中国农业大学学报　2024,29(12):227-236
Journal of China Agricultural University　http://zgnydxxb.ijournals.cn

王晓玉,李杰,张智优,李昱娇,杨情,杨玉,李亮,柏连阳. 基于超微型地物光谱仪的稻田秧苗及稗草的早期识别[J]. 中国农业大学学报,2024,29(12):227-236.
WANG Xiaoyu,LI Jie,ZHANG Zhiyou,LI Yujiao,YANG Qing,YANG Yu,LI Liang,BAI Lianyang. Early classification and identification of rice seedlings and barnyard grass in paddy fields based on ultra-miniature ground spectrometer[J]. *Journal of China Agricultural University*,2024,29(12):227-236.
DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2024.12.20

基于超微型地物光谱仪的稻田秧苗及稗草的早期识别

王晓玉[1,2]　李　杰[1,2]　张智优[1,2]　李昱娇[1,2]　杨　情[1,2]
杨　玉[1,2]　李　亮[1,2]　柏连阳[1*]
(1. 湖南省农业科学院　湖南省农业信息与工程研究所,长沙 410125;
2. 国家能源非粮生物质原料研发中心湖南分中心,长沙410125)

摘　要　为探究水稻秧苗与稗草的早期准确识别方法,利用超微型地物光谱仪采集二叶-四叶期水稻和同期生长的稗草植株冠层在400～920 nm波段内的光谱信息,结合化学计量学的竞争性自适应重加权采样算法(Competitive Adaptive Reweighted Sampling,CARS)筛选出特征波长,利用MATLAB分类学习器工具箱进行种类识别,建立多种分类识别模型。结果表明:基于SG平滑-SG求导-CARS处理建立的偏最小二乘判别分析(Partial Least Squares Discriminant Analysis,PLS-DA)模型表型最优,其在二叶期样本集的校正集、交叉验证集和外部验证集的正确识别率均为100%;在二叶-四叶期样本集的校正集、交叉验证集和外部验证集的正确识别率分别为100%、98%和99%。综上,高光谱技术结合化学计量学能够快速、无损和精准识别苗期水稻和稗草,可应用于早期稻田稗草的精准防除。

关键词　水稻; 稗草; 高光谱; 判别模型; PLS-DA; 早期识别
中图分类号　O657.33　　**文章编号**　1007-4333(2024)12-0227-10　　**文献标志码**　A

Early classification and identification of rice seedlings and barnyard grass in paddy fields based on ultra-miniature ground spectrometer

WANG Xiaoyu[1,2], LI Jie[1,2], ZHANG Zhiyou[1,2], LI Yujiao[1,2], YANG Qing[1,2], YANG Yu[1,2], LI Liang[1,2], BAI Lianyang[1*]
(1. Hunan Institute of Agricultural Information and Engineering, Hunan Academy of Agricultural Sciences, Changsha 410125, China;
2. Hunan Branch of National Energy R&D Center for Biomass, Changsha 410125, China)

Abstract　To explore the early accurate identification for rice seedlings and barnyard grass, ultra-miniature ground spectrometer was utilized to collect the spectral information within 400 to 920 nm wavelength range from the canopies of rice plants during the two-leaf to four-leaf stages and the simultaneously growing barnyard grass plants. Characteristic wavelengths were selected by using Competitive Adaptive Reweighted Sampling (CARS) combined with chemometrics. Classification Learner Toolbox by MATLAB was employed for species identification to establish the multiple classification and recognition models. The results showed that: The Partial Least Squares Discriminant Analysis (PLS-DA) model has the best phenotype based on SG

收稿日期: 2024-05-21
基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFD1400500);湖南省农业科技创新资金项目(2024CX56)
第一作者: 王晓玉(ORCID:0000-0003-4786-7368),副研究员,主要从事光谱技术及农业大数据研究,E-mail: xiao_yu_100@163.com
通讯作者: 柏连阳(ORCID:0000-0002-4318-030X),教授,中国工程院院士,主要从事农田杂草生物学及安全治理研究, E-mail:lybai@hunaas.cn

smoothing-SG derivation-CARS processing. The model established in this study achieved 100% accuracy in identifying the samples at the two-leaf stage in the calibration set, cross-validation set and external validation set. For samples across the two-leaf to four-leaf stages, the correct recognition rates in the calibration set, cross-validation set and external validation set were 100%, 98% and 99%, respectively. Therefore, the combination of hyperspectral technology chemometrics could achieve rapid, non-destructive and precise identification of rice and barnyard grass at the seedling stage. This model can be applied to precise control and elimination of barnyard grass.

Keywords rice; barnyard grass; hyperspectral; discriminant model; partial least squares discriminant analysis; early classification and identification

化学除草是当今杂草防控最为有效的措施，长期大量地使用品类相对有限的化学除草剂，致使我国农田抗药性杂草迅猛发展，呈现出分布广、种类多、种群演替快、抗药性水平高的特点，已对我国农田杂草防控、生态环境和粮食安全造成严重威胁[1-2]。精准除草、变量定点喷洒除草剂成为现阶段的研究热点和发展趋势，而精准除草的必要前提是能够对杂草进行准确识别[3]。因此，杂草精准识别技术及其在精准除草方面应用的研究对于有效控制农田抗药性杂草的迅猛发展、保障农田杂草防控效果、维护生态环境平衡以及确保粮食安全具有重要的意义。

