

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.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.10.010

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

梁雪, 冯全, 杨森, 郭发旭

(甘肃农业大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 早疫病是影响马铃薯产量的主要病害之一, 大田病害监测对控制早疫病发展有重要意义。使用配备高光谱成像仪的无人机(UAV)在田间尺度上获取患不同严重程度早疫病的马铃薯高光谱影像, 分别提取并计算健康、轻度感染、中度感染和重度感染马铃薯的冠层光谱数据, 通过光谱变换得到包括原始光谱在内的4种光谱, 再进行特征波段选取, 利用卷积神经网络(CNN)基于全波段和特征波段对马铃薯早疫病不同发病程度进行识别。结果表明, 一阶微分光谱随机蛙跳(RF)降维后的特征波段+CNN模型的效果最好, 总体识别准确率为91.18%, 比一阶微分光谱随机蛙跳(RF)降维后的特征波段+反向传播网络(BP)总体准确率提高了1.96个百分点, 平均精准率和平均召回率分别提高了3.00个百分点和2.00个百分点, 平均F1得分提高了0.02; 对不同感染等级的识别精度分别达到了95.0%、88.0%、83.0%和97.0%。

关键词: 高光谱; 卷积神经网络; 马铃薯早疫病; 严重程度分级

中图分类号: S127; S532 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2024)10-1854-09

Severity classification of potato early blight in field based on hyperspectral and convolutional neural network

LIANG Xue, FENG Quan, YANG Sen, GUO Faxu

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Early blight is one of the major diseases affecting potato yield, and field disease detection is important for controlling disease development. The unmanned aerial vehicle (UAV) equipped with a hyperspectral imager was used to acquire hyperspectral images of potatoes with different severity of early blight on the field scale, and the canopy spectral data of healthy, mildly infected, moderately infected, and severely infected potatoes were extracted and calculated, respectively. Four kinds of spectra including the original spectra were obtained by spectral transformation, and then the feature bands were selected. Convolutional neural network (CNN) was used to perform the identification of different degrees of potato early blight based on the full band and feature bands. The results showed that the feature bands after first-order differential spectra random leapfrog (RF) dimension reduction + CNN model had the best effect, and the overall recognition accuracy rate was 91.18%. Compared with the feature bands after first-order differential spectra RF dimension reduction + back propagation network (BP), the overall accuracy rate was increased by 1.96 percentage points, the average precision rate and the average recall rate were increased by 3.00 percentage points and 2.00 percentage

points respectively, and the average F1 score was increased by 0.02. The identification accuracy of potato early blight with different infection levels reached 95.0%, 88.0%, 83.0% and 97.0%, respectively.

Key words: hyperspectral; convolutional neural network; early blight of potato; severity classification

收稿日期: 2023-12-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(32160421、32201663); 甘肃省教育厅产业支撑项目(2021CYZC-57)

作者简介: 梁雪(1999-), 女, 甘肃金昌人, 硕士研究生, 主要从事遥感图像处理研究。(E-mail) liangx@st.gsau.edu.cn

通讯作者: 冯全, (E-mail) fquan@gsau.edu.cn

马铃薯作为主要粮食作物之一,对保障全球粮食安全有着重要作用。因为其耐寒、耐旱、适应性强,在中国许多地区广泛种植,并逐步发展为中国第4大粮食作物^[1]。然而,随着马铃薯种植规模的持续扩大,病害的发生以及危害程度日益严峻,对中国马铃薯产业的健康发展造成很大影响^[2]。早疫病作为马铃薯易发性病害,主要危害其叶片,严重时可能会使马铃薯块茎焦枯,影响产量和品质。精准、快速、高效地掌握马铃薯早疫病病情,并及时采取有效的防治措施才能最大限度减少损失^[3]。目前,马铃薯早疫病的识别主要依赖人工,这种方法不仅效率低,而且对病害严重程度的评估容易受到调查者的主观影响。

大型马铃薯种植区需要快速、规模化的监测方法。与传统病害监测手段相比,遥感技术可以在大尺度区域展开,实现对病害的精准、高效监测。随着农业遥感技术的发展,各国研究者不断将高光谱成像技术运用到作物病害的识别和诊断中^[4-5]。黄双萍等^[6]提出光谱口袋模型分析法,并基于此方法构建了水稻穗瘟病病害程度分级模型。Barbedo等^[7]利用高光谱成像技术设计了一种自动监测小麦赤霉病的算法,该算法分类准确率达到91%以上。Siedliska等^[8]获取了草莓果实真菌感染的高光谱图像,基于原始光谱的二阶导数选择了19个波长用于构建模型,鉴别准确率达97%以上。Jin等^[9]收集野外健康和患枯萎病小麦的高光谱图像并进行分类,实现了对健康和患病小麦快速、无损的分类。雷雨等^[10]收集了受条锈病菌感染后不同发病程度的小麦叶片高光谱图像,根据病斑面积占叶片面积的比例对小麦条锈病病害程度进行分级,结果显示分级正确率可达98.15%。

