150 W 卤素灯（45° 均匀照射）
每次采集前，依次进行暗电流校正（黑箱，0%		
(4)	校正	反射率）和白场校正（Labsphere Spectralon 标准白板，99% 反射率）

在上述实验环境中，完成对紫薯叶片样本早疫病的识别，并对三种方法的识别结果进行对比。

4.3 实验结果对比分析

三组识别方法在相同数据集上的训练过程数据记录如表 4 所示。

表 4 训练准确率与损失值对比

迭代次数	对照 A 组	对照 B 组	本文方法
1	准确率：26.4%	准确率：27.8%	准确率：28.6%
	损失值：5.71	损失值：5.63	损失值：5.52
50	准确率：89.2%	准确率：91.5%	准确率：94.3%
	损失值：0.39	损失值：0.35	损失值：0.27
100	准确率：94.8%	准确率：96.1%	准确率：97.9%
	损失值：0.14	损失值：0.11	损失值：0.07
200	准确率：96.7%	准确率：97.5%	准确率：99.1%
	损失值：0.04	损失值：0.03	损失值：0.01

对表 4 中的数据分析得出，实验组识别方法在迭代次数为 50 次时，准确率已经能够达到 94.3%，明显优于对照 A 组（89.2%）和 B 组（91.5%）。最终损失值 0.01 表明，实验组识别方法收敛更加彻底，有效避免了过拟合问题的产生。

在此基础上，选取一张中包含三种不同状态的叶片，分别利用三种方法对其进行识别，将得到的识别结果绘制成图 2 所示。



(a) 实验组



(b) 对照 A 组



(c) 对照 B 组

图 2 早疫病识别结果

从图 2 实验组方法识别结果可以看出，应用该方法可以实现对健康叶片、早疫病早期叶片、早疫病晚期叶片的准确识别，并用不同颜色标记，其中绿色为健康叶片、橙色为早疫病早期叶片、红色为早疫病晚期叶片。而对照 A 组和对照 B 组识别方法只能对部分早疫病晚期叶片进行识别，且标记范围较大。综上，通过上述实验结果可以证明，实验组所提识别方法具备对紫薯早疫病的准确识别，同时可对早疫病不同阶段进行进一步识别。

5 结语

本文以紫薯早疫病为研究对象，将高光谱图像与深度学习融合，提出一种全新的紫薯早疫病智能识别方法，并通过对比实验验证了该方法与现有方法相比具备的应用优势。将该方法运用实际可为提高紫薯种植、生产质量提供有效依据。同时，该方法还可实现对病害识别结果的直观展现，提高识别方法的智能化水平，为田间管理提供更直观依据。在今后的研究中还将针对紫薯的其他病害问题以及其他相似作物的识别进行深入探索，从而为粮食安全生产提供更有力的保障。

高速公路分流区智能网联货车换道演化博弈机制

刘风华¹ 贺玉龙¹ 李 卓¹
LIU Fenghua HE Yulong LI Zhuo

摘 要

为研究高速公路分流区混合流中智能网联货车车队的换道博弈机制,缓解换道过程中的冲突,文章分析了下匝道智能网联货车车队A与目标车道后方车辆B的协同换道场景。从博弈参与者、策略集、信息交互及收益函数等核心要素出发,构建由安全收益、效率收益和距离收益组成的综合收益矩阵,其中收益通过权重融合。基于收益矩阵建立双方的复制动态方程,描述策略演化过程,并通过雅可比矩阵分析系统均衡点的稳定性,识别出(0,0)(0,1)(1,0)(1,1)和 (p^*,q^*) 均衡点,进一步分析表明,初始决策倾向和效用差对演化结果影响显著,通过权重灵敏度分析确定最优配置($\alpha=0.6, \beta=0.2, \gamma=0.2$),此时演化过程快速且集中收敛于(换道、避让)策略。

关键词

智能网联货车车队;出口匝道分流区;演化博弈;行为决策

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.049

0 引言

货车编队作为可持续交通系统的重要技术,在正常行驶、故障应对和混行交通等方面已有较多研究,但针对其换道行为,尤其是在分流区这一冲突高发场景下的研究仍较为缺乏。在此区域,智能网联货车车队需要与目标车道后方车辆进行协同换道,涉及复杂的博弈互动,因此对该博弈行为进行深入分析十分必要。

鉴于现有研究的不足,本文借鉴其他车型的换道策略,针对下匝道分流区展开研究。董长印^[1]比较了阶梯、全域及混合控制策略,以换道间隙、通行能力等为评价指标,精准确定了阶梯控制策略的最优地位。王振^[2]开发的动态协同换道策略兼顾效率与安全舒适性,并考虑了换道失败应对机制。刘迪^[3]发现增大车队规模可缩短平均换道时间,Zhao等^[4]综合分析交通流量、驶入下匝道车辆占比及车队行驶速度等因素,构建了基于交通环境信息的车队最优规模确定方法,并通过仿真试验证实了该方法的准确性。曲大义等^[5]结合博

1. 北京工业大学城市交通学院 北京 100124

参考文献:

- [1] 梁雪,冯全,杨森,等.基于高光谱和卷积神经网络的大田马铃薯早疫病严重程度分级方法[J].江苏农业学报,2024,40(10):1854-1862.
- [2] 蒋清健,姚勇,王亚玲,等.基于多尺度卷积神经网络算法的番茄叶片病害识别[J].江苏农业科学,2023,51(15):211-216.
- [3] 胡政,张艳.降维降噪处理对番茄早疫病潜育期高光谱识别效果的影响[J].光谱学与光谱分析,2023,43(3):744-752.
- [4] 苏斐,王光辉,史艳霞,等.融合通道注意力机制的ResUnet作物病斑分割模型[J].中国农机化学报,2024,45(8):228-233.
- [5] 孟祥国,冯全.大田环境下的马铃薯早疫病叶片检测和严重程度评估[J].林业机械与木工设备,2024,52(9):44-53.
- [6] 张楷文,张艳.猕猴桃软腐病潜育期的红外图像识别研究[J].贵阳学院学报:自然科学版,2023,18(1):74-79.
- [7] 沈梦姣,鲍浩,张艳.辣椒早疫病潜育期的光谱特性判别

方法[J].光谱学与光谱分析,2024,44(10):2923-2931.

- [8] 王磊,袁英,高玲.基于改进多元宇宙算法的番茄病害图像识别[J].中国农机化学报,2023,44(5):176-181.
- [9] 王雨萌,吴呈瑜.基于位置编码和BAM注意力机制的马铃薯叶部病害识别方法[J].软件,2024,45(5):1-6.
- [10] 黄乾峰,董琴,韦静.改进MobileNetV2算法的番茄叶片病害种类识别[J].计算机系统应用,2023,32(1):385-391.

【作者简介】

宋小芹(1983—),女,河南开封人,硕士,副教授,研究方向:计算机应用、网络技术。

肖露(1997—),女,河南南阳人,硕士,研究方向:图像处理。

邓锴(1997—),男,河南南阳人,硕士,研究方向:算力网络、意图网络等新型网络。

(收稿日期:2025-08-21 修回日期:2026-03-17)