田间杂草的自动识别研究主要集中在光谱技术和图像视觉技术[4-8]。其中，相比于利用图像识别杂草而言，光谱分析技术可以更好地表征作物和杂草的内部特征，处理过程更简便、更具实时性[9-11]。尤其当作物与杂草在外观（形状、颜色等）相似时，利用光谱分析技术的杂草识别方法更具优势[12]。Reyer等[13]的研究指出，可以选择某些波段的光谱特征用于作物与杂草鉴别，在大多数情况下，使用光谱的红色和近红外区域即可，此区域可反映植物生物化学组成和物理结构特征的重要信息，所使用的光谱波段的精确波长（和光谱宽度）取决于不同的植物物种。吴迪等[14]选择400～1 000 nm的光谱波段快速识别大豆、玉米两种作物及铁苋菜、田字草两种杂草，预测模型的识别率达到100%。Martin等[15]利用GER2600光谱辐射计（350～2 500 nm）进行高光谱测量，以分析杂草和冬小麦、燕麦在不同物候期的光谱差异。采用逐步判别分析筛选出提供最佳判别能力的波段集中在短波红外、近红外、蓝边和红边波段4个区间。Braga等[16]利用近红外（Near Infrared，NIR）光谱结合多元分析鉴别3种牵牛花的属种，通过采集3种牵牛花营养生长期的叶片，光谱波段为4 000～10 000 cm^{-1}，主成分分析、线性判别分析（Linear Discriminant Analysis，LDA）和偏最小二乘回归结合判别分析（Partial Least Squares Discriminant Analysis，PLS-DA）模型的识别准确率都超过98.5%，成功实现了对不同种牵牛花的鉴别。LDA是一种经典的线性判别方法，它可以用于特征降维和分类任务[17]。LDA将原始高维空间中的样本投影到一个低维空间，使得投影后的低维样本能够在分类任务中有明显的区分度[17]。PLS-DA（Partial Minimum Dials Discriminant Analysis）是一种基于偏最小二乘回归（Partial Minimum Squares Regression，简称PLSR）的判别分析方法[18]，可将PLS与LDA结合起来，在处理多元分类问题时具有很好的性能[19]。二次支持向量机是在支持向量机（Support Vector Machine，SVM）的基础上引入了二次项来增强模型的非线性拟合能力，将特征进行二次组合，从而在新的高维空间中形成非线性边界，实现对非线性数据的判别[20]。径向基函数核的支持向量机（Radial Basis Function kernel Support Vector Machine，RBF-SVM）是在传统SVM的基础上引入了径向基函数的概念，将数据从原始的特征空间映射到一个更高维的特征空间（也称为隐式特征空间），使得非线性问题在隐式特征空间中变得线性可分，通过在高维空间中进行线性分类，RBF-SVM可以更好地解决非线性问题[21]。

目前，在分析高光谱数据这样的高维数据时，进行特征波段的提取是非常必要的。首先，提取特征波段可以从原始数据中获取最具代表性和区分性的特征集，从而有效地降低数据的维度，减少存储和计算成本[22]。其次，特征波段的提取可以通过选择与目标相关的波段来减少噪声和冗余的

影响，提高数据的准确性和可靠性[23]。关于在田间复杂环境下，高光谱技术如何实现对早期水稻秧苗与稗草精准识别的具体方法及能力，以及利用竞争性自适应重加权采样（Competitive Adaptive Reweighted Sampling，CARS）算法从高光谱数据中高效筛选出对水稻和稗草分类最有效的特征波长方面的研究鲜见报道。本研究以二叶-四叶期水稻秧苗和稗草为研究对象，利用高光谱技术分别获取田间和实验室培育的苗期水稻和稗草的光谱数据，采用CARS筛选出特征波长，利用MATLAB分类学习器工具箱进行种类识别，构建一种高效、准确的早期水稻与稗草分类识别模型，旨在探究水稻秧苗与稗草的早期准确识别方法，以期为农田杂草的精准防控、减少化学除草剂的使用提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　材料

以水稻（*Oryza sativa* L.）、稗草（*Echinochloa crusgalli*（L.）Beauv.）为研究对象，供试水稻品种为‘农香优204’。试验对象数据采集为秧田直接采集和实验室内培育后采集，田间数据采集地点为湖南省长沙县春华镇张家坊的春华基地（28.290 85° N，113.27 462° E，海拔73.7 m）。根据其生长发育阶段的不同，具体分为二叶期和二叶-四叶期2个样本集，样本数据情况见表1。

表1　样本数据采集信息情况

Table 1　Information on sample data collection

样本种类 Sample type	采集方式 Collection method	采集时期 Collection period	样本数 Sample size	合计 Total
水稻 Rice	田间采集 Field collection	二叶-四叶期 Two-leaf to four-leaf stage	116	176
	实验室培育 Laboratory cultivation	二叶期 Two-leaf stage	60	
稗草 Barnyard grass	田间采集 Field collection	二叶-四叶期 Two-leaf to four-leaf stage	115	174
	实验室培育 Laboratory cultivation	二叶期 Two-leaf stage	59	

1.2　技术方法

通过分别采集秧田和实验室培育2种试验条件下的苗期水稻和稗草的高光谱反射率，利用光谱参数构建苗期水稻和稗草快速无损分类模型，并进行模型精度验证（图1）。

1.2.1　试验设计和数据采集方法

田间试验小区的种植密度为22万株/hm^2，设置2个小区，每个小区面积180 m^2，分别种植水稻和稗草。样本进行光谱数据取样时，按照五点取样法，每个取样点12个光谱数据，取样时间分为2次，分别为2023年8月11日和8月15日（10:00—11:30），水稻或稗草的样本量计120个（图2）。2023年8月18日于实验室培养箱中培育水稻和稗草（图2），分别于8月26日、8月31日和9月1日在室外进行光谱数据采集。利用中国奥普天成（厦门）科技有限公司的ATP9101微型地物光谱仪对早期水稻和稗草样本进行光谱测定，该仪器波段范围是400～920 nm。便携光谱仪经白板校准后进行测试，光纤探头置于叶片表面上方20～30 mm，探头视场角为25°。试验采用黑色背景以防影响植物的反射率。