无人机作为主要搭载光谱相机的工具,在农业遥感中具有重要作用。它能够实现大范围和高空间分辨率的监测,迅速获取目标信息^[11]。Bohnenkamp等^[12]使用无人机采集了不同病害发展阶段和不同严重程度的小麦黄锈病高光谱图像,通过3种算法进行数据分析,实现了对田间作物病害的监测。兰玉彬等^[13]通过无人机获取低空柑橘果园高光谱影像,对植株的平均光谱数据进行预处理和降维,使用支持向量机进行分类,识别精度达到了94.7%。郭伟等^[14]利用无人机获取冬小麦高光谱影像,筛选出最优光谱指数,并构建线性回归模型和偏最小二

乘回归预测模型,完成了对冬小麦全蚀病的监测。Ma等^[15]利用无人机获取小麦灌浆期的高光谱图像,基于最佳光谱特征组合建立模型,完成了对小麦枯萎病的监测。

利用高光谱技术对马铃薯早疫病、晚疫病的研究目前主要集中在病害识别方面,大多局限于对马铃薯叶片的监测,并且多是处于室内环境下的监测^[16-18]。大田条件下利用高光谱技术对马铃薯早疫病严重程度的监测研究还比较少,而大田植保作业更关注的是一块地的发病程度,只有了解发病程度才能科学合理地配置农药的用量。本研究以大西洋马铃薯为研究对象,利用高光谱技术对大田马铃薯早疫病的严重程度分级方法进行了研究。首先,利用配备高光谱相机的无人机获取大田环境下马铃薯早疫病的冠层高光谱图像。然后对健康植株和感染早疫病程度不同的植株冠层区域进行平均光谱的提取和计算,并对其进行光谱预处理变换,得到一阶导数、二阶导数和多元散射校正等3组不同的光谱数据。利用连续投影算法(SPA)、竞争性自适应加权算法(CARS)、RF算法等对包括原始数据在内的4组光谱数据进行降维处理。最后,设计了CNN网络,用于构建马铃薯早疫病严重程度分级模型,本研究流程见图1。

1 材料与方法

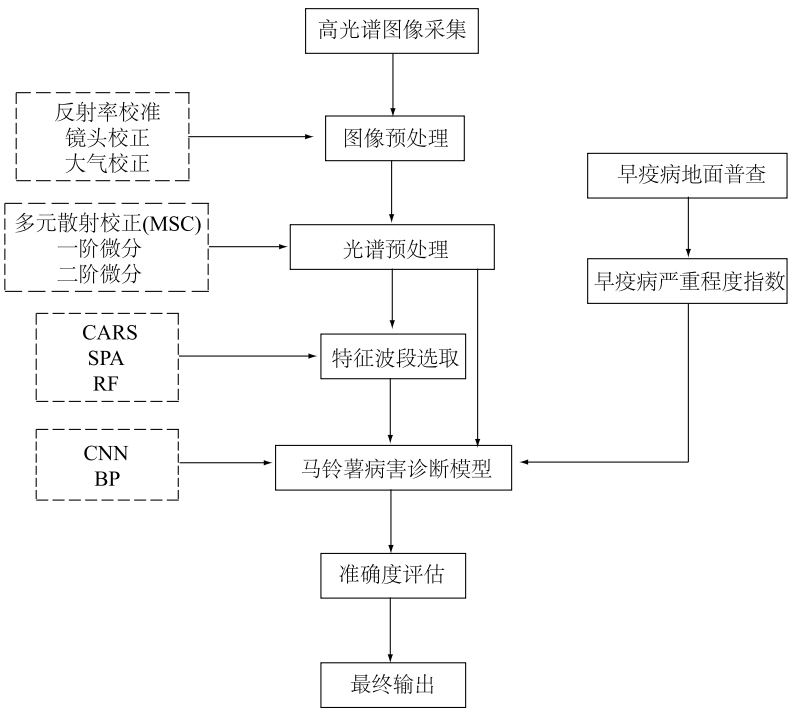
1.1 研究区概况

如图2所示,本研究区位于甘肃省张掖市民乐县的马铃薯种植区(38°28′50″N, 100°51′54″E),海拔2 166 m,年降水量为256.4 mm,研究区面积为2 000 m²,地势平坦。研究区种植的马铃薯品种为大西洋,种植37行,行距0.4 m,株距0.3 m。

1.2 田间病害调查

配合无人机高光谱图像的采集,2022年8月17-30日研究团队对马铃薯早疫病发病情况进行调查,调查时间共计14 d。每个样点面积为1.0 m×1.0 m,共30个采样点,一共采集420个样点的数据,根据植株受早疫病感染表现将马铃薯早疫病严重程度分为健康(S1)、轻度感染(S2)、中度感染(S3)和重度感染(S4)4个等级,具体病害严重程度评估方法见表1^[19]。在整个研究期间,通过比较每个样本的光谱曲线与所有样本的平均光谱曲线之间的差异度,剔除10个异常光谱样本,得到最终研究所用的

数据集,包含 S1 等级样本 81 个,S2 等级样本 101 个,S3 等级样本 95 个,S4 等级样本 133 个,共计 410 个样本。按照3 : 1 的比例将每个类别分为训练集和测试集。



