

张静静,周卫红,邹萌萌,等. 灌浆期水稻叶片铜含量变化的高光谱遥感定量监测研究[J]. 江苏农业科学,2019,47(23):324-330.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.23.077

灌浆期水稻叶片铜含量变化的高光谱 遥感定量监测研究

张静静¹, 周卫红^{1,3}, 邹萌萌¹, 刘影¹, 陶春柳^{1,2}, 李建龙¹

(1. 南京大学生命科学学院, 江苏南京 210093; 2. 苏州健雄职业技术学院, 江苏苏州 215411;

3. 江苏科技大学苏州理工学院, 江苏张家港 215600)

摘要:为了利用高光谱遥感有效地监测农作物叶片中的重金属含量变化,在化学分析和农作物叶片对铜元素含量增加的敏感性基础上,利用光谱植被指数定量监测作物叶片铜元素含量变化,为大面积、快速、准确、无损地监测农田水稻叶片重金属含量变化提供技术支持。以张家港市为研究区域,实地采集水稻叶片样品 21 个。采用便携式高光谱地物波谱仪,获取灌浆期水稻植株叶片的光谱反射率并提取光谱指数,室内测定叶片重金属铜含量,并分析水稻叶片重金属铜含量与不同类型光谱指数的相关性。结果表明,高光谱数据对叶片铜含量变化的敏感性较好,其中,红边位置(REP)、绿波段归一化差异指数(GNDVI)、比值植被指数(RVI)、Vogelmann 红边指数(VOGI)和地面叶绿素指数(MTCI)可分别作为估测叶片铜含量的敏感光谱指数,其乘幂和指数回归模型能够较好地反演水稻叶片铜含量;叶片铜含量的敏感光谱波段参数在原始光谱中主要集中于 420 ~ 670 nm 范围内,最小负相关系数的波长是 646、647、648 nm;而一阶微分和二阶微分光谱中在蓝边、黄边、红边和近红外区域均有分布,最大正相关系数的波长分别是 660、715 nm;水稻叶片铜含量估测的最佳模型是基于二阶微分敏感光谱参数构建的偏最小二乘回归模型,该模型预测的铜含量值与实测值的拟合度较好($R^2 = 0.56$)。研究结果证明可以利用高光谱生物遥感技术有效地监测农田水稻叶片中重金属含量的变化,判断作物中重金属浓度是否超标,为高光谱遥感立体、快速和大面积地监测农田作物铜含量的变化提供参考,也为评价水稻的食用安全提供科学方法。

关键词:灌浆期水稻;叶片铜含量高光谱遥感监测;数字农业;敏感高光谱指数和波段;水稻食用安全

中图分类号: X835;S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)23-0324-07

铜是农作物生长所必需的营养元素,过量铜则会使作物叶片叶绿体酶活性比例失调,致使叶绿素分解加快,导致植株矮化、产量降低^[1]。重金属含量的常规监测方法存在很多局限性,比如步骤繁琐、破坏土壤作物、无法进行大面积的监测等^[2]。研究发现,过量铜处理下的水稻叶片光谱反射率曲线与对照组有明显的差异^[3],所以可通过高光谱遥感技术反演作物叶片重金属含量。

高光谱遥感是现代遥感领域的前沿技术,具有宏观、实时、原位、快速的监测特点,可以满足土壤-作物重金属含量变化的监测需求,通过便携式高光谱仪、航空遥感和航天遥感的应用,可以实现由点到面、由定性分析到定量分析的大面积原位立体监测^[4]。已有大量研究表明,高光谱遥感技术可以定量反演植物生化物质的含量,如氮素、叶绿素等,而且在环

