

农用地土壤 As 元素与叶片光谱特征关系研究

刘 维, 于 强*, 牛 腾, 杨林哲, 刘泓君, 闫 飞

北京林业大学林学院, 北京 100083

摘 要 重金属污染是土壤环境污染中亟待解决的问题之一, 重金属通过土壤向植物富集, 危及人体健康, 对生态环境产生巨大隐患。传统的土壤污染监测以化学方法为主, 不仅费时费力且监测范围有限, 而基于植被高光谱技术的土壤重金属监测方法能够快速准确地获取土壤重金属含量, 突破植被屏障, 提高土壤重金属监测效率。近年来, 国内外许多学者致力于使用盆栽实验定量研究土壤污染物对植物光谱特征影响, 而野外环境下的实验研究相对缺少, 因此建立合适准确的野外土壤重金属预测模型具有重要意义, 为改善耕地土壤质量提供参考。以北京市优势经济果树桃树为研究对象, 在研究区均匀设置了 50 个采样点, 利用 Field-Spec 4 便携式地物波谱仪测量桃树叶片光谱数据, 同时采集土壤样本带回实验室检测分析获得土壤重金属含量数据。通过分析不同污染下桃树叶片在重金属胁迫下的叶片光谱特征, 计算不同土壤重金属与叶片光谱之间的相关关系, 确定土壤 As 元素与光谱反射率相关性更大, 因此选择土壤 As 元素计算其与不同植被指数之间的相关系数, 并用合适的植被指数构建土壤 As 元素预测模型。结果表明: 污染区桃叶光谱反射率总体上比背景区的光谱反射率更高, 其中 760~1 300 nm 波长范围内对土壤重金属更加敏感, 土壤重金属对叶片红、蓝、黄边位置干扰不明显, 对红、蓝、黄边斜率敏感, 且均呈正向相关性。光谱反射率与土壤 Cr, Cu 和 Hg 元素相关性较弱, 与 As, Pb 和 Cd 元素在某些波段范围内达到 0.1 级显著相关, 且总体相关曲线趋势相同, 相关性大小依次排序为 As>Pb>Cd。以相关性更强的土壤 As 元素与植被指数进行相关分析表明, 土壤 As 元素与 PRI1 和 PRI3 均显著相关。使用 SPSS 数据分析软件以 PRI1 和 PRI3 为自变量, 土壤 As 元素为因变量分别进行回归分析, 检测结果发现, PRI3 的指数预测模型 ($y = e^{43.644x - 39.386}$, $R^2 = 0.937$, RMSE=0.161) 效果最好且具有更好的稳定性。

关键词 桃树叶片; 光谱特征; 土壤 As 元素; 植被指数; 回归模型; 预测

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)09-2866-06

引 言

随着人类社会工农业现代化和城市化的迅猛发展, 工业和生活废水排放、交通排放增多, 土壤重金属的含量显著增加, 我国在保护土壤免受污染方面面临着巨大的挑战^[1]。土壤中过量的重金属不仅会对农作物造成胁迫、影响其生长发育, 而且在农作物大量积累经食物链向人体富集, 对人类健康和生态环境产生重大的安全隐患^[2-3]。我国土壤环境总状况不容乐观, 耕地和工矿业废弃地土壤环境问题突出, 污染类型以重金属为主^[4]。20 世纪 50 年代日本出现的“水俣病”和“骨痛病”被查明由重金属污染引起后, 土壤重金属成为了土壤污染中亟待解决的问题之一, 引起了国际社会的广泛关

注^[5-6]。

传统的土壤重金属监测方式通常是以化学方法为主, 结果较为准确, 但需要消耗大量人力、物力和财力, 且无法实现大面积监测。高光谱遥感技术能够不受地形气候的限制, 突破植被屏障, 实现土壤重金属含量大面积且定量化的提取, 满足及时性和精确性的应用需求, 因而逐渐发展成熟。目前, 大量国内外学者利用植物光谱效应对重金属污染开展了较深入研究, 旨在通过植物光谱的变异特征来反映研究区的污染状况, 并已取得了许多突破性的进展。有报道利用人为添加镉(Cd)的盆栽实验研究脐橙叶片的光谱变化特征, 建立了基于光谱指数的预测模型并得到了良好的模型精度; Kooistra 等利用高光谱植被指数及红边位置监测河漫滩土壤的重金属污染状况, 指出重金属在某些波段的光谱特征参数