CARS:竞争性自适应加权算法;SPA:连续投影算法;RF:随机蛙跳;CNN:卷积神经网络;BP:反向传播网络。

图1 本研究流程图
Fig.1 Flowchart of this study

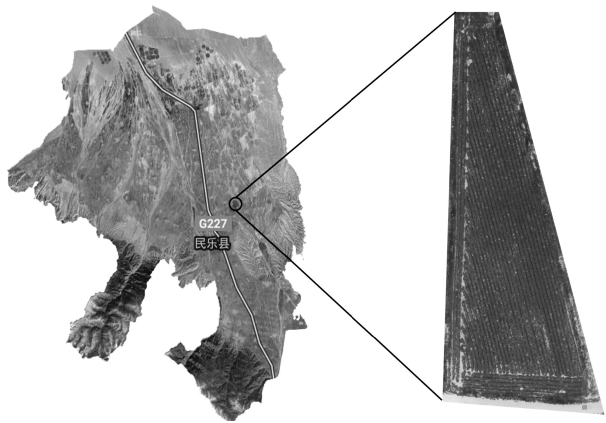


图2 研究区所处位置及无人机拍摄照片
Fig.2 Location of the study area and photographs taken by unmanned aerial vehicle

1.3 高光谱数据采集

本试验使用大疆经纬 M600 PRO 飞行平台搭载 GaiaSky-mini 2 机载高光谱仪来获取大田马铃薯冠层高光谱影像。大疆经纬 M600 PRO 为 6 旋

翼飞行平台,具有负载量大、飞行性能优等特点,载重量可达 6.0 kg。GaiaSky-mini 2 机载高光谱成像仪光谱范围为400~1 000 nm,光谱分辨率为 3.5 nm,光谱通道数为 176 个,相机及内置控制器总重为 1.5 kg。GaiaSky-mini 2 机载高光谱成像仪可以实现画幅式图像实时回传,监控拍摄效果,且数据格式兼容 Spec View、ENVI 等第三方数据分析软件。

表1 马铃薯早疫病严重程度等级
Table 1 Severity levels of potato early blight

等级	类别	描述
S1	健康	叶片健康无症状,植株全部健康
S2	轻度感染	10%以下叶片显现病症;感病植株占全部植株的10%,分枝比较健康
S3	中度感染	10%~50%叶片显现病症,有大病斑出现;感病植株占全部植株的10%~50%,分枝也有病斑产生
S4	重度感染	50%以上叶片显现病症,大病斑较多,甚至枯死凋落;感病植株占全部植株的50%以上,部分分枝枯死

高光谱影像的采集时间在 2022 年 8 月 17–30 日 11:00–13:00, 无人机飞行高度为 20.0 m。进行数据采集时, 在研究区旁平坦位置处放置尺寸为 1.0 m×1.0 m、反射率为 80% 和 40% 的漫反射布(保证漫反射布表面无杂物和阴影), 每次拍摄高光谱图像时保证所获取的影像数据中含有漫反射布。

1.4 图像预处理与数据降维

将高光谱图像输入计算机, 使用 Spec View 进行预处理, 对研究区图像数据进行反射率校准、镜头校正和大气校正。使用 ENVI 5.3 软件对图像进一步处理, 根据地面采样点位置, 确定感兴趣区域(ROI)。计算 ROI 的平均光谱反射率, 最终得到各样点的原始光谱数据。除了纯光谱, 原始光谱数据还包含由基线漂移、噪声以及环境因素所导致的谱线偏移所产生的光谱数据, 所以对原始光谱进行光谱变换可以增强数据特征, 消除干扰, 更有利于进行数据分析^[20]。本研究采用 3 种数据预处理方式: 一阶微分(First-order Derivative, FDR)可有效消除基线漂移, 降低背景干扰, 提高数据的分辨率和灵敏度; 二阶微分(Second-order Derivative, SDR)可提高谱图中峰的分辨率、强调信号, 减弱干扰影响; 多元散射校正(Multiplicative Scatter Correction, MSC)可消除由于散射水平变化而产生的光谱差异, 从而提高光谱与数据之间的相关性。

本研究从全波段和特征波段 2 个方面对马铃薯早疫病高光谱数据进行分类, 然后对高光谱数据进行

降维, 从而提取重要特征和简化数据复杂性, 提高处理效率和准确性^[21]。另外本研究采用 SPA、CARS 和 RF 3 种数据降维方法。为了公平比较, 用上述方法将全波段的 176 维向量统一降至 9 维向量。

1.5 病害程度分级模型

本研究设计了一种 CNN 结构作为马铃薯早疫病严重程度分级模型, 针对全波段 176 维向量和特征波段 9 维向量分别构造了预测早疫病严重程度分级网络。为了简单起见, 只给出特征波段作为输入的 CNN 网络, 其结构如图 3 所示, 包含 2 个卷积层、2 个池化层和 1 个输出大小为 4 的全连接层, 其中每个卷积层包含 1 个大小为 2×1 的卷积核, 1 个批归一化(BN)层, 1 个激活函数层。卷积层提取光谱特性信息, 池化层降低光谱特征图的维度, 全连接层将提取的高维光谱特征映射到输出, 实现非线性分类任务。本研究通过交叉熵损失函数计算模型的分类损失, 从而实现

$$L_{\theta} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^4 y_{ij} \lg(P_{ij}) \quad (1)$$