境污染方面为快速获取土壤或植株重金属污染信息也提供了有力的工具。刘燕德等利用平滑处理的高光谱数据与丁香蓼叶片重金属铜含量建立偏最小二乘回归模型,建模精度较为理想(R^2 为 0.90)^[5]。张玉森等利用近红外高光谱数据估测水稻叶片氮含量,分别建立逐步多元线性回归(SMLR)、主成分回归(PCR)和偏最小二乘回归(PLSR)模型,结果显示各模型中 PLS 模型的建模预测和验证精度最高, R^2 分别高达 0.94、0.87^[6]。张浩等利用高光谱数据建立 PLS 模型估测水稻叶片氮素和籽粒蛋白质的含量,结果显示模型的 R^2 在 0.85 以上,精度较高^[7]。

综合分析之前的研究发现,水稻叶片重金属铜含量监测的研究报道较少,而有研究表明叶片不仅会吸收来自根、茎的重金属,还会通过气孔吸收来自大气的重金属,向籽粒等其他器官转移,引起作物产量或品质的下降,还可能经食物链进入人体^[8],所以对作物叶片中重金属铜含量的估测同样具有重要意义。利用遥感技术结合叶片光谱信息反演叶片重金属铜含量,其机制为重金属元素影响叶片内部生理状态而导致光谱变化来反演其含量。为了实现作物叶片中重金属铜含量的高光谱快速无损监测,本研究的主要目的是通过分析水稻叶片铜的敏感光谱指数和光谱波段,定量估测水稻叶片铜的含量变化,判断叶片铜含量是否超标,同时可预测土壤铜含量的变化,这对保障粮食安全和人类身体健康具有重要的现实意义。

收稿日期:2018-10-14

基金项目:国家重点研发计划(编号:2018YFD0800201);江苏省高校哲学社会科学基金项目(编号:2016SJD630126)。

作者简介:张静静(1993—),女,山东菏泽人,硕士研究生,研究方向为农田土壤重金属污染监测与修复。E-mail:jjzhang2012@126.com。

通信作者:陶春柳,硕士,副教授,研究方向为物流管理、农业经济与生态安全,E-mail:taoc@126.com;李建龙,博士,教授,博士生导师,研究方向为农业遥感与5S技术应用,E-mail:jlili2008@nju.edu.cn。

1 材料与方 法

1.1 研究区域概况

研究区域位于江苏省南部的张家港市(120°22′~120°49′E,31°43′~32°01′N),如图1所示。该市地势平坦,地处长江三角洲冲积平原,隶属于北亚热带季风气候,四季分明,雨水充沛,年均降水量为1 039 mm,年均气温为15.2℃。全市的土壤类型主要分为2种:水稻土和潮土,南部的平田地

区主要为水稻土,由泻湖相沉积母质发育而成,北部沿江的圩田地区主要为潮土,由长江冲积物母质发育而成。全市总占地面积约999 km²,其中耕地面积约410 km²,主要以水稻—小麦或水稻—油菜作为主要的种植模式。近年来,张家港市经济快速发展,但研究发现金港区土壤铜含量的平均值是江苏省土壤重金属环境背景值的4.9倍^[9],存在较大的健康风险。

