

基于成像高光谱数据的温室水稻重金属胁迫诊断研究

张双印¹, 王云将¹, 欧阳炜², 费腾^{1*}

(1. 武汉大学资源与环境科学学院, 湖北武汉 430079; 2. 华中农业大学资源与环境学院, 湖北武汉 430070)

摘要 [目的] 通过温室水稻叶片高光谱影像数据, 从 Cd 和 Pb 不同梯度的交叉胁迫中诊断具体的胁迫类别和胁迫梯度。[方法] 经过双因素方差分析筛选出特征波段, 比较 SVM 和 BP 神经网络在诊断能力上的强弱。[结果] 在几种预处理方法中, 对光谱二阶微分预处理可以对 Cd 和 Pb 胁迫达到很好的诊断效果, 预处理后挑选出 6 个对 Cd 胁迫敏感的特征波段以及 10 个对 Pb 胁迫敏感的特征波段。基于 SVM 的诊断 Cd 胁迫的精度达 86%, 对 3 个具体梯度的诊断精度达 75%、90%、96%, 对 Pb 胁迫的诊断精度达 85%, 3 个梯度分别为 83%、85%、88%; 基于 BP 神经网络的 Cd 胁迫诊断精度达 88%, 3 个梯度为 69%、75%、75%; 对 Pb 胁迫的诊断精度达 88%, 3 个梯度为 81%、69%、69%。[结论] 从植被高光谱影像数据诊断重金属 Cd 和 Pb 胁迫是可行的, 且 SVM 的诊断精度整体优于 BP 神经网络。

关键词 高光谱; 重金属诊断; SVM; BP 神经网络

中图分类号 S-3; TP79 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2018)01-0005-05

Diagnosis of Heavy Metal Stress in Leaf of Rice in Greenhouse Based on Hyperspectral Image

ZHANG Shuang-yin¹, WANG Yun-jiang¹, OUYANG Wei² et al (1. School of Resources and Environmental Science, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079; 2. School of Resources and Environment, Huazhong Agricultural University, Wuhan, Hubei 430070)

Abstract [Objective] This study aimed to diagnose specific stress categories and stress gradients from the cross-stress of Cd and Pb with high spectral imagery data of greenhouse rice leaves. [Method] After double factor variance analysis, the characteristic bands for diagnosis were selected, and two models of SVM and BP neural network were compared in terms of diagnostic ability. [Result] The results showed that with the pretreatment of 2nd spectral derivative, SVM could achieve very good diagnostic effect for Cd and Pb stress. 6 characteristic bands were identified sensitive to Cd stress, and 10 characteristic bands were identified sensitive to Pb stress. The accuracy of diagnostic Cd stress based on SVM was 86%, and the diagnostic accuracy of three gradients were 75%, 90% and 96%, while the accuracy of diagnostic Pb stress based on SVM was 85%, and the diagnostic accuracy of three gradients were 83%, 85% and 88%. The diagnostic accuracy of Pb stress based BP neural network was 88%, and the diagnostic accuracy of three gradients were 69%, 75% and 75%, while the diagnostic accuracy of Pb stress was 88%, and the diagnostic accuracy of three gradients were 81%, 69% and 69%. [Conclusion] It is feasible to diagnose heavy metal Cd and Pb stress from hyperspectral spectral imaging data of vegetation, and the accuracy of SVM is satisfied.