1.2.2　光谱数据处理

原始光谱数据采用Savitzky-Goloy（SG）平滑和SG求导进行预处理，对二叶期数据集和二叶-四叶期数据集分别进行SG卷积平滑、SG卷积平滑-SG卷积求导和SG卷积平滑-SG卷积求导-CARS处理。其中，SG卷积平滑的宽口宽度设置为5，SG卷积求导的阶数设置为2，宽口宽度设置为5[24-25]。

采用竞争性自适应重加权采样算法（CARS）来进行特征波段的提取。CARS的参数设置为：最大主因子数为10，交叉验证次数为10，数据预处理方

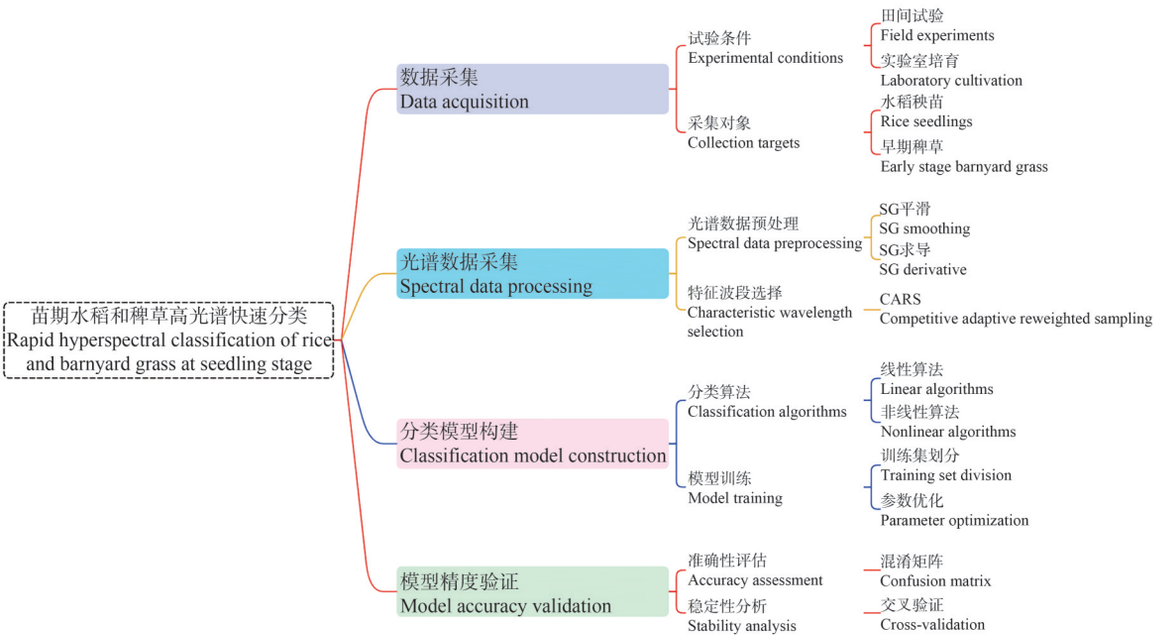


图1 技术流程图

Fig. 1 Technology roadmap

法设置为“center”，蒙特卡罗采样次数为1 000。所有上述处理步骤均使用MATLAB R2022a进行。

1.2.3 建模方法

采用10折交叉验证的方法建立LDA、PLS-DA、二次SVM、子空间判别和RBF-SVM模型对稗草和水稻进行分类。基于上述处理后的数据集，进行了校正集和验证集的划分。对于二叶期数据集，从水稻和稗草样品中随机各取20个样品划入验证集中，剩下的79个样品被划入校正集。对于二叶-四叶期数据集，从水稻和稗草样品中随机各取40个样品划入验证集中，剩下的151个样品被划入校正集。将划分好的校正集作为输入数据结合PLS-DA、线性判别、二次SVM、子空间判别、RBF-SVM等建模方法分别建立模型，且对建立的所有模型进行10折交叉验证和外部验证集验证。

在建立分类模型之前，需要先进行参数设置。其中，二次SVM模型有3个参数，分别是核函数、框约束级别和核尺度模式，将其分别设置为“二次”“1”和“自动”。子空间判别模型有集成方法、学习器类型、学习器数量和子空间维度4个参数，将其分别设置为“Subspace”“判别”“30”和“256”。RBF-SVM有学习器、扩展维度数、Lambda、核尺度和迭代次数等参数，将其分别设置为“SVM”“16 384”“0.006 623”“1”和“1 000”。