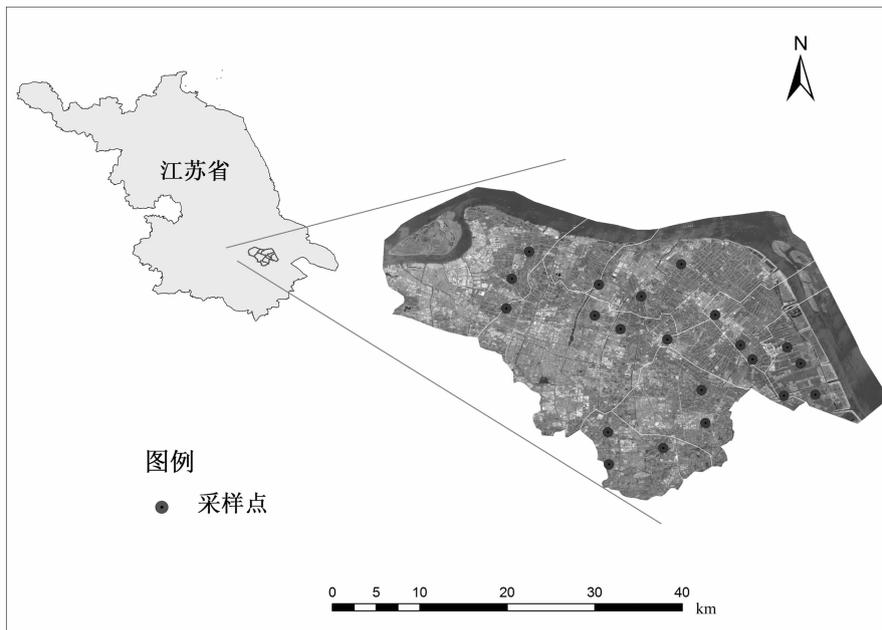


图1 张家港市地理位置及采样地点分布

1.2 样品采集与光谱数据测定

水稻叶片样品和高光谱数据采集于2017年9月水稻灌浆期。研究发现水稻在生长后期即生殖时期由根、茎转移进入叶片中的重金属含量变化较大^[10],所以采样选择在水稻灌浆期。在张家港市农田区域,随机选择均匀分布的农田采样地点共21个。每个采样地点选取5个采样点,共选择5株水稻,每株水稻选择从上向下的完全展开的3张叶片测量光谱,每张叶片测定5次,每株水稻共测定15次光谱,每个采样地点共测定75次光谱,取平均值作为该采样地点的高光谱数据,之后将测定光谱的叶片剪下作为该采样地点的水稻叶片样品,带回实验室,采用Thermo Electron Corporation公司生产的电感耦合等离子体质谱仪(ICP-MS)测定水稻叶片中的重金属铜含量。

水稻叶片高光谱数据用美国PP Systems公司生产的Unispec-SC型单通道便携式手持光谱仪进行测定,该型号光谱仪自带光源,探测波段为310~1 130 nm,分辨率<10 nm,绝对精度<0.3 nm,采样间隔为1 nm,输出波段数为821。在一天中不同的光照度下测定时,使用仪器配备的白色标准板进行仪器的校正和参比扫描,用MultiSpec 5.1.5数据处理软件读取原始光谱反射率数据。

1.3 光谱预处理和估测模型的构建

由于光谱数据在采集范围的两端部分有噪音,故选取400~1 000 nm范围内的光谱反射率进行数据分析。

1.3.1 单变量估测模型 光谱植被指数是某些光谱波段反

射率的特定组合,通过分析光谱指数与水稻叶片重金属铜含量的相关性,选取相关性较好的光谱指数建立一元线性和非线性回归模型。以光谱指数为自变量,水稻叶片重金属铜含量作为因变量,建立以下4种单变量回归模型:

线性函数: $y = ax + b$;对数函数: $y = a + b \ln x$;指数函数: $y = ae^{bx}$;乘幂函数: $y = ax^b$ 。

式中: y 代表叶片重金属铜含量,mg/kg; x 代表光谱指数; a 、 b 代表常数。本模型的计算在SPSS 22.0软件中完成。

1.3.2 多变量估测模型 对采集的原始光谱进行一阶微分(der 1)、二阶微分(der 2)的预处理变换,消除背景噪声、增强相似光谱之间的差别和突出光谱的特征值^[11]。利用3种不同形式的光谱反射率与重金属Cu含量进行相关分析,选择皮尔森相关性符合 $P < 0.05$ 的光谱反射率作为自变量^[12],叶片重金属Cu含量作为因变量,分别建立3种形式光谱的多变量估测模型。由于本研究可用样本的数量有限,因此使用内部交叉验证均方根误差(RMSECV)来验证多变量估测模型的预测精度。从数据集中的所有 n 个样本中,利用 $n-1$ 建立回归模型,对所有 n 个样品重复该过程,实现对所有样品的预测^[13]。交叉验证均方根误差(RMSECV)的公式为

$$RMSECV = \sqrt{\frac{\sum (C_m - C_p)^2}{N_e}}$$

式中: C_m 代表稻叶重金属铜含量的实测值,mg/kg; C_p 代表模型计算的预测值,mg/kg; N_e 代表样本的个数。

1.4 数据处理与分析

数据预处理和作图分别在 Excel 2010 和 OriginPro 8 中完成,相关性分析在 SPSS 22.0 中完成,模型的计算均在 TQ Analyst (8.3.125,Thermo Fisher Scientific Inc.)中完成。