收稿日期: 2021-05-14, 修订日期: 2021-07-29

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2017PT07), 国家自然科学基金青年科学基金项目(42001211)资助

作者简介: 刘 维, 女, 2000 年生, 北京林业大学林学院本科生 e-mail: 1362323218@qq.com

* 通讯作者 e-mail: yuqiang@bjfu.edu.cn

可以作为监测污染现状的有效指标^[7]；赵思颖等选取了贵溪市 2 个 Cd 梯度样地研究了水稻镉污染对其光谱特征的影响，结果显示随着土壤 Cd 含量的增加，蓝谷和红谷深度变浅，红边斜率变小，NDVI₇₀₅ 植被指数降低，红外反射坪 ($R_{750-1250}$) 反射率降低^[8]。

综合来看，前人研究多采用实验盆栽人为定量添加等梯度重金属研究植物光谱特征变化，而野外环境下土壤重金属与植被光谱反射率之间的相关关系研究相对较少，因此，通过植被光谱建立合适准确的野外土壤重金属预测模型具有重要意义。

以桃树为研究对象，对比不同污染条件下叶片光谱曲线特征，分析不同土壤元素与光谱反射率的相关性，选择相关性较强的土壤元素探讨其对植被指数的影响，并建立不同植被指数的土壤元素预测模型，为土壤重金属元素预测预报提供参考。

1 实验部分

1.1 研究区概况

研究区位于北京市东北部，选择在污染较为严重的尾矿库附近(图 1)。研究区农业资源丰富，是北京市重要的农副产品基地，其北、东、西三面环山的地理环境，导致山区半山区面积广大，适合进行林果生产，所培育生产的“平谷仙桃”品牌在市场上享有盛誉，是“中国大桃生产第一县”。区内蕴藏着黄金、白银、铜和锰等多种矿物，目前存有刘家店尾矿库、万庄尾矿库、金海湖尾矿库等各种尾矿库共计九座。随着农业集约化生产的加强、工业的发展、畜禽场的规模化以及城市垃圾排放量的增加，研究区土壤重金属污染风险提高，因此快速、大面积监测全区的土壤重金属污染显得尤为迫切。

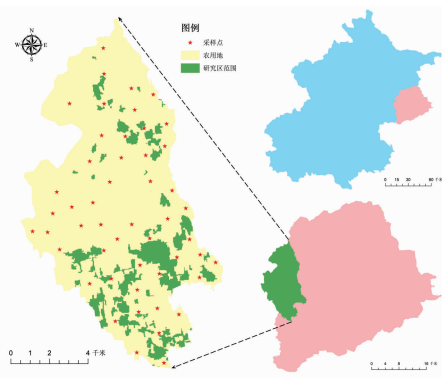


图 1 研究区范围

Fig. 1 Range of the study area

1.2 数据采集

1.2.1 桃树叶片反射光谱采集

光谱采集使用美国 ASD 公司生产的 FieldSpec 4 便携式地物波谱仪，其测量波长范围为可见光到近红外波段(350~2 500 nm)，光谱采样间隔在 350~1 000 nm 范围内为 1.4 nm，在 1 001~2 500 nm 内为 2 nm。首先针对研究区进行踏

勘后，结合踏查结果在室内制定合理的调查路线，采用环境单元和行政单元相结合的布点方式，即在综合考虑地理地形、土壤质地等环境因素的基础上以行政村农用地为单位均匀设立了 50 个采样点(图 1)。然后选择无风晴朗天气，测定时间在 10:00—14:00，根据布点选取树龄相当的桃树为材料，详细记录采样点编号、地理坐标和其所处地理环境等信息。采集采样点的桃树叶片反射光谱信息，每次测量数据前均用标准白板进行校正，使用 25° 视场角，将探头垂直向下，据叶片表面 10~15 cm，每个采样点筛选两到三株桃树，每株桃树叶片采集 10 条光谱数据，剔除异常光谱曲线，最终取其算术平均值作为该采样点桃树叶片的实际反射光谱。