2 结果与分析

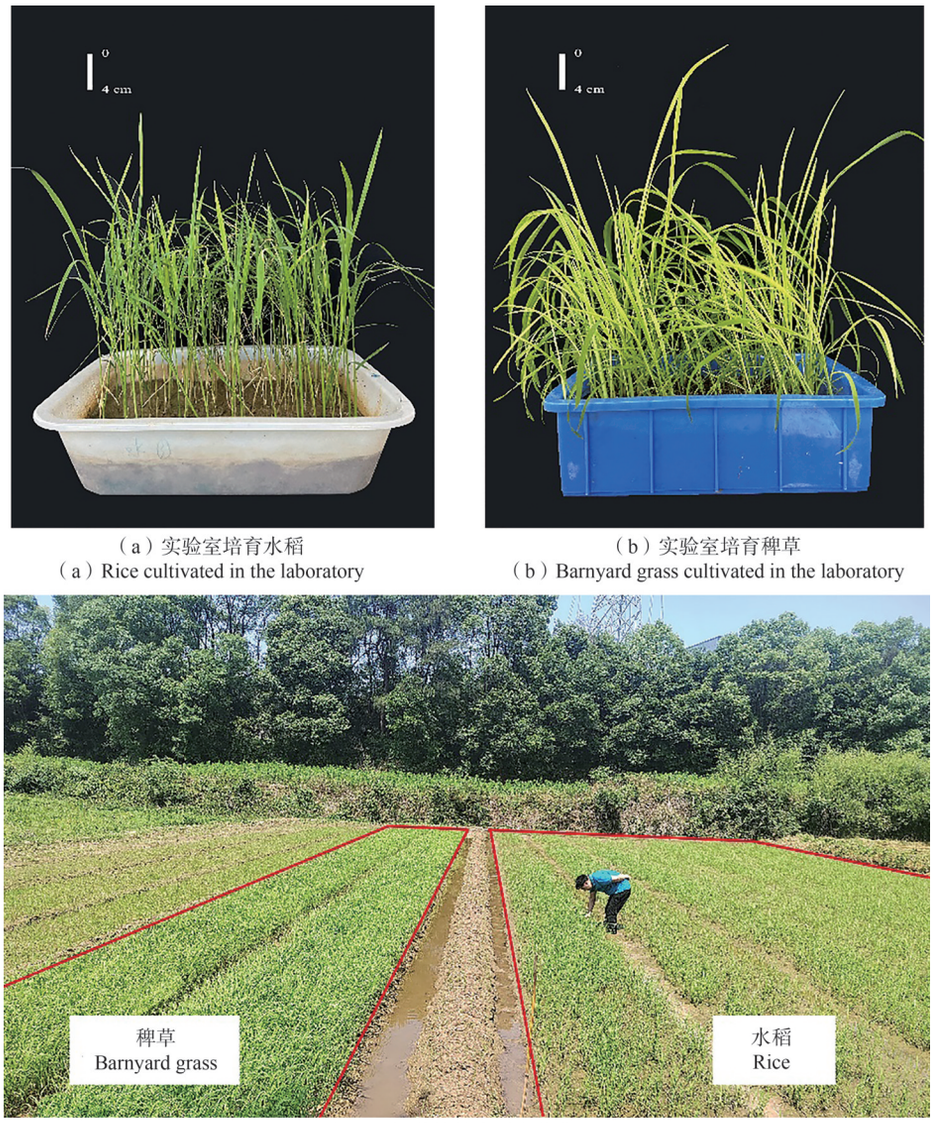
2.1 水稻秧苗及早期稗草高光谱特征分析

由图3可知，在700～900 nm二叶期水稻的吸收强度略高于稗草，但从光谱曲线趋势来看，水稻和稗草的吸收峰位置大致相同，且曲线相互混杂，无法进行分类。通过主成分分析（PCA）发现，尽管前3个主成分能够解释数据集中97.70%的总方差，有效降低了数据维度，水稻与稗草在PCA得分图上的分布也具有一定的区分趋势，水稻偏右上方（PC_2：−10%～20%），稗草偏左下方（PC_2：−20%～0%），其重叠与聚集现象仍较为严重，不足以作为直接分类的依据（图3(b)）。

二叶-四叶期水稻和稗草在400～900 nm波段的吸收光谱特性与二叶期水稻和稗草的光谱特性基本一致，但混杂程度更高（图3(c)）。对光谱数据进行主成分分析发现，该时期数据集的聚集程度也高于二叶期数据集（图3(d)）。综上，水稻秧苗与稗草在光谱特征上存在重叠，难以直接分类，且随着生长阶段变化，混杂程度增加，需结合多特征参数或高级分类算法以提高分类准确性。

2.2 光谱数据处理

由图4可知，CARS算法在二叶期和二叶-四叶期数据集选择的特征光谱变量位置大致一致，在二



（a）实验室培育水稻
（a）Rice cultivated in the laboratory

（b）实验室培育稗草
（b）Barnyard grass cultivated in the laboratory

（c）田间种植的水稻和稗草
（c）Rice and barnyard grass planted in the field

图 2　实验室培育、田间种植的水稻和稗草的生长情况

Fig. 2　Growth conditions of rice and barnyard grass cultivated in the laboratory and planted in the field