2 结果与分析

2.1 水稻叶片高光谱特征分析

从图 2 可以看出,在全波段范围内,不同浓度铜含量的叶片样品的光谱反射率具有相似的变化规律。水稻叶片原始光谱反射率曲线具有典型植物光谱特征,在 400 ~ 700 nm 的可见光波段范围内,样品光谱反射率较低,绿光波段内,波长 550 nm 附近产生了 1 个明显反射峰为绿峰,主要是绿光对光合色素的强烈反射造成的;在红光波段,波长 670 nm 附近产生了 1 个较明显的吸收谷为红谷,主要是红光对叶绿素的吸收作用产生的;而在 700 ~ 1 000 nm 的近红外波段范围内,其光谱特征主要受叶片结构和水分的影响,样品光谱反射率迅速增强,最显著的特征是在 700 ~ 800 nm 之间有一反射的陡坡为红边^[14]。而且可以看出,叶片样本在 430 ~ 670 nm 和 730 ~ 1 000 nm 2 个波段范围内存在比较明显的反射率差异。

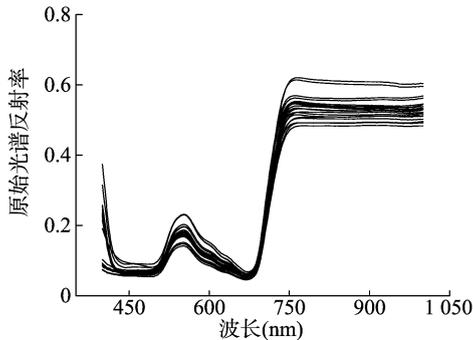


图2 水稻叶片原始光谱反射率随波长的变化

从图 3 可以看出,在 400 ~ 1 000 nm 的可见光和近红外波段范围内,低浓度铜叶片样品的光谱反射率明显高于高浓度铜叶片样品。不同铜含量的叶片反射率差异的变化并不规

律,与植物种类和生长期有关。有研究者证实,水稻分蘖期,在可见光区,高浓度铜反射率高于低浓度铜的反射率,原因是高浓度铜导致植株叶片中的叶绿素含量降低,因此,可见光部分的反射率也就相应升高了;而在近红外光区,由于水稻叶片结构的变化,导致高浓度的铜反射率低于低浓度铜^[3]。