其中, N 是样本数量, y_{ij} 是第 i 个样本的第 j 个类别的标签, P_{ij} 为第 i 个样本的第 j 个类别的预测概率。同时本研究使用 Adam (Adaptive Moment Estimation) 优化器以最小化该损失函数, 初始学习率设置为 0.001, 并以分段衰减法逐步降低学习率, 每经过 100 轮训练学习率下降为原来的 1/2, 从而避免因学习率较大而出现次优解。

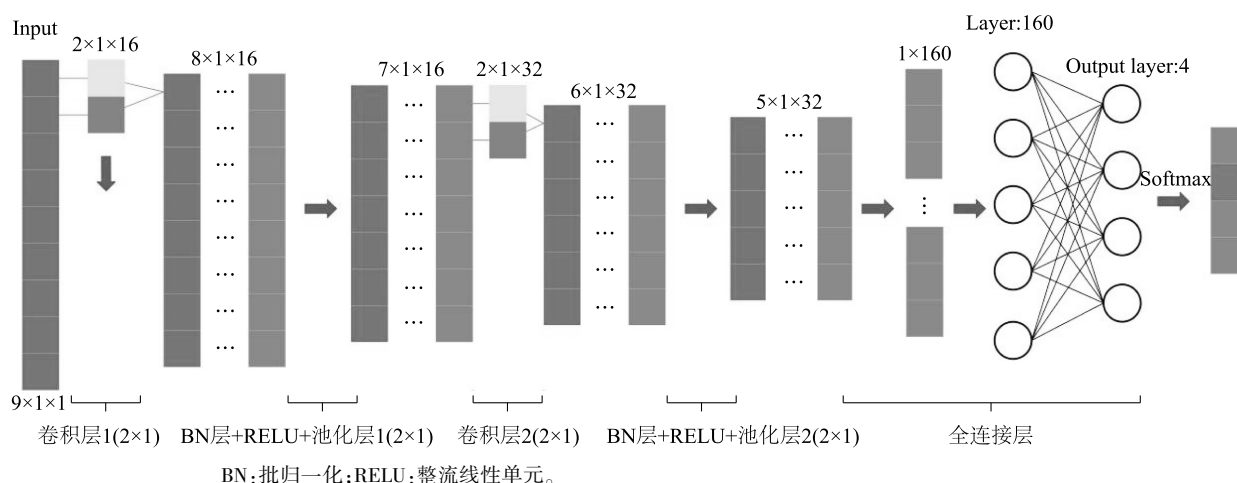


图3 本研究设计的卷积神经网络(CNN)结构图

Fig.3 Structural diagram of convolutional neural network (CNN) designed in this study

为了和 CNN 分类器进行比较, 本研究还利用 BP 反向传播网络作为分类器。BP 反向传播网络由输入

层、隐藏层和输出层组成, BP 算法通过链式法则计算网络参数对损失函数的梯度, 然后沿着梯度的反方向

更新权重。这样的迭代过程使得网络能够逐渐调整权重,从而提高对输入数据的预测能力。为简单起见,本研究给出了使用 9 维特征波段输入的 BP 网络,其结构如图 4 所示,包括 1 个输入层(包含 9 个神经元)、1 个隐藏层(包含 6 个神经元)、1 个输出层(包含 4 个神经元)。输入层接收外部输入数据,隐藏层执行数据处理和特征提取,输出层产生网络的最终输出。

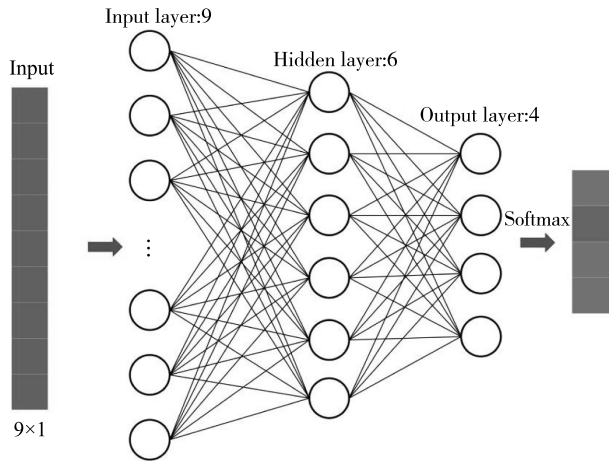


图 4 本研究设计的 BP 网络结构图

Fig.4 Structural diagram of the back propagation (BP) network designed in this study

1.6 评价指标

本研究中分类模型的评价指标主要有以下几种:

准确率是指被正确分类的样本数占全部样本数的比例。

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (2)$$

公式(2)中 *Accuracy* 表示准确率, *TP* 表示实际为正例且被预测为正例的样本数, *TN* 表示实际为负例且被预测为负例的样本数, *FP* 表示实际为负例但被预测为正例的样本数, *FN* 表示实际为正例但被预测为负例的样本数。准确率越高,表示模型在所有样本中预测正确的比例越高,分类性能越好。准确率越接近 1,模型的性能越好。