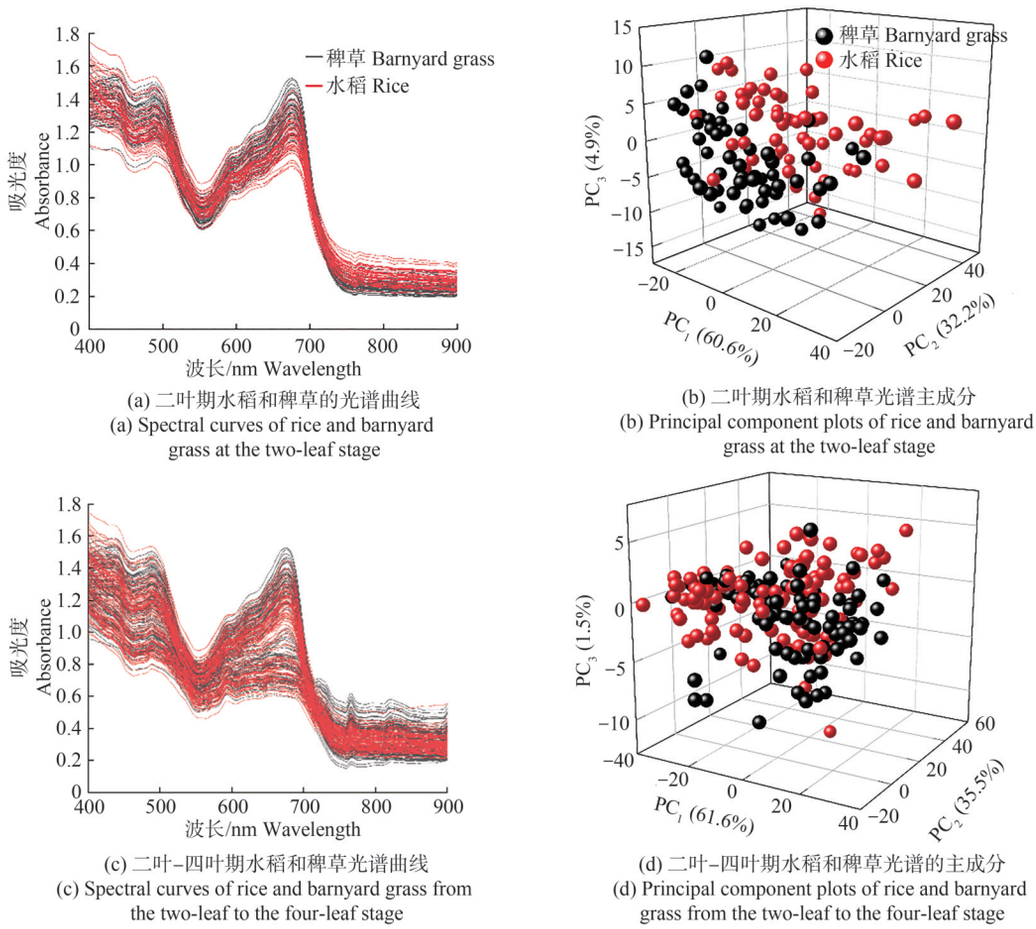
叶期数据集中选择了 54 个变量，在二叶-四叶期数据集中选中了 58 个变量，在 2 个数据集共同选择了 12 个变量。综上，尽管数据集的时间背景存在差异（一个是二叶期，另一个覆盖了二叶-四叶期），CARS 算法仍能有效识别出跨时期稳定的特征光谱波段，意味着这 12 个共同的变量可能是区分不同水稻和稗草的关键特征波段。

2.3　水稻秧苗及早期稗草识别估测模型的建立及检验

2.3.1　PLS-DA 和线性判别分类模型分析

由表 2 可知，PLS-DA 模型中 2 个数据集中表现最好的是基于 SG 平滑-SG 求导-CARS 优化后的模型，其中二叶期准确率在校正集、交叉验证集和外部验证集中都为 100.00%，二叶-四叶期数据集校正集、交叉验证集和外部验证集的准确率分别为 100.00%、98.00% 和 99.00%。对于无处理和 SG 平滑-SG 求导建立的模型，其在二叶期数据集中表现一致，在二叶-四叶期数据集中基于无处理所建立的模型效果更好。

基于二叶期数据集建立的线性判别模型性能略低于 PLS-DA 模型，其中于 SG 平滑-SG 求导-CARS 优化后的模型效果最优，校正集、交叉验证集



(a) 二叶期水稻和稗草的光谱曲线
(a) Spectral curves of rice and barnyard grass at the two-leaf stage

(b) 二叶期水稻和稗草光谱主成分
(b) Principal component plots of rice and barnyard grass at the two-leaf stage

(c) 二叶-四叶期水稻和稗草光谱曲线
(c) Spectral curves of rice and barnyard grass from the two-leaf to the four-leaf stage

(d) 二叶-四叶期水稻和稗草光谱的主成分
(d) Principal component plots of rice and barnyard grass from the two-leaf to the four-leaf stage

图3 不同时期水稻和稗草的光谱曲线及主成分分析

Fig. 3 Spectral curves and principal component plots of rice and barnyard grass at different stages

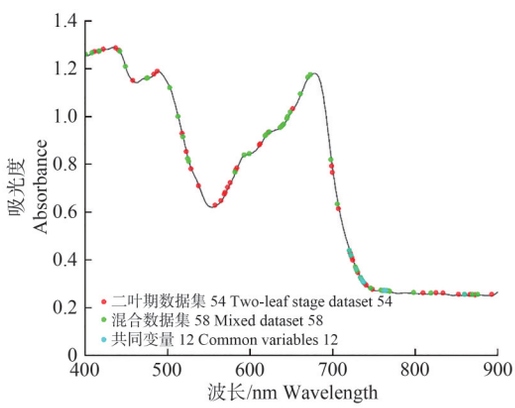


图4 竞争自适应重加权采样算法(CARS)筛选的特征波长

Fig. 4 Characteristic wavelength selection by Competitive Adaptive Reweighted Sampling(CARS)

和外部验证集的准确率分别为100.00%、98.70%和100.00%。但在二叶-四叶期数据集中,线性判别模型表现较差,对于无处理和SG平滑-SG求导建立的模型,其交叉验证集的正确识别率仅在75.00%左右。但基于SG平滑-SG求导-CARS优化后的模型,其交叉验证集的正确识别率提升到97.40%,表明CARS算法能够提取有效光谱信息,提升模型的性能。

2.3.2 非线性分类模型分析

在二叶期数据集中,基于SG平滑-SG求导-CARS处理建立的二次SVM模型和子空间判别模型表现最优,二者校正集、交叉验证集和外部验证集的准确率分别为100.00%、98.70%和100.00%(表2)。在二叶-四叶期数据集中,基于SG平滑-SG求导-CARS处理建立的子空间判别模型表现最好,其校正集、交叉验证集和外部验证集的准确率分别为98.00%、96.70%和97.50%。但子空间判别在无处理和SG平滑-SG求导处理的数据集中的交叉验证集中的正确识别率为84.00%左右,低于