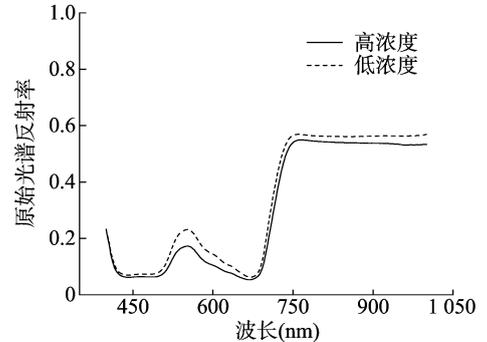


图3 高浓度铜与低浓度铜的样本原始光谱反射率差异

2.2 水稻叶片重金属铜含量与高光谱参数的相关性分析

2.2.1 重金属铜含量与光谱植被指数的相关性分析 综合分析前人的研究,本研究选择“三边”参数及部分高光谱植被指数,共 15 个光谱指数进行敏感性分析,在可见光和近红外波段范围内,将这 15 个光谱指数与重金属铜含量进行相关性分析,并进一步选取与叶片铜含量相关系数较高的参数建立估测模型,各光谱指数的计算方法及其与叶片铜含量的相关系数如表 1 所示。从表 1 可以看出,红边位置与叶片铜含量呈极显著相关($P < 0.01$),相关系数(r)最大,为 0.596;蓝边位置、GNDVI、NDVI、RVI、PSRI、VARI、MCARI、WI、VOGI 和 MTCI 与叶片铜含量的相关系数分别为 0.449、0.533、0.475、0.520、0.515、-0.461、-0.468、0.452、0.532、0.521,这 10 个光谱指数与叶片铜含量的相关性达到了显著水平($P < 0.05$),剩下 4 个光谱指数与铜含量不存在显著相关性。红边位置、GNDVI、RVI、VOGI 和 MTCI 与叶片铜含量的相关性最好,这 5 个光谱植被指数可以作为反演叶片铜含量的敏感光谱指数,建立叶片重金属铜含量的单变量估测模型。

表 1 各植被指数的计算方法及其与叶片铜含量的相关系数

光谱指数	名称	计算公式	相关系数 r	参考文献
REP	红边位置	$\lambda_r = \lambda_i \{ R'(\lambda) = \max [R'(\lambda \in 670 \sim 780)] \}$	0.596 **	[15]
YEP	黄边位置	$\lambda_y = \lambda_i \{ R'(\lambda) = \min [R'(\lambda \in 550 \sim 650)] \}$	0.042	[15]
BEP	蓝边位置	$\lambda_b = \lambda_i \{ R'(\lambda) = \max [R'(\lambda \in 450 \sim 550)] \}$	0.449 *	[15]
GNDVI	绿波段归一化差异指数	$(R_{800} - R_{550}) / (R_{800} + R_{550})$	0.533 *	[16]
NDVI	归一化植被指数	$(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670})$	0.475 *	[17]
RVI	比值植被指数	R_{810} / R_{560}	0.520 *	[18]
PSRI	植被衰减指数	$(R_{680} - R_{500}) / R_{750}$	0.515 *	[19]
OSAVI	优化土壤调节植被指数	$1.16 \times (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	0.304	[16]
PRI	光化学植被指数	$(R_{570} - R_{531}) / (R_{570} + R_{531})$	-0.239	[20]
SIPI	植被结构不敏感的光合色素指数	$(R_{800} - R_{445}) / (R_{800} - R_{680})$	0.321	[21]
VARI	可见光区大气修正指数	$(R_{555} - R_{680}) / (R_{555} + R_{680} - R_{480})$	-0.461 *	[22]
MCARI	修改叶绿素吸收反射指数	$(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550}) \times (R_{700} / R_{670})$	-0.468 *	[16]
WI	水分指数	R_{900} / R_{970}	0.452 *	[21]
VOGI	Vogelmann 红边指数	R_{740} / R_{720}	0.532 *	[23]
MTCI	地面叶绿素指数	$(R_{750} - R_{710}) / (R_{710} - R_{680})$	0.521 *	[24]

注: R_λ 表示波长为 λ nm 处的反射率; $R'(\lambda)$ 表示波长为 λ nm 处反射率的一阶导数; r 表示叶片重金属铜含量与各植被指数之间的相关系数。*、** 分别表示在 0.05、0.01 水平(双侧)显著相关,下同。

2.2.2 重金属铜含量与不同形式光谱反射率的相关性分析

为了探讨稻叶重金属铜含量与不同形式光谱反射率之间的相关性,筛选出对叶片重金属铜敏感的光谱波段,将叶片重金属铜含量与原始光谱(OS)、一阶微分光谱(der 1)、二阶微分

光谱(der 2)反射率进行相关性分析,相关系数如图4和表2所示。从图4可以看出,原始光谱反射率与叶片铜含量在400~1 000 nm范围内均呈现负相关关系,而微分处理的光谱与叶片铜含量的相关性曲线波动较大,出现多个极值和拐点。