1.2.2 土壤样品采集与重金属含量测定

在测量叶片光谱的同时采集土壤样品，每个采样点选取 5~10 个采样点，采样深度为 0~40 cm。取土样时，多点混合采样，拣去枯枝落叶、残根、石砾等杂质，并将分样点的样品充分混合，按四分法弃去多余的部分，保留约 1 kg 作为分析化验的待测样品，装入自封袋编号带回实验室。采集的土壤样品经自然风干后，过 2 mm 的尼龙筛以去除杂质，然后用烘箱设置温度为 60 °C 烘干；用玛瑙研钵研磨并过 100 目尼龙筛，依次编号装袋密封待测。土壤样品重金属含量相关数据由实验室化学检测分析所得，其中，土壤总镉(Cd)、铬(Cr)、铅(Pb)、铜(Cu)的含量使用 xSPECTRAA-220 型原子吸收光谱仪测量；土壤总汞(Hg)量使用测汞仪检测仪器、冷原子吸收法检测方法测量；土壤总砷(As)量用分光光度计的二乙基二硫代氨基甲酸银分光光度法测量。

1.2.3 数据处理

野外采集的叶片光谱曲线在 ViewSpecPro(Version 6.0) 软件中进行剔除异常曲线、求均值、求一阶导数等预处理工作，导出数据至 Microsoft Excel 2016，利用 python 软件进行相关性分析，在 SPSS 数据分析软件和 Origin2019b 软件中建立预测模型和出图。

2 结果与讨论

2.1 桃树叶片对土壤重金属的光谱响应

为排除光照、水分和养护条件等的差异性影响，控制环境因素主要集中于土壤的重金属含量，本实验样品选择于同时同地采集。土壤类型主要是褐土，有机质含量主要集中在 10~30 g·kg⁻¹ 之间，呈中性-弱碱性，pH 值在 6~8 之间。根据叶片光谱所对应的不同土壤重金属含量，将采集的叶片光谱曲线以背景值为分段点(表 1)进行分组，分别选择污染区(高于背景值)和背景区(低于背景值)中具有显著特征和代表性的植物叶片光谱曲线进行对比分析。

污染区与背景区的桃树叶片原始光谱曲线如图 2(a) 所示，桃树叶片反射光谱曲线走向及趋势在污染区与背景区总体上表现一致，但是由于土壤重金属含量的不同，其在不同波段体现出来的响应机制也有所差异，受到重金属污染的叶片光谱变异明显。从桃树叶片的反射光谱曲线分析发现，背景区内的桃树光谱反射率总体上比污染区内的桃树光谱反射率要低，反射率与土壤重金属含量呈正向相关，在波长 760

~1 300 nm 之间,背景区与污染区的桃叶光谱反射率差值为明显,最大差值达到 13.41%[见图 2(b)],说明该波段光

谱对土壤重金属的响应相对比较敏感。

表 1 土壤重金属含量统计

Table 1 Statistics of heavy metal content in soil

| 重金属 | Cr/(mg · kg ⁻¹) | Cu/(mg · kg ⁻¹) | As/(mg · kg ⁻¹) | Cd/(mg · kg ⁻¹) | Pb/(mg · kg ⁻¹) | Hg/(mg · kg ⁻¹) |
|-----|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| 背景值 | 56.47 | 18.50 | 8.14 | 0.12 | 13.78 | 0.04 |
| 污染区 | 74.85 | 29.44 | 34.36 | 0.28 | 94.45 | 0.06 |
| 背景区 | 54.98 | 18.04 | 8.03 | 0.11 | 10.16 | 0.03 |

注:参照欧阳喜辉和孙江等编著中国农业出版社出版的《农产品产地环境质量监测与评价》一书,本研究的背景值引自国家“六五”重点科技攻关项目——“我国九省市主要经济自然区农业土壤及粮食作物中污染元素环境背景值的研究”结果。