Key words Hyperspectral; Heavy metal diagnosis; SVM; BP neural network

水稻是世界上重要的粮食作物之一, 产量比重大、种植范围广。据国家统计局关于 2016 年粮食产量的公告显示, 2016 年我国稻谷产量达 20 693.4 万 t, 占全年粮食产量的 33.58%。一系列人类活动, 如采矿、施肥、农药应用等正日益加剧严重的土壤重金属污染^[1]。在我国 1.2 亿 hm² 的农业用地中, 有 8.3% 的农业用地受到重金属污染威胁^[2]。2002 年, 农业部稻米及制品质量监督检验测试中心曾对全国市场稻米进行安全性抽检, 结果显示, 稻米中超标最严重的重金属是铅, 超标率为 28.4%, 其次是镉, 超标率为 10.3%^[3]。重金属在植物组织中累积, 一方面妨碍作物生长, 另一方面通过食物链进入人体, 危害人类健康^[4]。进入人体内的镉容易累积, 会使肾脏细胞内溶酶增加, 线粒体肿胀变形, 形成蛋白尿、糖尿及氨基酸尿, 进而导致肾小管功能紊乱, 特别会使骨骼代谢受阻, 引起负钙平衡, 从而导致骨质疏松^[5-6]。铅进入人体后, 分布于肝、肾、脑、胰及主要动脉中, 会引起末梢神经炎, 造成运动和感觉障碍, 损害人体的免疫系统, 使机体免疫力明显下降, 常见症状有失眠、头痛、便秘、贫血等, 严重者会发生休克和死亡^[5,7-8]。在粮食作物中, 从多种复杂的重金属污染中及早诊断出具体的污染类

别, 可以及时发现和制止污染行为^[9]。针对具体污染采取有效措施, 为农田的污染治理现代化提供辅助决策, 保证粮食安全。

传统的方法以采样为主, 一是基于研究区域的土壤和植被采样, 利用化学分析检测重金属含量, 依此判断土壤重金属污染的程度; 二是研究土壤受重金属污染后, 植物污染的生理反应和理化参数变化^[10-15]。两类研究都需要大量的样本数据采集、化学分析、地理信息解译, 时间消耗长, 植被破坏强, 研究成本高^[16-20]。更重要的是, 采样点的空间代表性和污染的类型和方式、水稻的品种、耕种灌溉的方法等多因素相关, 很难进行大面积的实践推广。高光谱遥感可以高效快速地获取大面积实时影像, 为重金属污染诊断提供了可能性。是否可能以及如何从高光谱影像上有效地诊断出具体的污染类别, 实现大面积监测, 近年来成为研究热点。目前的研究主要集中在利用土壤的某些代理变量来预测土壤重金属含量方面^[17,21-30], 但都需要大量的土壤样本数据的采集与处理, 周期长、效率低, 对植被破坏性强。一方面, 它们仅是探究了在污染造成后植被机理变化和土地中重金属含量的关系, 都未能从重金属污染中诊断出特定的污染类别; 另一方面, 这些研究大都是地面作业的基础研究, 无法有效地实现大面积水稻实时检测, 也就很难应用到实际的重金属污染检测中。笔者主要针对镉和铅 2 种重金属胁迫, 从高光谱影像数据入手, 探究了植被高光谱数据在诊断水稻叶片重金属污染方面的可行性, 旨在为从植被叶片高光谱数据诊断重

基金项目 国家自然科学基金项目(213-164538)。

作者简介 张双印(1990—), 男, 河南周口人, 硕士研究生, 研究方向: 无人机农业遥感和基于深度学习的遥感影像目标识别与分类。* 通讯作者, 副教授, 博士, 从事生态遥感应用、城市大数据和遥感应用等研究。

收稿日期 2017-10-30

金属污染提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 材料 为了有效地控制温度、湿度等环境变量,试验全程在温室内完成。为了精确控制重金属浓度,水稻采用水培方式进行种植,水培种植箱外部使用黑漆完全覆盖;为了后期光谱采集的准确性,水培漂浮板也使用黑色材质。

1.2 方法

1.2.1 重金属胁迫处理设置。试验研究对象是在我国对水稻污染最严重的2种重金属镉(Cd)和铅(Pb),对其各设立3个梯度,具体胁迫浓度见表1。将2种重金属胁迫的任意浓度进行交叉组合,加上空白对照组,共16组样本(表2)。

表1 重金属胁迫情况

Table 1 Details of heavy metal stress mg/L

阶段 Gradients	Cd	Pb
第1梯度 The 1st gradient	2	50
第2梯度 The 2nd gradient	5	100
第3梯度 The 3rd gradient	8	500

1.2.2 数据采集。数据采集仪器使用德国 Cubert 公司生产的 UHD185,它的采集光谱为 450 ~ 950 nm,采样间隔 4 nm,光谱分辨率为 8 nm,通道数为 125。在水稻的分蘖期到抽穗