表 2　不同处理和建模方法下稗草与水稻的识别准确率

Table 2　Recognition accuracy of barnyard grass and rice using different treatments and modeling methods

时期 Stage	预处理 Preprocessing	建模方法 Modeling method	准确率/% Accuracy		
			校正集 Calibration set	交叉验证集 Cross-validation set	外部验证集 External validation set
二叶期 Two-leaf stage	无处理 No treatment	PLS-DA	99.00	99.00	95.00
		线性判别	100.00	98.70	97.50
		二次 SVM	98.70	97.50	97.50
		子空间判别	100.00	97.50	100.00
		RBF-SVM	97.50	88.60	92.50
	SG 平滑-SG 求导 SG smoothing - SG derivation	PLS-DA	100.00	99.00	95.00
		线性判别	100.00	96.20	95.00
		二次 SVM	100.00	98.70	100.00
		子空间判别	100.00	97.50	87.50
		RBF-SVM	98.70	98.70	100.00
	SG 平滑-SG 求导-CARS SG smoothing - SG derivation-CARS	PLS-DA	100.00	100.00	100.00
		线性判别	100.00	98.70	100.00
		二次 SVM	100.00	98.70	100.00
		子空间判别	100.00	98.70	100.00
		RBF-SVM	98.70	98.70	100.00
二叶期-四叶期 Two-leaf to four-leaf stage	无处理 No treatment	PLS-DA	99.00	98.00	97.00
		线性判别	100.00	78.80	82.50
		二次 SVM	98.70	95.40	97.50
		子空间判别	100.00	84.10	75.00
		RBF-SVM	92.10	80.80	83.80
	SG 平滑-SG 求导 SG smoothing-SG derivation	PLS-DA	97.00	91.00	96.00
		线性判别	100.00	74.80	65.00
		二次 SVM	100.00	92.10	95.00
		子空间判别	100.00	83.40	67.50
		RBF-SVM	99.30	96.00	97.50
	SG 平滑-SG 求导-CARS SG smoothing-SG derivation-CARS	PLS-DA	100.00	98.00	99.00
		线性判别	100.00	97.40	98.80
		二次 SVM	100.00	94.00	100.00
		子空间判别	98.00	96.70	97.50
		RBF-SVM	99.30	95.40	95.00

二次SVM和RBF-SVM建模方法。

3 讨 论

本研究应用高光谱技术于稻田稗草的早期识别,为除草机器人的精准作业提供了有力的决策支持,是实现农业变量施药、精准除草策略的关键一步[26]。陈树人等[27]研究表明,705 nm是区别水稻和稗草的特征光谱波长,本研究中使用的CARS算法在两类数据集都在705 nm附近进行变量选择,这更加表明CARS算法能够成功的提取区分水稻和稗草的特征光谱变量。采用低成本的超微型地物光谱仪,结合特征光谱筛选算法,成功构建高敏感性的稻田稗草识别模型,该模型在二叶期达到100.00%的识别准确率,在二叶-四叶期也保持98.00%的高精度,相较于邓向武等[22]利用图像识别技术获得的识别准确率范围在91.01%~97.48%,本模型展现出更为优越的性能。这不仅证明了光谱技术在杂草识别中的有效性,也凸显了其在提高农业生产效率方面的巨大潜力。

与图像识别技术相比,光谱识别技术以其较低的时间成本具有更大的应用潜力[28]。田荣才等[29]研究中采用的人工光谱数据采集方式保证数据的准确性,但其耗时费力的问题限制了在大面积稻田中的广泛应用。因此,未来的研究应聚焦于开发高效的数据采集系统,如引入无人机或田间自主移动机器人,以实现光谱数据的快速、实时获取与分析,从而加速稻田稗草识别与施药过程的智能化集成。

此外,高光谱数据在采集过程中易受多种噪声源干扰,这些噪声不仅降低了数据质量,也影响了后续建模的准确性和可靠性[21]。针对这一问题,本研究与Jokin等[30]、Wang等[31]研究均强调了数据预处理的重要性,包括平滑、求导和散射校正等措施对减少或消除噪声、提升数据质量具有显著效果。然而,随着应用环境的复杂化,如何进一步优化预处理算法,以适应不同条件下光谱数据的处理需求,仍是下一步研究的重要方向。

4 结 论

利用高光谱技术结合多种分类算法对二叶-四叶期水稻和稗草的叶片光谱数据进行识别分析发现,SG平滑-SG求导结合CARS预处理再结合PLS-DA算法在提升模型识别精度和稳定性方面表现最优,可显著提升二叶-四叶期水稻和稗草识别模型的交叉验证和外部验证的正确率,分别高达98%和99%,尤其在水稻二叶期单一时期的样本集上,无论是校正集、交叉验证集还是外部验证集,均实现100%的识别率,该模型充分验证其在水稻二叶期数据建模中的高效性和准确性,可应用于水稻早期田间稗草识别和防除。

参考文献 References

[1] 柏连阳. 中国农田杂草抗药性状况与治理技术[C]//中国植物保护学会. 绿色植保与乡村振兴-中国植物保护学会2018年学术年会论文集. 西安:中国农业科学技术出版社, 2018

Bai L Y. The status of herbicide resistance in Chinese farmland weeds and its management techniques [C] In: Chinese Society of Plant Protection. Green Plant Protection and Rural Revitalization - Proceedings of the 2018 Academic Annual Meeting of the Chinese Society of Plant Protection. Xi'an:China Agriculture Science and Technology Press, 2018

[2] 董立尧, 高原, 房加鹏, 陈国奇. 我国水稻田杂草抗药性研究进展[J]. 植物保护, 2018, 44(5): 69-76

Dong L Y, Gao Y, Fang J P, Chen G Q. Research progress on the herbicide-resistance of weeds in rice fice fields in China [J]. *Plant Protection*, 2018, 44(5): 69-76 (in Chinese)