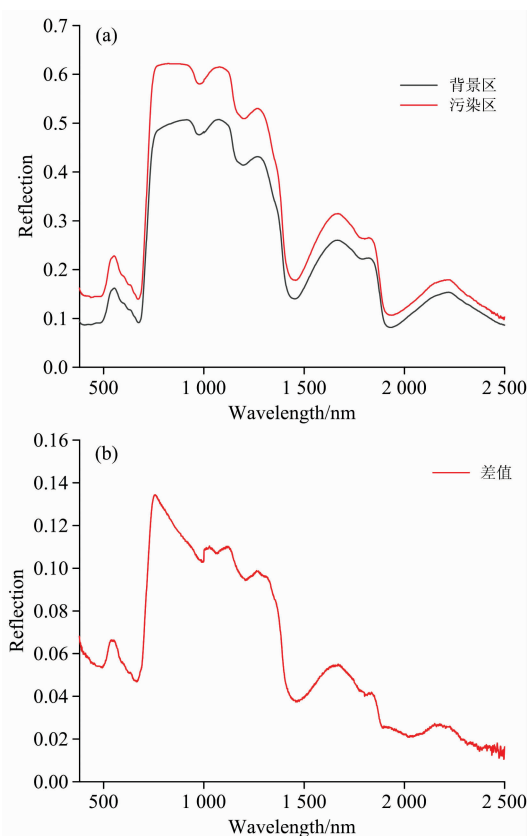


图 2 污染区与背景区光谱原始曲线(a)与差值(b)
Fig. 2 Original curves of and differences between the spectra of polluted (a) and background areas (b)

在可见光 380~760 nm 范围内,植物叶片的光谱特征主要受各种色素影响,其中叶绿素起主要作用。随着土壤重金属含量的增加,绿峰反射率增加,最大差值为 6.26%,这是由于植物体内重金属含量富集,受到其毒害加深,叶绿素含量降低,对光的吸收率减少,进而导致反射率增加。在 680~780 nm 波谱区间,桃树叶片光谱反射率急剧升高,出现植被典型的“红边效应”,污染区的叶片光谱曲线上升幅度明显大于背景区的叶片光谱曲线。在 780~1 300 nm 区间出现了一个较高的反射平台,污染区叶片反射率在 50.96%~61.88% 之间,背景区的叶片反射率在 41.41%~50.76%。光谱在 1 460 和 1 930 nm 附近有两处吸收谷,主要由水汽吸收形成,

污染区叶片的吸收谷比背景区的吸收谷要低。

对污染区和背景区的桃叶光谱曲线求一阶导数如图 3 (a)所示。光谱的一阶导数曲线较好地消除大部分背景噪声对光谱的影响,减少光谱采集过程中大气对光的散射与吸收^[9],能够准确地判断原始光谱曲线的反射峰和吸收谷位置,其中的“三边”参数更是一阶导数光谱中的重要参量^[10]。从图 3(b)中可以看出,污染区和背景区下的桃树叶片红、黄、蓝边位置没有明显移动,红边 720 nm,蓝边 520 nm,黄边 572 nm,说明土壤重金属含量对三边参数的干扰不明显。