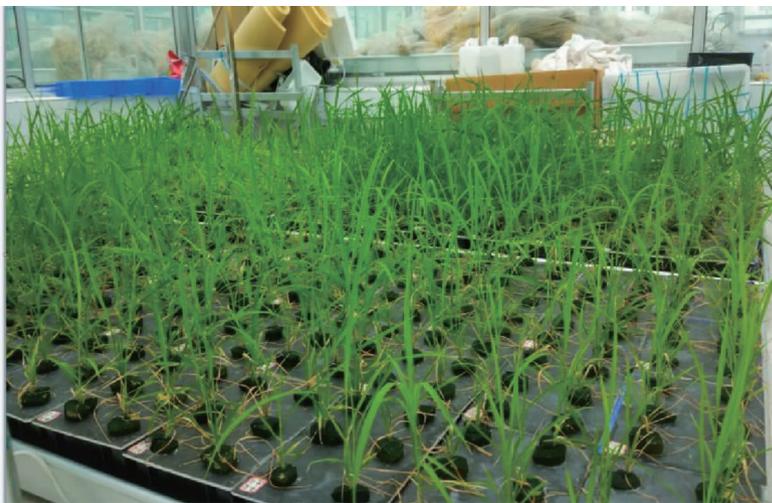


图1 仪器和试验现场

Fig. 1 Instrument and experiment site

1.2.3 数据预处理。数据预处理可以消除采集时环境变量的影响,目前使用比较普遍的方法有平滑去噪、基线校正、多元散射校正等^[31]。SG平滑可以消除随机噪声^[16],多元散射校正和标准正态变换可以消除散射的干扰,微分处理(一、二阶微分)能够很好地消除背景信息的影响;均值归一化和标准化能够增加光谱数据的差异性,同时减少信息冗余量^[32]。首先使用鲁棒主成分分析(ROBPCA)剔除受噪声干扰严重的异常值,然后对数据进行平滑去噪、均值归一化、标准化、微分(包括一阶微分和二阶微分)以及其他处理和微分的组合处理共11组处理。

1.2.4 特征波段选取。双因素方差分析法检验 Cd 和 Pb 2 个因素的不同水平是否对水稻生长有显著影响,以及这 2 个

表2 试验设计各组处理设置

Table 2 Details of each group in the experimental design

组别 Groups	相应处理 Treatments	组别 Groups	相应处理 Treatments
1	空白对照组	2	低 Cd 无 Pb
3	中 Cd 无 Pb	4	高 Cd 无 Pb
5	无 Cd 低 Pb	6	无 Cd 中 Pb
7	无 Cd 高 Pb	8	低 Cd 低 Pb
9	低 Cd 中 Pb	10	低 Cd 高 Pb
11	中 Cd 低 Pb	12	中 Cd 中 Pb
13	中 Cd 高 Pb	14	高 Cd 低 Pb
15	高 Cd 中 Pb	16	高 Cd 高 Pb

注:对照组 0Cd0Pb, Cd 低、中、高浓度分别为 2、5、8 mg/L; Pb 低、中、高浓度分别为 50、100、500 mg/L

Note: The control group was 0Cd0Pb; the low, middle and high gradient of Cd were 2 mg/L, 5 mg/L and 8 mg/L, respectively; the low, middle and high gradient of Pb were 50 mg/L, 100 mg/L and 500 mg/L, respectively

期,选择无云或者少云的晴朗天气,10:00—14:00 进行光谱采集^[29]。共进行 8 次数据采集,采集设备和场地见图 1,采集时间分别为 2 月 23 日、3 月 20 日、4 月 12 日、4 月 19 日、4 月 28 日、5 月 9 日、5 月 13 日和 5 月 17 日,从 8 次数据集中选择 6 次(3 月 20 日、4 月 12 日、4 月 19 日、4 月 28 日、5 月 9 日和 5 月 17 日)质量较好的数据作为后续研究的最终数据。数据采集过程贯穿水稻的分蘖期和抽穗期。

因素间是否存在交互效应。对于存在交互效应的波段,因为无法判断是哪一种重金属造成了相应的影响,所以要排除这些波段;在排除交互效应的波段后,分别筛选出仅对 Cd、Pb 中 1 种因子敏感的潜在特征波段。