精确率是指预测为正例的样本中真正为正例的比例。

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

公式(3)中 *Precision* 表示准确率, *FP* 指实际为负例但被预测为正例的样本数。精确率越高,表示模型在预测为正例时,真正为正例的比例越高,即模

型的预测结果更可靠。精确率越接近 1,模型的预测结果越可靠。

召回率,是指预测为正例的真实正例占所有真正正例的比例。

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

公式(4)中 *Recall* 表示召回率, *FN* 指实际为正例但被预测为负例的样本数。召回率越高,表示模型能够尽可能多地找出真正的正例,即模型的召回能力越强。召回率越接近 1,模型的召回能力越强。

F1 得分为精确率和召回率的调和平均数,用于综合考虑精确率和召回率的表现。

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

公式(5)中 *F1* 值越高说明模型在精确率和召回率上的表现都较好。*F1* 值越接近 1,说明该模型的综合性能越好。

2 结果与分析

2.1 无人机高光谱数据分析

对健康样本和不同患病程度样本高光谱反射率求平均,并计算其标准差。图 5 给出了健康样本和不同患病程度样本的光谱分布,可以发现马铃薯在感染早疫病的不同阶段,光谱反射率呈现出的趋势基本一致。在 550 nm 和 850 nm 处存在 1 个峰值,而在 660 nm 处出现 1 个谷值。从 700 nm 开始, *S1~S4* 反射率变化较为明显,随着染病程度的加重,光谱反射率逐渐下降。在可见光光谱区,健康马铃薯冠层的反射率较高,因为健康叶片通常呈绿色,富含叶绿素,对绿光(550 nm 左右)有很高的反射率。当感染了早疫病后,叶片产生褐色病斑,会吸收更多的光,导致反射率降低。近红外光谱区与可见光光谱区类似,当马铃薯感染早疫病时反射率也会降低。此外,本研究发现健康样本和轻度感染样本的标准差区域重合度非常高。这可能是因为感染早期,马铃薯叶片的内部结构和化学成分与健康时相比变化不大,这也可能会导致模型进行分类时效果不佳。

将原始光谱进行一阶微分变换,得到一阶微分光谱曲线(图 6B)。从图 6B 可见,在蓝波段和近红外光谱区 *S1*、*S2*、*S3*、*S4* 反射率出现了明显的差异。一阶微分变换可以突出光谱的边缘特征和细节信息,从而更好地识别感染早疫病样本与健康样本之间的反射

率变化趋势。进行一阶微分变换后这些变化趋势可能会更加明显,从而提高识别和诊断的准确性。将原始光谱进行二阶微分变换,得到二阶微分光谱曲线(图 6C)。二阶微分变换可进一步增强光谱的边缘特征和细节信息,反射率的变化趋势会更加明显。将原始光谱进行多元散射校正后(图 6D),在可见光光谱区,叶片的反射率可能会呈现出绿色波峰和红色波谷的现象。这是由于叶绿素的吸收和反射特性所致,其中绿色波峰是叶绿素对绿色光的反射所致,红色波谷则是由于叶绿素对红色光的吸收所致。在近红外光谱区,马铃薯冠层叶片的反射率可能会表现出更为平缓的趋势。这一现象可能与光散射的影响进一步减小有关,该区域的反射率数据更加稳定。

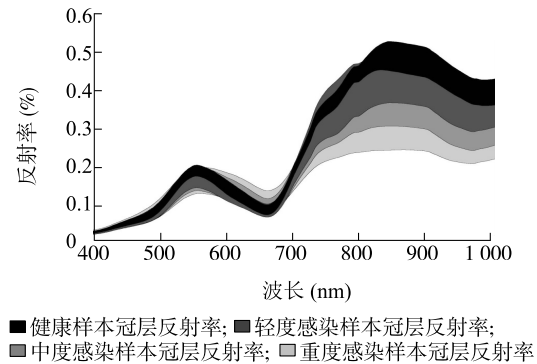
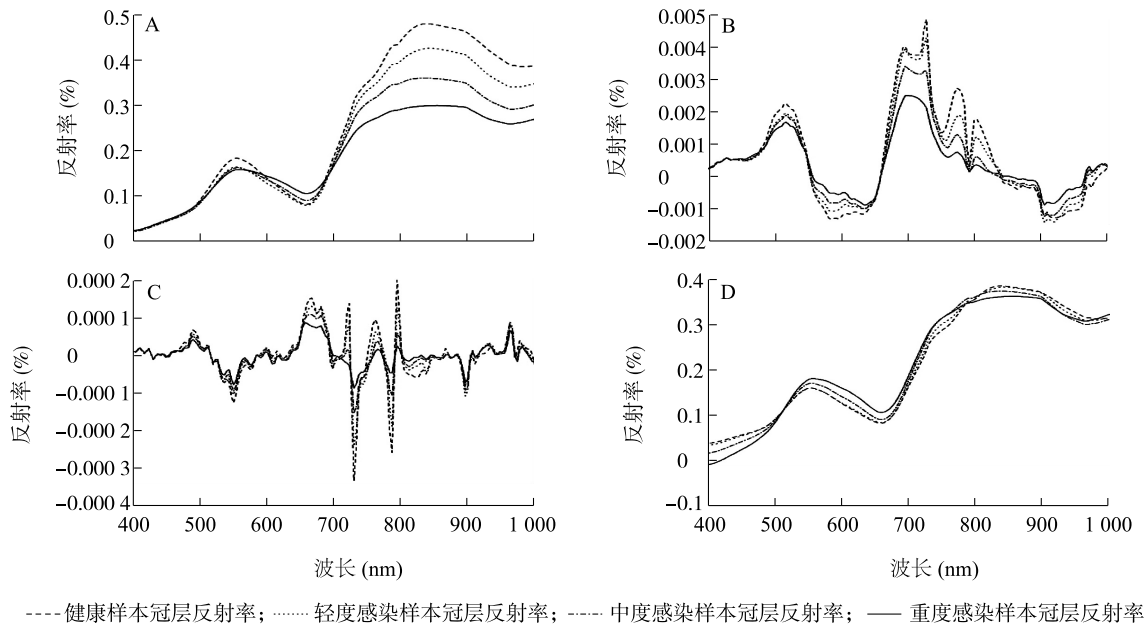