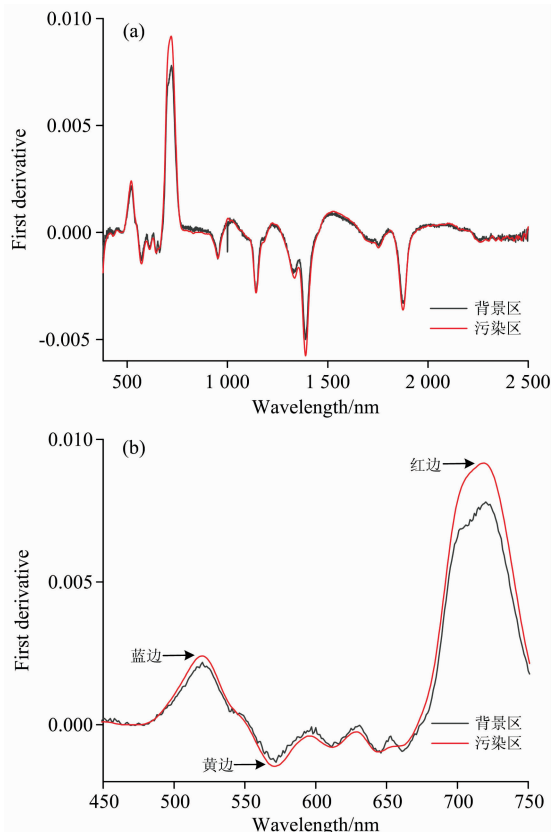


图 3 污染区与背景区一阶导数处理的光谱曲线
(a): 一阶导数光谱曲线; (b): 反射光谱三边参数

Fig. 3 Spectral curves of the first-order derivative treatment of the polluted and background areas

(a): First-order derivative spectral curve;
(b): Reflectance spectral trilateral parameter

红边斜率是红边区间的最大值，可以反映叶片的叶绿素含量，通过分析可知土壤重金属对红边斜率的影响十分明显，随着土壤重金属含量的增大，重金属在植物叶片富集加深，叶绿素含量降低，导致红边斜率急剧增大；蓝边斜率表现为污染区>背景区，土壤重金属含量增大蓝边斜率也随之增大；污染区和背景区的黄边斜率均为负数，分析可知当土壤重金属污染加重时斜率也随之增大。综上所述，叶片红、蓝、黄边位置对土壤重金属含量的干扰十分不敏感，表现出了较强的抗干扰能力，但是红、蓝、黄边斜率对其的响应十分明显，且均随着土壤重金属含量的增加斜率增大。

2.2 土壤重金属与光谱反射率的相关性分析

图 4 所示为土壤中不同的重金属与光谱反射率之间的相关曲线。整体上来看，土壤 Cr 元素与光谱反射率中度相关且不显著，各个波段相关系数数值稳定在 -0.6 左右；土壤 Cu 元素与反射率的相关系数在 0.14~0.42 之间，部分波段有较弱的相关性；土壤 Hg 元素与反射率的相关系数均在 0.3 以下，可以认为 Hg 元素与光谱反射率没有相关性；土壤 As、Pb 和 Cd 元素与光谱反射率的相关性在不同波长范围内差别较大，在某些波段范围内达到 0.1 级显著相关且总体相关曲线趋势相同，全范围内均显示出正相关关系，相关性依次排序为 As>Pb>Cd。以相关性较强的土壤 As 元素为例，在 380~515 nm 范围内显著相关，481 nm 处达到最大值：0.76；515~674 nm 范围内相关性下降后回升，553 nm 处降至最小值：0.59；674~1 453 nm 处明显呈凹形，短波近红外光谱属于该范围内，表明短波近红外光谱对土壤 As 元素的敏感性低于其他波段；长波近红外 1 453~2 500 nm 区域内

变化起伏大，1 886~2 119 和 2 346~2 500 nm 范围内显著相关。

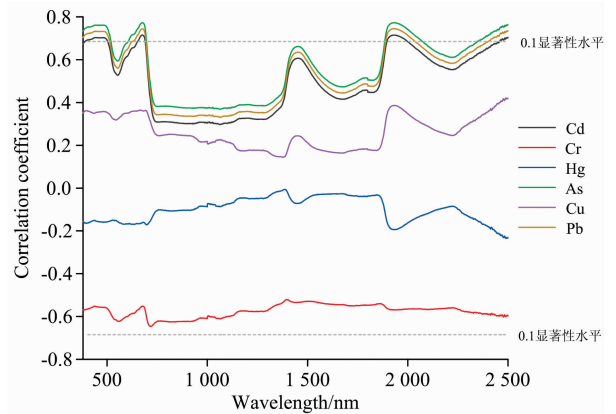


图 4 土壤重金属与光谱反射率的相关关系
Fig. 4 Correlation between heavy metals in soil and spectral reflectance