1.2.5 分类诊断。基于上述得到的潜在敏感的特征波段,通过多次二分类处理,可以验证挑选出来的特征波段在诊断具体(Cd/Pb)重金属胁迫以及各个梯度胁迫时的诊断效果。有无 Cd 胁迫的二分类,得到特征波段诊断水稻受 Cd 胁迫的诊断效果;无 Cd 分别和第一、二、三梯度 Cd 胁迫做二分类,得到特征波段区分正常水稻在受到第一(二、三)梯度 Cd 胁迫时的诊断效果。Pb 亦然。

1.2.5.1 支持向量机(SVM)分类。SVM 在分类问题上,主

要针对二分类的监督分类,旨在解决以下 2 种问题:对于线性可分的问题,找到一个最优超平面使得样本完全分开;对于线性不可分的情况,通过使用非线性映射算法的核函数,将低维线性不可分的样本转化为高维特征空间使其线性可分。为了避免随机因素影响到试验数据,该研究采用留一交叉验证,每一回合预留 1 个作为验证集,其余都做训练集,最终精度取多次训练精度的平均值,确保训练过程的可靠性。

当诊断 Cd 胁迫时,首先诊断出有无受 Cd 的胁迫,然后对于受 Cd 胁迫的 3 个梯度分别进行诊断,其中随梯度数(第一梯度、第二梯度、第三梯度)递增受胁迫程度加剧。对于全部 96 个数据集,将未受 Cd 胁迫的 4 组共 24 个数据训练标签标记为 0,其余数据集训练标签标记为 1,运行训练模型;对于其余处理梯度,采取和诊断第一梯度 Cd 胁迫相同的方法,改变数据集,添加训练标签,获得诊断精度。

同样,在诊断 Pb 胁迫以及 3 个梯度的胁迫时,采用诊断 Cd 及 Cd 3 个梯度时相同的方法即可。

1.2.5.2 BP - 神经网络。BP 网络是目前应用广泛的神经网络模型之一,是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,它的学习规则使用梯度下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。

该研究采用随机 2/3 数据作为训练样本,剩余 1/3 作为测试样本。通过预训练,得出隐含层节点数 13 是一个较合适的参数,输入层与隐含层采用 Tan - sigmoid 传输函数,输出层采用 Purelin 线性传输函数。设定最小训练速率为 0.1,训练标准差为 0.001,训练迭代次数为 30,训练函数使用 trainlm,学习函数和性能函数采用默认值 learnfnc 和 mse。

2 结果与分析

当仅考虑水稻有无受到其中 1 种重金属胁迫时,SVM 诊

断结果显示,在对光谱二阶微分预处理下,对 Cd 和 Pb 胁迫的诊断效果最好,分别达 86% 和 85%;BP 神经网络诊断结果显示,在对光谱一阶微分预处理情况下对 Cd 的诊断效果最好,达 87%,平滑和一阶微分组合处理情况下,对 Pb 胁迫诊断效果最好,达 91%。

当综合考虑特征波段个数和整体诊断精度 2 个因素时,二阶微分预处理的情况下,Cd 胁迫诊断效果最好,共挑选出 6 个特征波段,第一、二、三梯度的 Cd 胁迫的诊断精度分别为 75%、90%、96%(图 2);不区分梯度,仅诊断 Cd 胁迫的有无时,诊断精度达 86%,4 个诊断参数整体精度都超过了 83%,诊断效果较好;与 Cd 不同,Pb 胁迫诊断最好的情况是二阶微分预处理,该预处理情况下挑出对 Pb 胁迫敏感的 10 个特征波段,受 Pb 胁迫的诊断精度达 85%,3 个梯度的诊断效果分别为 83%、85%、88%。具体诊断精度参照表 3。

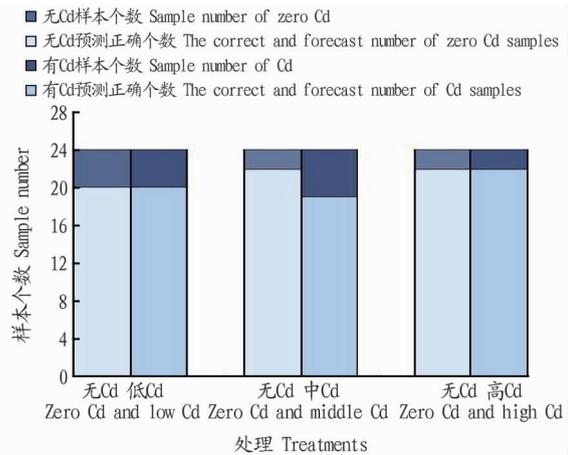


图 2 基于 SVM 二阶微分处理无、低、中、高 Cd 胁迫诊断结果
Fig. 2 Diagnosis results of zero, low, middle and high Cd stress based on SVM and 2nd derivate