[3] 李东升, 胡文泽, 兰玉彬, 范明洪, 李翠云, 朱俊科. 深度学习在杂草识别领域的研究现状与展望[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(9): 137-144

Li D S, Hu W Z, Lan Y B, Fan M H, Li C Y, Zhu J K. Research status and prospect of deep learning in weed recognition[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(9): 137-144 (in Chinese)

[4] 何全令, 杨静文, 梁晋欣, 傅雷扬, 滕杰, 李绍稳. 面向嵌入式除草机器人的玉米田间杂草识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(2): 304-313

He Q L, Yang J W, Liang J X, Fu L Y, Teng J, Li S W. Weed identification method in corn fields applied to embedded weeding robots [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(2): 304-313 (in Chinese)

[5] 胡盈盈, 王瑞燕, 郭鹏涛, 李茂芬, 梁伟红, 李玉萍. 基于近地光谱特征的玉米田间杂草识别研究[J]. 江苏农业科学, 2020, 48(8): 242-246

Hu Y Y, Wang R Y, Guo P T, Li M F, Liang W H, Li Y P. Recognition of weeds in maize fields based on near-earth spectrum characteristics[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2020, 48(8): 242-246 (in Chinese)

[6] 邓向武, 齐龙, 马旭, 蒋郁, 陈学深, 刘海云, 陈伟烽. 基于多特征融合和深度置信网络的稻田苗期杂草识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(14): 165-172

Deng X W, Qi L, Ma X, Jiang Y, Chen X S, Liu H Y, Chen W F. Recognition of weeds at seedling stage in paddy fields using multi-feature fusion and deep belief networks[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(14): 165-172 (in Chinese)

[7] 赵辉, 曹宇航, 岳有军, 王红君. 基于改进DenseNet的田间杂草识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 136-142

Zhao H, Cao Y H, Yue Y J, Wang H J. Field weed recognition based on improved DenseNet [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(18): 136-142 (in Chinese)

[8] 苗荣慧, 杨华, 武锦龙, 刘昊宇. 基于图像分块及重构的菠菜重叠叶片与

杂草识别[J]. 农业工程学报，2020，36(4)：178-184
Miao R H，Yang H，Wu J L，Liu H Y. Weed identification of overlapping spinach leaves based on image sub-block and reconstruction [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*，2020，36(4)：178-184 (in Chinese)

[9] 陈树人，邹华东，吴瑞梅，闫润，毛罕平. 基于高光谱图像技术的稻田苗期杂草稻识别[J]. 农业机械学报，2013，44(5)：253-257，163
Chen S R，Zou H D，Wu R M，Yan R，Mao H P. Identification for weedy rice at seeding stage based on hyper-spectral imaging technique [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*，2013，44(5)：253-257，163 (in Chinese)

[10] 苗中华，余孝有，徐美红，何 创新，李楠，孙腾. 基于图像处理多算法融合的杂草检测方法及试验[J]. 智慧农业(中英文)，2020，2(4)：103-115
Miao Z H，Yu X Y，Xu M H，He C X，Li N. Automatic weed detection method based on fusion of multiple image processing algorithms [J]. *Smart Agriculture*，2020，2(4)：103-115 (in Chinese)

[11] 毛文华，王月青，王一鸣，张小超. 苗期作物和杂草的光谱分析与识别[J]. 光谱学与光谱分析，2005，25(6)：984-987
Mao W H，Wang Y Q，Wang Y M，Zhang X C. Spectrum analysis of crop and weeds at seedling[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*，2005，25(6)：984-987 (in Chinese)

[12] 白敬，徐友，魏新华，张进敏，沈宝国. 基于光谱特性分析的冬油菜苗期田间杂草识别[J]. 农业工程学报，2013，29(20)：128-134
Bai J，Xu Y，Wei X H，Zhang J M，Shen B G. Weed identification from winter rape at seedling stage based on spectrum characteristics analysis [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*，2013，29(20)：129-134 (in Chinese)

[13] Zwiggelaar R. A review of spectral properties of plants and their potential use for crop/weed discrimination in row-crops [J]. *Crop Protection*，1998，17(3)：189-206

[14] 吴迪，黄凌霞，何勇，潘家志，张赟. 作物和杂草叶片的可见-近红外反射光谱特性[J]. 光学学报，2008，28(8)：1618-1622
Wu D，Huang L X，He Y，Pan J Z，Zhang Y. Visible-near infrared reflection spectroscopy for crop-weed discrimination [J]. *Acta Optica Sinica*，2008，28(8)：1618-1622 (in Chinese)

[15] Martin M P，Barreto L，Riaño D，Fernandez-Quintanilla C，Vaughan P. Assessing the potential of hyperspectral remote sensing for the discrimination of grassweeds in winter cereal crops [J]. *International Journal of Remote Sensing*，2011，32(1)：49-67

[16] Braga A F，Chiconi L A，Bacha A L，de Almeida Teixeira G H D，Cunha L C C，Jr，da Costa Aguiar Alves P L. Discrimination of morningglory species (*Ipomoea* spp) using near-infrared spectroscopy and multivariate analysis[J]. *Weed Science*，2023，71(2)：104-111

[17] Liu Y H，Deng S L，Li Y R，Zhang Y S，Zhang G Z，Yan H. Fast identification of the BmNPV infected silkworms by portable NIR spectroscopy and chemometrics [J/OL]. *Spectrochimica Acta Part A：Molecular and Biomolecular Spectroscopy*，(2024-03-13). DOI：doi. org/10. 1016/j. saa. 2024. 124158