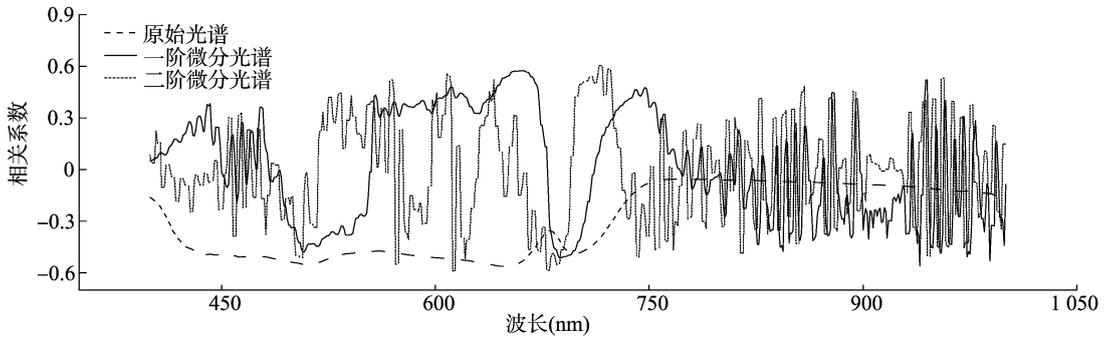


图4 稻叶重金属铜含量与不同变换形式的叶片光谱反射率的相关系数

表2 稻叶重金属铜含量与不同变换形式的光谱反射率的相关系数的最值及其波长位置

不同形式的光谱反射率	最大正相关系数	最大正相关系数波长位置 (nm)	最小负相关系数	最小负相关系数波长位置 (nm)
OS	—	—	-0.562 **	646,647,648
der 1	0.575 **	660	-0.560 **	940
der 2	0.604 **	715	-0.589 **	612

根据反射率与叶片铜含量呈显著或极显著相关的原则,稻叶重金属铜的敏感波段在原始光谱中主要集中在420~670、690~710 nm附近,共有272个波长,最小负相关系数的波长是646、647、648 nm;而一阶微分和二阶微分光谱中,在蓝边、黄边、红边和近红外区域均有分布,分别有94、76个波长,最大正相关系数的波长分别是660、715 nm。这些波段可以作为预测叶片重金属铜含量的敏感光谱波段,即作为叶片铜的多变量估测模型的输入变量^[12]。这些敏感光谱波段大都分布在可见光区域,因为重金属铜对叶绿素的影响最严重,即使在低浓度时也会导致叶绿素含量降低,重金属离子可与重要生物大分子结合,进入细胞内的重金属离子能与酶活性中心或蛋白质的巯基结合,而且还能取代重金属蛋白中的必需元素,如Ca²⁺、Mg²⁺、Zn²⁺、Fe²⁺等,导致生物大分子构象的改变,造成酶活性的下降或丧失,从而干扰细胞的正常代谢过程,干扰叶绿素的合成^[25],而叶绿素的含量变化主要引起可见光区光谱数据的变化。

由表2可以看出,经过一阶微分和二阶微分处理后,微分光谱反射率与重金属铜含量的相关系数总体明显大于原始光谱,相关性明显增强,说明微分处理可以较好地消除背景噪声,增强相似光谱之间的差别,突出光谱的特征值。不同变换形式光谱与叶片铜含量的最大正相关系数分别位于可见光区的660 nm处和近红外区的715 nm处;最小负相关系数位于可见光区的612、646、647、648 nm处,近红外区的940 nm处。

2.3 水稻叶片重金属铜含量的高光谱反演

2.3.1 单变量模型的构建 将稻叶重金属铜含量与筛选出的红边位置、GNDVI、RVI、VOGI和MTCI 5个敏感光谱指数进行回归建模分析,建立了各参数的一元线性、对数、指数和乘幂的重金属铜含量反演模型。模型精度评价指标为决定系