2.3 土壤 As 元素与植被指数的相关性分析

植被指数是指对不同波段进行线性或者非线性组合，构成能反映植被生长状况的各种指数总称^[11]。构建植被指数通常利用植被的可见光与近红外的相关波段，由多个波段进行组合，更能反映植被光谱的差异，有利于消除土壤温度、湿度等影响。由 2.2 小节中土壤重金属含量与桃叶光谱的相关性分析得出，土壤 As 元素在红光和近红外波段与重金属含量显著相关，因此选用与这两个波段相关的植被指数(表 2)及土壤 As 含量进一步分析。

表 2 植被指数
Table 2 Vegetation index

| 植被指数 | | 计算公式 |
|--------------|---|---|
| | Normalized Difference Vegetation Index(NDVI) | $NDVI = (R_{682} - R_{553}) / (R_{682} + R_{553})$ |
| 对色素敏感的植被指数 | Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index(MCARI) | $MCARI = ((R_{700} - R_{670}) - 0.2 \times (R_{700} - R_{550})) \times (R_{700} / R_{670})$ |
| | the MERIS terrestrial chlorophyll index(MTCI) | $MTCI = (R_{754} - R_{709}) / (R_{709} - R_{681})$ |
| 对水敏感的植被指数 | Water Index(WI) | $WI = R_{900} / R_{970}$ |
| | Plant Water Index(PWI) | $PWI = (R_{900} / R_{970}) / (R_{860} - R_{1240}) / (R_{860} + R_{1240})$ |
| 对光利用率敏感的植被指数 | Photochemical Reflectance Index(PRI) | $PRI1 = (R_{550} - R_{531}) / (R_{550} + R_{531})$ |
| | | $PRI2 = R_{750} / R_{800}$ |
| | | $PRI3 = R_{685} / R_{655}$ |

使用 python 计算上述植被指数并与土壤 As 元素进行相关性分析和显著性检验，结果如表 3 所示。从表中可以看出 PRI1 和 PRI3 植被指数均具有显著相关性，且 PRI3 达到极显著水平，而其他植被指数与土壤 As 元素的相关性较弱，说明其不适合建立预测模型。

2.4 土壤 As 元素预测模型建立与精度验证

由以上研究可知，植被指数 PRI1 和 PRI3 与土壤 As 元素有很高的相关性，因此将以上两个植被指数作为自变量，土壤 As 元素含量作为因变量进行回归分析，分别建立线性、二次多项式、对数和指数形式的土壤 As 元素含量预测模型

(表 4)。

使用 SPSS 数据分析软件拟合预测模型，通过决定系数 (R^2)和均方根差(RMSE)检验预测模型的稳定性及预测精度。其中，决定系数 R^2 反映因变量的全部变异能通过回归关系被自变量解释的比例，一般来说 R^2 值越大，表示因变量能够更好的被自变量解释，模型的拟合度越高；均方根差用来衡量观测值与真值之间的偏差，其值越小，则表示模型的稳定性越高。如表 4 所示，以 PRI1 拟合的土壤 As 元素预测模型的决定系数 R^2 值均达到了 0.05 显著性水平，大小依次为对数、二次多项式、线性、指数；以 PRI3 拟合的土壤

表 3 土壤 As 与植被指数的相关性

Table 3 Correlation between As in soil and vegetation index

| 植被指数 | 皮尔逊相关性 | 显著性检验 |
|-------|---------|-------|
| NDVI | 0.841 | 0.074 |
| MTARI | -0.825 | 0.085 |
| MTCI | -0.14 | 0.983 |
| WI | -0.347 | 0.567 |
| PWI | 0.312 | 0.609 |
| PRI1 | -0.901* | 0.037 |
| PRI2 | 0.371 | 0.539 |
| PRI3 | 0.966** | 0.008 |