表 3 基于高光谱影像的水稻叶片重金属诊断详情

Table 3 Heavy metal diagnostic details of rice leaves based on hyperspectral images

预处理方法 Pretreatment method	基于 SVM 的诊断精度 Diagnostic accuracy based on SVM						基于 BP 神经网络的诊断精度 Diagnostic accuracy based on BP neural network			
	Cd 诊断精度 Diagnostic accuracy of Cd			Pb 诊断精度 Diagnostic accuracy of Pb			Cd 诊断精度 Diagnostic accuracy of Cd		Pb 诊断精度 Diagnostic accuracy of Pb	
	特征波段个数 Feature band number	Cd	Cd 三梯度 Three gradients of Cd	特征波段个数 Feature band number	Pb	Pb 三梯度 Three gradients of Pb	Cd	Cd 三梯度 Three gradients of Cd	Pb	Pb 三梯度 Three gradients of Pb
1st - Derivative	10	0.83	0.73 0.92 0.96	9	0.76	0.67 0.71 0.69	0.88	0.75 0.69 0.69	0.91	0.81 0.50 0.50
2nd - Derivative	6	0.86	0.75 0.90 0.96	10	0.85	0.83 0.85 0.88	0.88	0.69 0.75 0.75	0.88	0.81 0.69 0.69
Mmax	0			0						
Mmax - 1st	16	0.83	0.83 0.83 0.88	9	0.80	0.83 0.75 0.73	0.75	0.75 0.69 0.63	0.78	0.75 0.50 0.56
Mmax - 2nd	8	0.82	0.67 0.73 0.77	3	0.77	0.63 0.63 0.69	0.88	0.63 0.69 0.44	0.81	0.69 0.31 0.44
MS	0			0						
MS - 1st	31	0.90	0.85 0.88	9	0.79	0.69 0.69	0.81	0.81 0.56	0.81	0.69 0.63

接下表

续表 3

预处理方法 Pretreatment method	基于 SVM 的诊断精度 Diagnostic accuracy based on SVM					基于 BP 神经网络的诊断精度 Diagnostic accuracy based on BP neural network				
	Cd 诊断精度 Diagnostic accuracy of Cd			Pb 诊断精度 Diagnostic accuracy of Pb		Cd 诊断精度 Diagnostic accuracy of Cd		Pb 诊断精度 Diagnostic accuracy of Pb		
	特征波段个数 Feature band number	Cd	Cd 三梯度 Three gradients of Cd	特征波段个数 Feature band number	Pb	Cd	Cd 三梯度 Three gradients of Cd	Pb	Pb 三梯度 Three gradients of Pb	
MS - 2nd	18	0.83	0.96 0.73	6	0.77	0.88	0.63 0.69	0.88	0.50 0.81	
SG	40	0.71	0.83 0.96	2	0.68	0.84	0.75 0.75	0.78	0.69 0.69	
SG - 1st	12	0.85	0.67 0.60 0.60	7	0.73	0.81	0.81 0.63 0.63	0.91	0.69 0.57 0.56	
SG - 2nd	8	0.84	0.73 0.75 0.96	8	0.74	0.88	0.69 0.63 0.44	0.78	0.81 0.50 0.63	

注:1st - Derivative, 2nd - Derivative 分别表示一、二阶微分; Mmax 表示归一化 mapminmax; MS 表示标准化 mapmstd; SG 表示 Savitzky - Golay 平滑; -1st 和 -2nd 分别表示在相应处理后进行的一、二阶微分

Note: 1st-Derivative and 2nd-Derivative indicated the 1st and 2nd spectral derivative, respectively; Mmax represented the normalized mapminmax; MS represented standard mapmstd; SG represented Savitzky-Golay smooth; -1st 和 -2nd represented the 1st and 2nd spectral derivative after corresponding processing, respectively