图 5 健康样本和不同感病程度样本光谱特征分布情况

Fig.5 Distribution of spectral features of healthy samples and diseased samples with different levels of disease



A:原始光谱曲线;B:一阶微分变换后光谱曲线;C:二阶微分变换后光谱曲线;D:多元散射校正后光谱曲线。

图 6 不同预处理方式下健康样本和不同感病程度样本的平均光谱曲线

Fig.6 Average spectral curves of healthy samples and samples with different levels of disease under different pretreatment methods

2.2 数据降维

本研究采用 SPA、CARS 和 RF 3 种方法将 176 维的全波段数据降到 9 维,结果如表 2 所示。降维后的数据保留了原始数据的主要特征,同时大大简化了数据的复杂性,使得后续分析和处理变得更加简单高效。

2.3 基于 CNN 的早疫病严重程度分级模型

本研究将原始光谱数据、预处理光谱数据、全波段光谱数据、特征波段光谱数据在 CNN 模型、BP 模

型中共进行了 32 组对比试验,旨在筛选出最佳马铃薯早疫病严重程度分级模型,试验结果如表 3 所示。

表 2 特征波段筛选结果

Table 2 Characteristic band screening results

降维方法	降维后的特征波段 (nm)
SPA	391.9、828.4、832.1、835.7、839.3、843.0、846.6、850.3、853.9
CARS	654.2、657.7、661.2、664.7、668.2、671.7、832.1、835.7、839.3
RF	510.7、514.0、629.9、636.8、633.4、706.8、710.3、792.3、806.7

表 3 不同处理下分类模型在测试集的平均准确率
Table 3 Average accuracy of classification models in the test set under different treatments

分类模型	输入特征 波段	准确率(%)			
		原始光谱	一阶微分	二阶微分	多元散 射校正
BP 模型	全波段	85.29	85.29	84.31	88.23
	SPA 降维后的 特征波段	67.64	81.37	74.51	68.63
	CARS 降维后的 特征波段	74.54	85.29	82.35	78.44
	RF 降维后的 特征波段	86.27	89.22	76.47	84.32
CNN 模型	全波段	88.18	85.29	84.42	85.45
	SPA 降维后的 特征波段	68.63	84.42	78.43	70.45
	CARS 降维后的 特征波段	72.55	88.23	85.29	78.43
	RF 降维后的 特征波段	84.31	91.18	78.18	82.35

从表 3 可以看出,2 种模型基于全波段的光谱分级效果均表现出较好的性能,准确率均高于 84.00%。然而,全波段光谱数据量较大,处理效率较低。在 BP 模型中,基于一阶微分光谱数据并进行 CARS 降维后的分类准确率可达 85.29%,而 RF 降维后的准确率达到 89.22%。在 CNN 模型中,一阶微分光谱和二阶微分光谱 CARS 降维后也展现出较高的精度,分类准确率分别为 88.23%和 85.29%。但分类效果最好的还是一阶微分光谱 RF 降维后,准确率高达 91.18%。值得注意的是,原始光谱数据 RF 降维后在 2 种模型中也有着较好的分类效果。综合比较发现,相同类型的光谱

数据在 CNN 模型中的分类总体效果要优于 BP 模型。此外,2 种模型对于一阶微分光谱的分类效果更加出色,准确率可以保持在 81.00%以上。这表明原始光谱经过一阶微分变换后,光谱特征被进一步放大,更有助于提升模型的分类能力。一阶微分光谱数据经 RF 算法降维后在模型中的分类准确度较全波段光谱均有所提高。这证实了 RF 算法在处理高维度数据方面的有效性,通过选择最重要的变量降维算法,从而减少信息冗余,提高数据处理效率。同时,也说明特征波段对马铃薯早疫病具有更好的分级识别效果。