[18] Castro-Reigia D，Garcia I，Sanllorente S，Sarabia L A，Amigo J M，Ortiz M C. Bread fermentation monitoring through NIR spectroscopy and PLS-DA determining the optimal fermentation point in bread doughs [J/OL]. *Journal of Food Engineering*，(2023-09-12). DOI：doi. org/10. 1016/j. jfoodeng. 2023. 111738

[19] Lei T，Lin L X H，Sun D W. Rapid classification of commercial Cheddar cheeses from different brands using PLSDA，LDA and SPA-LDA models built by hyperspectral data [J]. *Journal of Food Measurement and Characterization*，2019，13(4)：3119-3129

[20] 张燕. 基于二次 SVM 的不均衡数据算法[J]. 商洛学院学报，2014，28(4)：38-41，61
Zhang Y. An algorithm for imbalanced dataset based on double SVM[J]. *Journal of Shangluo University*，2014，28(4)：38-41，61 (in Chinese)

[21] Wang Y J，Li M H，Li L Q，Ning J M，Zhang Z Z. Green analytical assay for the quality assessment of tea by using pocket-sized NIR spectrometer [J/OL]. *Food Chemistry*，(2020-12-07). DOI：doi. org/10. 1016/j. foodchem. 2020. 128816

[22] Yu F H，Jin Z Y，Guo S E，Guo S，Guo Z H，Zhang H G，Xu T Y，Chen C L. Research on weed identification method in rice fields based on UAV remote sensing[J/OL]. *Frontiers in Plant Science*，(2022-11-09). DOI：10. 3389/fpls. 2022. 1037760

[23] Deng B C，Yun Y H，Cao D S，Yin Y L，Wang W T，Lu H M，Luo Q Y，Liang Y Z. A bootstrapping soft shrinkage approach for variable selection in chemical modeling[J]. *Analytica Chimica Acta*，2016，908：63-74

[24] 张金诺. 水稻白叶枯病抗性表型的获取与分析方法研究[D]. 杭州：浙江大学，2022
Zhang J N. Study on the method of obtaining and analyzing the resistance phenotype of rice bacterial blight [D]. Hangzhou：Zhejiang University，2022 (in Chinese)

[25] 贺燕. 基于近红外光谱的稻瘟病抗性品种分类识别方法研究[D]. 大庆：黑龙江八一农垦大学，2021
He Y. Study on classification and identification of rice blast resistant varieties based on near infrared spectroscopy [D]. Daqing：Heilongjiang Bayi Agricultural University，2021 (in Chinese)

[26] 邓向武，马旭，齐龙，孙国玺，梁松，金晶. 基于卷积神经网络与迁移学习的稻田苗期杂草识别[J]. 农机化研究，2021，43(10)：167-171
Deng X W，Ma X，Qi L，Sun G X，Liang S，Jin J. Recognition of weeds at seedling stage in paddy fields using convolutional neural network and transfer learning [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*，2021，43(10)：167-171 (in Chinese)

[27] 陈树人，栗移新，毛罕平，沈宝国. 水稻中稗草光谱分析与识别[J]. 农业机械学报，2008，39(9)：96-99
Chen S R，Li Y X，Mao H P，Shen B G. Distinguishing barnyard-grass from rice using spectrum analysis technology [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*，2008，39(9)：96-99 (in Chinese)

[28] Mohidem N A，Che'Ya N N，Juraimi A S，Fazlil Ilahi W F，Mohd Roslim M H M，Sulaiman N，Saberioon M，Mohd Noor N M. How can unmanned aerial vehicles be used for detecting weeds in agricultural fields? [J]. *Agriculture*，2021，11(10)：1110-1004

[29] 田荣才，高志强，周昆. 基于高光谱数据的晚籼稻品种剑叶 SPAD 值估测[J]. 中国稻米，2021，27(1)：45-50
Tian R C，Gao Z Q，Zhou K. Estimation of the flag leaf SPAD value in different late *indica* rice varieties based on hyperspectral data [J]. *China Rice*，2021，27(1)：45-50 (in Chinese)

[30] Ezenarro J，Riu J，Ahmed H J，Busto O，Giussani B，Boqué R. Measurement errors and implications for preprocessing in miniaturised near-infrared spectrometers：Classification of sweet and bitter almonds as a case of study [J/OL]. *Talanta*，(2024-05-16). DOI：10. 1016/j. talanta. 2024. 126271

[31] Wang J Y, Guo Z M, Zou C X, Jiang S Q, El-Seedi H R, Zou X B. General model of multi-quality detection for apple from different origins by Vis/NIR transmittance spectroscopy [J]. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 2022, 16(4): 2582-2595

责任编辑：吕晓梅

第一作者简介：王晓玉，博士，湖南省农业信息与工程研究所副研究员，农业光谱信息感知与识别创新团队负责人，国家能源非粮生物质研发中心湖南分中心副主任，主要从事光谱技术及农业大数据研究。先后主持及参与国家重点研发计划、湖南省重点研发计划等20余项，已发表中英文论文40余篇，主编或者参编著作5部。

通讯作者简介：柏连阳，教授，中国工程院院士，现任湖南省农业科学院党委书记，中国植物保护学会副理事长，杂交水稻全国重点实验室主任，主要从事杂草科学研究工作，在高效安全化学除草、杂草抗药性快速监测与靶向治理、除草剂减量与生态控草等领域取得了系列成果，推动了杂草学科发展和植保行业科技进步。先后获得国家科技进步二等奖3项、省部级科技奖励一等奖4项；以第一发明人获发明专利27件；以第一或通讯作者在*PNAS*、*Molecular Plant*等刊物发表论文近315篇；出版专著6部。