整体诊断水平上, SVM 的诊断效果要优于 BP 神经网络, 以二阶微分处理诊断 Cd 胁迫为例, BP 神经网络对 Cd 胁迫的诊断精度为 88%, 对第一、二、三梯度胁迫的诊断精度分别为 69%、75%、75% (图 3), 而同等处理情况下 SVM 诊断精度分别达 86%、75%、90% 和 96%, 整体诊断效果明显优于 BP 神经网络。

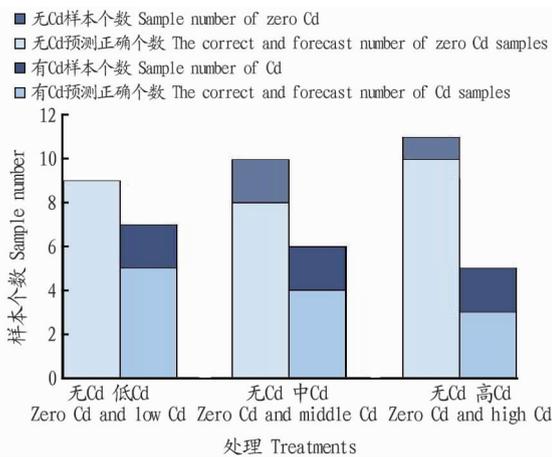


图 3 基于 BP 神经网络二阶微分处理无、低、中、高 Cd 胁迫诊断结果

Fig. 3 Diagnosis results of zero, low, middle and high Cd stress based on SVM and BP neural network

单一的平均值归一化和标准化处理, 没有筛选出可以区分 Cd 和 Pb 胁迫的特征波段, 说明单一的平均值归一化和标准化处理不能很好地提取不同胁迫的光谱信息, 达不到有效诊断的效果。平滑处理以及平滑和微分的组合处理很难在诊断 Cd 和 Pb 2 种重金属胁迫上达到很好的平衡, 一种胁迫诊断效果很好时, 往往另一种胁迫的诊断效果不是非常理想。当

其他预处理与微分处理组合时, 可以很好地提取特征波段, 说明微分处理可以很好地提取不同胁迫的光谱信息, 有效地表征光谱差异。

当使用 BP 神经网络对 1 种重金属胁迫 1 次训练进行多级胁迫诊断时, 不同处理或者处理组合的情况下, 仅 Cd 的诊断效果超过了 60%, 分别是标准化和一阶微分组合处理下的 65.63%、二阶微分处理下的 69% 以及平滑和一阶微分组合处理下的 63%, Pb 仅在二阶微分处理下达到了 59%。如表 4 为二阶微分处理下对 Cd 各梯度胁迫多级诊断的结果, 表 5 详细给出了各处理情况下的诊断精度。

表 4 基于 BP 神经网络的无、低、中、高 Cd 胁迫的分类诊断

Table 4 Classification diagnosis of zero, low, middle and high Cd stress based on BP neural network

Cd 胁迫程度 Cd stress degree	0	1	2	3
0	5	0	1	0
1	3	8	0	1
2	0	2	2	3
3	0	0	0	7

诊断精度 Diagnostic accuracy 0.69

注: 0, 1, 2, 3 分别表示无、低、中、高 Cd 胁迫

Note: 0, 1, 2 and 3 represented zero, low, middle and high Cd stress, respectively

当进行各个梯度的重金属胁迫诊断时, 基于 SVM 的诊断效果显示, 重金属胁迫越严重, 试验数据的诊断精度越高, 这可能是因为随着胁迫程度的提高, 重金属在叶片中富集越严重, 进而叶片的生理状态变化越明显。这种生理状态的变化通过叶片的光谱信息反映出来。但是基于 BP 神经网络的结果恰恰相反, 这可能与 BP 神经网络自身的局限性有关。