为了进一步量化 CNN 网络比 BP 网络的性能更好,本研究将经一阶微分处理和 RF 降维后的特征波段使用 BP 分类器的模型称为 FDR-RF-BP 模型,将经一阶微分处理和 RF 降维后的特征波段使用 CNN 分类器的模型称为 FDR-RF-CNN 模型。并计算了其在测试集的精确率、召回率和 F1 得分,结果如表 4 所示。相较于 BP 模型,CNN 模型将健康样本(S1)冠层的精确率提高了 10.00 个百分点,轻度感染样本(S2)冠层的召回率提高了 9.00 个百分点,同时将健康样本冠层和轻度感染样本冠层的 F1 得分分别提升了 0.06 和 0.05。平均精确率、平均召回率和平均 F1 得分分别提升 3.00 个百分点、2.00 个百分点和 0.02。由此可见 CNN 模型比 BP 模型效果更好,且主要体现在对马铃薯健康样本和轻度感染样本的分类识别上。这是由于 CNN 卷积核的参数共享特性,使得模型能够更好地捕捉到数据集中的特征,从而提高了分类的准确性和稳定性。此外,CNN 模型还具有更好的泛化能力,能够更好地适应不同的数据集和任务。

表 4 FDR-RF-BP 模型和 FDR-RF-CNN 模型在测试集上的分类性能对比
Table 4 Comparison of classification performance between FDR-RF-BP model and FDR-RF-CNN model on the test set

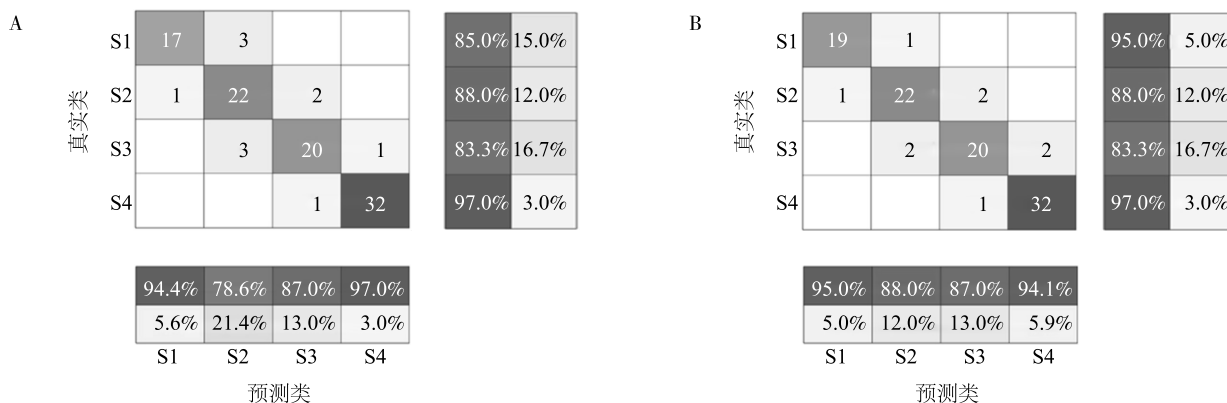
光谱处理方法	光谱降维方法	分类模型	评价指标	病害等级				平均值
				S1	S2	S3	S4	
一阶微分(FDR)	随机蛙跳(RF)	BP	精确率(%)	85.00	88.00	83.00	97.00	88.00
			召回率(%)	94.00	79.00	87.00	97.00	89.00
			F1 得分	0.89	0.83	0.85	0.97	0.89
		CNN	精确率(%)	95.00	88.00	83.00	97.00	91.00
			召回率(%)	95.00	88.00	87.00	94.00	91.00
			F1 得分	0.95	0.88	0.85	0.96	0.91

S1、S2、S3、S4 见表 1。

由图 5 可以看出轻度感染样本和健康样本、中度感染样本之间的错分比较多,可能是这 3 类之间

的光谱特征较为相似导致的。混淆矩阵作为评估分类模型分类效果的重要手段,对于比较不同分类模型在特定数据集上的性能具有重要作用。为了比较 BP 模型和 CNN 模型在一阶微分光谱数据 RF 降维后的测试集上的分类性能,本研究制作 2 种模型的混淆矩阵(图 7),如图 7 所示,FDR-RF-BP 模型将 3

个健康样本识别为轻度感染样本,3 个中度感染样本识别为轻度感染样本(图 7A)。FDR-RF-CNN 模型则改善了 4 个标签之间互相混淆的情况,将健康样本识别为轻度感染样本的数量为 1 个,将中度感染样本识别为轻度感染样本的数量为 2 个(图 7B)。



A: FDR-RF-BP 模型分类结果混淆矩阵; B: FDR-RF-CNN 模型分类结果混淆矩阵。S1、S2、S3、S4 见表 1。

图 7 应用混淆矩阵法比较反向传播网络 (BP) 和卷积神经网络 (CNN) 2 种分类模型的性能

Fig.7 Comparison of the performance of back propagation network (BP) and convolutional neural network (CNN) by confusion matrix method

综上所述,通过对比 BP 反向传播网络模型和 CNN 卷积神经网络模型在马铃薯早疫病光谱数据测试集上的分类效果,发现 CNN 模型在分类准确率高的同时具有更强的鲁棒性,尤其在健康马铃薯和轻度感染早疫病马铃薯的分类识别上表现更为突出。