注：* 表示在 0.05 级别(双尾)，相关性显著；** 表示在 0.01 级别(双尾)，相关性显著。

表 4 土壤 As 元素的预测模型

Table 4 Prediction model of element As in soil

| 植被指数 | 回归类型 | 模型 | R ² | RMSE |
|------|-------|--|----------------|-------|
| PRI1 | 线性 | $y = -992.207x + 47.833$ | 0.812* | 5.464 |
| | 二次多项式 | $y = -4270.559x + 55787.088x^2 + 90.777$ | 0.897* | 1.121 |
| | 对数 | $y = -28.334\ln(x) - 83.334$ | 0.899* | 3.997 |
| | 指数 | $y = e^{-49.638x + 4.196}$ | 0.785* | 0.298 |
| PRI3 | 线性 | $y = 855.609x - 807.212$ | 0.933** | 3.264 |
| | 二次多项式 | $y = 442.585x^2 - 393.763$ | 0.935** | 3.220 |
| | 对数 | $y = 826.941\ln(x) + 47.980$ | 0.931** | 3.308 |
| | 指数 | $y = e^{43.644x - 39.386}$ | 0.937** | 0.161 |

注：* 表示在 0.05 级别(双尾)，相关性显著；** 表示在 0.01 级别(双尾)，相关性显著。

As 元素预测模型的决定系数 R^2 值均达到了 0.01 极显著性水平，且 R^2 值均大于 PRI1 预测模型，说明 PRI3 预测模型均优于 PRI1 预测模型，其中，利用 PRI3 进行建模时，RMSE 值大小依次为对数、线性、二次多项式、指数。综上所述，PRI3 的指数预测模型精度最高且具有更好的稳定性。

References

- [1] Zhao F J, Ma Y, Zhu Y G, et al. Science & Technology, 2015, 49(2): 750.
- [2] ZHANG Wen-wen, YANG Ke-ming, XIA Tian, et al(张文文, 杨可明, 夏天, 等). Science Technology and Engineering(科学技术与工程), 2017, 17(25): 33.
- [3] GAO Wei, YANG Ke-ming, CHEN Gai-ying, et al(高伟, 杨可明, 陈改英, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2021, 37(3): 173.
- [4] ZHUANG Guo-tai(庄国泰). Bulletin of Chinese Academy of Sciences(中国科学院院刊), 2015, 30(4): 477.
- [5] Arao T, Ishikawa S, Murakami M, et al. Paddy and Water Environment, 2010, 8(3): 247.
- [6] Duan G, Shao G, Tang Z, et al. Rice, 2017, 10(1): 9.
- [7] Kooistra L, Salas E A, Clevers J G, et al. Environmental Pollution, 2004, 127(2): 281.
- [8] ZHAO Si-ying, ZHANG Jun, NI Cai-ying, et al(赵思颖, 张军, 倪才英, 等). Jiangsu Agricultural Sciences(江苏农业科学), 2016, 44(11): 423.
- [9] ZHU Ji-you, HE Wei-jun, WANG Hong-qiang, et al(朱济友, 何韦均, 王洪强, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2020, 40(5): 1620.
- [10] Cotrozzi L, Couture J J, Cavenderbares J, et al. Tree Physiology, 2017, 37(11): 1.
- [11] LU Lin-lin, LI Qing-ting, ZHANG Xi, et al(鹿琳琳, 李庆亭, 张熙, 等). Remote Sensing Information(遥感信息), 2015, 30(4): 55.

3 结论

在野外农用地环境中，研究了北京市优势树种桃树在土壤重金属元素胁迫下叶片光谱特征，并进一步分析了土壤 As 元素与叶片植被指数之间的相关关系，建立了土壤 As 元素的预测模型，结论如下：

(1)在不同的土壤重金属污染下，桃树叶片反射光谱曲线趋势走向总体上一致，且污染区桃树光谱曲线反射率普遍比背景区桃树光谱曲线反射率高，760~1300 nm 波长范围内差值较为明显，对土壤重金属的响应相对敏感。由光谱的一阶导数曲线分析可知，土壤重金属对叶片红、蓝、黄边位置干扰不敏感，对红、蓝、黄边斜率响应十分明显，且均随着土壤重金属含量的增加，斜率增大。