表 5 基于 BP 神经网络的多级 Cd 胁迫诊断精度

Table 5 Multi-level Cd stress diagnostic accuracy based on BP neural network

预处理方法 Pretreatment method	Cd 诊断精度 Diagnostic accuracy of Cd		Pb 诊断精度 Diagnostic accuracy of Pb	
	特征波段个数 Feature band number	Cd	特征波段个数 Feature band number	Pb
1st - Derivative	10	0.56	9	0.56
2nd - Derivative	6	0.69	10	0.59
Mmax	0		0	
Mmax - 1st	16	0.47	9	0.41
Mmax - 2nd	8	0.47	3	0.38
MS	0		0	
MS - 1st	31	0.65	9	0.50
MS - 2nd	18	0.59	6	0.50
SG	40	0.47	2	0.44
SG - 1st	12	0.63	7	0.44
SG - 2nd	8	0.53	8	0.47

3 结论与讨论

以 UHD185 获取水稻叶片高光谱数据,通过在温室水培环境中的系统性试验,探究了植被高光谱数据在诊断重金属污染上的可行性,探究了不同预处理方法对诊断重金属污染的诊断水平,同时比较了 SVM 和 BP 神经网络的诊断性能。通过试验得出以下结论:①利用植被高光谱数据诊断土壤中的重金属 Cd 和 Pb 胁迫是可行的。②二阶微分处理挑选出来的特征波段数量合适、诊断效果好。③以 SVM 为模型诊断精度整体优于 BP 神经网络。④该研究中,光谱数据的采集高度应固定在 1.5 m。若要实际应用,必须增大数据采集的尺度,提高效率。

后续研究可以借助无人机,以实际大田数据为基础,采集多个尺度下的光谱数据,验证植被高光谱数据在各个尺度上诊断重金属污染的精度变化。另一方面,该研究仅探究了水稻叶片对重金属 Cd 和 Pb 胁迫的光谱响应,而在实际中,Cu、Zn、Ni 等都会影响水稻的生长状态和叶片的反射特征。后续研究也可以尝试设置多种重金属的交叉污染,进一步验证叶片高光谱数据在叶片存在其他重金属胁迫的噪音下,诊断 Cd 和 Pb 重金属污染的能力。

参考文献

[1] WEI B G, YANG L S. A review of heavy metal contaminations in urban soils, urban road dusts and agricultural soils from China[J]. *Microchemical journal*, 2010, 94(2): 99 - 107.

[2] LIU Y L, WEN C, LIU X J. China's food security soiled by contamination[J]. *Science*, 2013, 339(6126): 1382 - 1383.

[3] 金铭. 水稻镉污染胁迫高光谱分析模型研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2011.

[4] ZHUANG P, MCBRIDE M B, XIA H P, et al. Health risk from heavy metals via consumption of food crops in the vicinity of Dabaoshan mine, South China[J]. *Science of the total environment*, 2009, 407(5): 1551 - 1561.

[5] 路子显. 粮食重金属污染对粮食安全、人体健康的影响[J]. *粮食科技与经济*, 2011, 36(4): 14 - 17.

[6] 阮玉龙, 李向东, 黎廷宇, 等. 喀斯特地区农田土壤重金属污染及其对人体健康的危害[J]. *地球与环境*, 2015, 43(1): 92 - 97.

[7] 李向宏, 郑国璋. 土壤重金属污染与人体健康[J]. *环境与发展*, 2016, 28(1): 122 - 124.

[8] 常学秀, 施晓东. 土壤重金属污染与食品安全[J]. *环境科学导刊*, 2001, 20(S1): 21 - 24.

[9] SCHWARTZ G, ESHEL G, BEN-DOR E. Reflectance spectroscopy as a tool for monitoring contaminated soils[M]. // PASSUCCI S. *Soil contamination*. Rijeka, Croatia: InTech, 2011: 67 - 90.

[10] ALEXANDER P D, ALLOWAY B J, DOURADO A M. Genotypic variations in the accumulation of Cd, Cu, Pb and Zn exhibited by six commonly grown vegetables[J]. *Environmental pollution*, 2006, 144(3): 736 - 745.

[11] BANG J, HESTERBERG D. Dissolution of trace element contaminants from two coastal plain soils as affected by pH[J]. *Journal of environmental quality*, 2004, 33(3): 891 - 901.

[12] BURGOS P, MADEJÓN E, PÉREZ-DE-MORA A, et al. Horizontal and vertical variability of soil properties in a trace element contaminated area[J]. *International journal of applied earth observations & geoinformation*, 2008, 10(1): 11 - 25.