3 结论

本研究利用地面病情数据和无人机高光谱数据,分析了感染不同程度早疫病马铃薯的光谱数据信息,系统探讨了光谱预处理和特征波段筛选的策略,并比较了特征波段与全波段在马铃薯早疫病严重程度诊断中的差异,最终实现了对马铃薯早疫病的分级监测。研究表明,对原始高光谱数据进行一阶微分变换可以更好地揭示马铃薯叶片在早疫病感染过程中的光谱特征,为后续诊断建立模型提供更准确的数据。相较于全波段,RF 算法所提取的特征波段在马铃薯早疫病严重程度的识别精度上表现更佳,验证了所选的光谱波段降维方法的有效性。使用 CNN 模型对马铃薯早疫病严重程度进行分级

时,利用一阶微分光谱 RF 降维后的特征波段为输入参量,分级精度最高,为 91.18%,比原始光谱 RF 降维后的特征波段作为输入量时总体精度提高了 6.87 个百分点,比全波段一阶微分光谱作为输入量时的识别准确率提高了 5.89 个百分点。与 BP 模型相比较,CNN 模型分类效果总体来说更好,且对于一阶微分光谱数据特征波段 RF 算法降维后的特征波段,CNN 模型将健康样本的识别精确率提高了 10.00 个百分点,轻度感染样本的召回率提高了 9.00 个百分点。同时,健康样本和轻度感染样本的 $F1$ 得分达到了 0.95 和 0.88,总体准确率较 BP 网络提升了 1.96%。试验结果表明,FDR-RF-CNN 模型可以用于大田环境下马铃薯早疫病严重程度的分级监测,且监测结果较优。本研究结果也证明了利用无人机高光谱技术监测大田环境下的马铃薯早疫病病情是可行的。

参考文献:

- [1] 徐进,朱杰华,杨艳丽,等. 中国马铃薯病虫害发生情况与农药使用现状[J]. 中国农业科学,2019,52(16):2800-2808.
- [2] 高玉林,徐进,刘宁,等. 我国马铃薯病虫害发生现状与防

- 控策略[J]. 植物保护, 2019, 45(5): 106-111.
- [3] GOLD K M, TOWNSEND P A, CHLUS A, et al. Hyperspectral measurements enable pre-symptomatic detection and differentiation of contrasting physiological effects of late blight and early blight in potato[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 286.
- [4] ZHANG J C, HUANG Y B, PU R L, et al. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104943.
- [5] 张 凝, 杨贵军, 赵春江, 等. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 403-422.
- [6] 黄双萍, 齐 龙, 马 旭, 等. 基于高光谱成像的水稻穗瘟病害程度分级方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 212-219.
- [7] BARBEDO J G A, TIBOLA C S, FERNANDES J M C. Detecting *Fusarium* head blight in wheat kernels using hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2015, 131: 65-76.
- [8] SIEDLIKA A, BARANOWSKI P, ZUBIK M, et al. Detection of fungal infections in strawberry fruit by VNIR/SWIR hyperspectral imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2018, 139: 115-126.
- [9] JIN X, JIE L, WANG S, et al. Classifying wheat hyperspectral pixels of healthy heads and *Fusarium* head blight disease using a deep neural network in the wild field[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 395.
- [10] 雷 雨, 韩德俊, 曾庆东, 等. 基于高光谱成像技术的小麦条锈病病害程度分级方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 226-232.
- [11] 宋 勇, 陈 兵, 王 琼, 等. 无人机遥感监测作物病虫害研究进展[J]. 棉花学报, 2021, 33(3): 291-306.
- [12] BOHNENKAMP D, BEHMANN J, MAHLEIN A K. In-field detection of yellow rust in wheat on the ground canopy and UAV scale[J]. Remote Sensing, 2019, 11(21): 2495.
- [13] 兰玉彬, 朱梓豪, 邓小玲, 等. 基于无人机高光谱遥感的柑橘黄龙病植株的监测与分类[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 92-100.
- [14] 郭 伟, 朱耀辉, 王慧芳, 等. 基于无人机高光谱影像的冬小麦全蚀病监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 162-169.
- [15] MA H Q, HUANG W J, DONG Y Y, et al. Using UAV-based hyperspectral imagery to detect winter wheat *Fusarium* head blight[J]. Remote Sensing, 2021, 13(15): 3024.
- [16] 于 涵. 基于图像和光谱技术的马铃薯早疫病智能诊断方法研究[D]. 大庆: 黑龙江八一农垦大学, 2023.
- [17] 唐 翊. 基于光谱技术的便携式马铃薯晚疫病检测仪研制[D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2019.
- [18] 徐明珠, 李 梅, 白志鹏, 等. 马铃薯叶片早疫病的高光谱识别研究[J]. 农机化研究, 2016, 38(6): 205-209.
- [19] MENO L, ESCUREDO O, RODRÍGUEZ-FLORES M S, et al. Looking for a sustainable potato crop. Field assessment of early blight management[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 308/309: 108617.
- [20] 朱梦远, 杨红兵, 李志伟. 高光谱图像和叶绿素含量的水稻纹枯病早期检测识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(6): 1898-1904.
- [21] 张婷婷, 向莹莹, 杨丽明, 等. 高光谱技术无损检测单粒小麦种子活力的特征波段筛选方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(5): 1556-1562.

(责任编辑: 黄克玲)