(2)土壤 Cr, Cu 和 Hg 元素与光谱反射率的相关性较弱且不显著；土壤 As, Pb 和 Cd 元素在不同波长范围内与光谱反射率的相关性较大，在某些波段范围内达到 0.1 级显著相关且总体相关曲线趋势相同，相关性大小依次排序为 $As > Pb > Cd$ 。380~515, 1886~2119 和 2346~2500 nm 范围内土壤 As 元素与光谱反射率显著相关，674~1453 nm 范围相关曲线呈明显凹形，表明该范围内对土壤 As 元素敏感性低于其他波段。

(3)以相关性更强的土壤 As 元素与植被指数进行相关性分析发现，对光利用率敏感的 PRI1 和 PRI3 植被指数与光谱反射率分别达到 0.05 级显著相关水平和 0.01 级显著相关水平，而其他植被指数相关性较弱，不适合建立土壤 As 元素预测模型。

(4)使用 SPSS 数据分析软件分别以 PRI1 和 PRI3 为自变量，土壤 As 元素含量为因变量进行回归分析，建立线性、二次多项式、对数和指数形式的预测模型。检验结果表明，以 PRI3 建立的土壤 As 元素预测模型效果更好，其中指数模型的 R^2 为 0.937, RMSE 为 0.161, 说明其拟合效果最好且具有更好的稳定性。

Study on the Relationship Between Element As in Soil of Agricultural Land and Leaf Spectral Characteristics

LIU Wei, YU Qiang*, NIU Teng, YANG Lin-zhe, LIU Hong-jun, YAN Fei

College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

Abstract Heavy metal pollution constitutes one of the most urgent problems in soil environmental pollution, as plants become enriched in heavy metals through the soil, which endangers human health and poses a great potential danger to the ecological environment. The monitoring over heavy metal pollution in soil by traditional chemical methods is time-consuming and laborious and limited in scope. However, the method for monitoring heavy metal in soil leveraging hyperspectral vegetation technology is capable of quickly and accurately obtaining the heavy metal content in the soil, breaking through the vegetation barrier, and making the monitoring more efficient. Providing an important reference for the monitoring over and early warning of heavy metal elements in soil, this method matters for achieving the goal of constructing ecological civilization into a higher level and improving the quality of arable land. In this study, peach trees, the dominant economic fruit tree in Beijing, were research targets. 50 sampling points were evenly set up in the study area, and the spectral data of peach tree leaves were measured by using FieldSpec 4 portable ground wave spectrometers, while soil samples were collected and brought back to the laboratory for testing and analysis to obtain the data of heavy metal content in the soil. Efforts were made to analyse the leaf spectral characteristics of peach tree leaves under the stress of heavy metals in soil in different kinds of pollution and investigate how different soil heavy metals are correlated with leaf spectra through calculation. It was determined that element As in soil had a higher correlation with spectral reflectance. As a result, we calculated the correlation coefficients between element As in soil and vegetation indices, and construct a prediction model for elements As in soil using the appropriate vegetation indices. The results show that the spectral reflectance of peach leaves in the polluted area was generally higher than that in the background area and was more sensitive to heavy metals in soil in the wavelength range of 760~1 300 nm. The heavy metals in soil did not interfere considerably with the position of the red, blue and yellow edges of the leaves and were sensitive to the slope of the red, blue and yellow edges, and all of them were positively correlated. Spectral reflectance was weakly correlated with elements Cr, Cu and Hg in soil, and 0.1 level of significant correlation was reached with elements As, Pb and Cd in some wavelength ranges. The overall correlation curve trend was the same, with the correlation magnitude ranked as As>Pb>Cd in order. According to the above studies, it is found that As elements in soil have the strongest correlation. Therefore, we performed correlation analysis using As elements in soil and vegetation index, which showed that As elements were significantly correlated with both PRI1 and PRI3. The regression analysis was performed using SPSS data analysis software with PRI1 and PRI3 as independent variables and As in soil as a dependent variable. The test results show that the index prediction model of PRI3 ($y=e^{43.644x}-39.386$, $R^2=0.937$, RMSE=0.161) rendered the best results and was more stable.

Keywords Peach tree leaves; Spectral characteristics; Element As in soil; Vegetation index; Regression model; Prediction

(Received May 14, 2021; accepted Jul. 29, 2021)

* Corresponding author