[13] 黄益宗, 朱永官, 黄凤堂, 等. 镉和铁及其交互作用对植物生长的影响[J]. *生态环境*, 2004, 13(3): 406 - 409.

[14] 姜虎生. 镉胁迫对玉米生理特性的影响[J]. *辽宁石油化工大学学报*, 2004, 24(2): 35 - 37.

[15] 李博文, 郝晋珉. 土壤镉、铅、锌污染的植物效应研究进展[J]. *河北农业大学学报*, 2002, 25(S1): 74 - 76.

[16] KEMPER T, SOMMER S. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy[J]. *Environmental science & technology*, 2002, 36(12): 2742 - 2747.

[17] KOOISTRA L, WANDERS J, EPEMA G F, et al. The potential of field spectroscopy for the assessment of sediment properties in river floodplains[J]. *Analytica chimica acta*, 2003, 484(2): 189 - 200.

[18] MOUAZEN A M, MALEKI M R, DE BAERDEMAEKER J, et al. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor[J]. *Soil & tillage research*, 2007, 93(1): 13 - 27.

[19] JARMER T, VOHLAND M, LILIENTHAL H, et al. Estimation of some chemical properties of an agricultural soil by spectroradiometric measurements[J]. *Pedosphere*, 2008, 18(2): 163 - 170.

[20] REN H Y, ZHANG D F, SINGH A N, et al. Estimation of As and Cu contamination in agricultural soils around a mining area by reflectance spectroscopy: A case study[J]. *Pedosphere*, 2009, 19(6): 719 - 726.

[21] WU Y Z, CHEN J, JI J F, et al. A mechanism study of reflectance spectroscopy for investigating heavy metals in soils[J]. *Soil science society of America journal*, 2007, 71(3): 918 - 926.

[22] WU Y Z, CHEN J, WU X M, et al. Possibilities of reflectance spectroscopy for the assessment of contaminant elements in suburban soils[J]. *Applied geochemistry*, 2005, 20(6): 1051 - 1059.

[23] KOOISTRA L, WEHRENS R, LEUVEN R S E W, et al. Possibilities of visible-near-infrared spectroscopy for the assessment of soil contamination in river floodplains[J]. *Analytica chimica acta*, 2001, 446(1/2): 97 - 105.

[24] KOOISTRA L, SALAS E A L, CLEVERS J G P W, et al. Exploring field vegetation reflectance as an indicator of soil contamination in river floodplains[J]. *Environmental pollution*, 2004, 127(2): 281 - 290.

[25] GOMEZ C, ROSSEL R A V, MCBRATNEY A B. Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: An Australian case study[J]. *Geoderma*, 2008, 146(3/4): 403 - 411.

[26] LIU M L, LIU X N, DING W C, et al. Monitoring stress levels on rice with heavy metal pollution from hyperspectral reflectance data using wavelet-fractal analysis[J]. *International journal of applied earth observation & geoinformation*, 2011, 13(2): 246 - 255.

[27] 关丽, 刘相南. 水稻镉污染胁迫遥感诊断方法与试验[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(6): 168 - 173.

[28] CHEN T, CHANG Q R, CLEVERS J G P W, et al. Rapid identification of soil cadmium pollution risk at regional scale based on visible and near-infrared spectroscopy[J]. *Environmental pollution*, 2015, 206: 217 - 226.

[29] SHI T Z, LIU H Z, WANG J J, et al. Monitoring arsenic contamination in agricultural soils with reflectance spectroscopy of rice plants[J]. *Environmental science & technology*, 2014, 48(11): 6264 - 6272.

[30] WANG J J, CUI L J, GAO W X, et al. Prediction of low heavy metal concentrations in agricultural soils using visible and near-infrared reflectance spectroscopy[J]. *Geoderma*, 2014, 216(4): 1 - 9.

[31] SHI T Z, CHEN Y Y, LIU Y L, et al. Visible and near-infrared reflectance spectroscopy: An alternative for monitoring soil contamination by heavy metals[J]. *Journal of hazardous materials*, 2014, 265(2): 166 - 176.

[32] CHU X L, YUAN H F, LU W Z. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. *Progress in chemistry*, 2004, 16(4): 528 - 542.