数 r^2 越大、 F 统计量越大和均方根误差 $RMSE$ 越小,模型精度越高^[11]。如表3所示,所有模型的决定系数(r^2)均达到显著($P < 0.05$)或极显著($P < 0.01$)水平,表明该模型能较好地估测稻叶重金属铜含量。其中每个参数的指数和乘幂模型均比线性、对数模型的精度更优。对比5个参数各模型的精度,其中,红边位置(REP)构建的模型精度均高于其他4个参数,其指数和乘幂模型的决定系数(r^2)相等,达到极显著水平($P < 0.01$)。根据 F 统计量最大、均方根误差最小的原则,估测稻叶重金属铜含量的最佳单变量模型为红边位置(REP)构建的乘幂模型, r^2 为0.362。何彩莲等利用高光谱植被指数估测马铃薯叶绿素含量,其中,地面叶绿素指数(MTCI)构建的乘幂模型能较为精确地估测叶绿素a含量, R^2 为0.797^[26]。

2.3.2 多变量模型的构建 本研究先采用相关分析(CA)对不同变换形式的光谱反射率数据进行降维,减少冗余信息,然后分别建立逐步回归(SMLR)、主成分回归(PCR)和偏最小二乘回归(PLSR)模型。模型精度的评价指标为 R^2 越大, $RMSE$ 和 $RMSECV$ 越小,模型精度越高^[13]。由上文得知,原始光谱、一阶微分光谱、二阶微分光谱分别存在272、94、76个重金属铜的敏感波段,大部分都属于430~670 nm和730~1 000 nm的差异化波段范围内,而且包括了水稻冠层叶片重金属含量变化极显著相关的光谱敏感波段^[27],所以将这些敏感波段作为建立多变量模型的输入变量。

由表4可以看出,通过同一种模型的不同光谱预处理的对比可以发现,经过二阶微分处理的光谱反射率建立的模型的精度均是最高, R^2 最大, $RMSE$ 和 $RMSECV$ 最小,因为微分光谱主要反映了由于植物中叶绿素等吸收物质的吸收产生的波形变化,并能提示光谱峰值的内在特性^[28],可以较好地消

除背景噪声,增强相似光谱之间的差别,突出光谱的特征值。对比 RCR 模型和 PLSR 模型可以看出,PCR 的主成分个数明显多于 PLSR 模型,有研究发现,主成分的个数过多,会给模型增加额外的噪音或导致模型过度拟合;主成分的个数过少,则不能包含所有的信息^[29],最佳的主成分个数所建立的模型的精度和稳定性更高,本研究的最佳主成分的个数由 RMSECV 最小来决定^[13]。

基于二阶微分光谱反射率的 3 种模型的测量值和预测值的散点图如图 5 所示。结合表 4 和图 5 可以看出,对比 3 种

模型的二阶微分处理下模型的精度可以看出,基于二阶微分光谱的 PLS 模型的精度最高,主成分的个数为 4; R^2 最高,为 0.56,达到极显著水平;RMSE 最小,为 1.47;RMSECV 最小,为 1.84,说明利用相关分析(CA)结合 PLSR 的方法建立的回归模型比较稳定,精度也较高。刘秀英等也利用相关分析(CA)结合 PLSR 建立了土壤全氮的估测模型,微分处理的光谱建立的估测土壤全氮含量的 PLSR 模型 R^2 高达 0.929^[12],说明了利用 CA 结合 PLSR 建立的回归模型精度较高,同时也说明微分变换是构建预测模型的一种较好的变换方法。

表 3 一元线性和非线性回归估测模型

光谱指数	模型类型	模型方程	决定系数 r^2	F 统计量	均方根误差 RMSE
REP	线性	$y = 0.333x - 227.751$	0.355 **	10.46	1.79
	对数	$y = 235.034 \ln x - 1534.370$	0.355 **	10.45	1.79
	指数	$y = 1.278 \times 10^{-13} e^{0.045x}$	0.362 **	10.76	1.95
	乘幂	$y = 4.578 \times 10^{-90} x^{31.658}$	0.362 **	10.78	1.79
GNDVI	线性	$y = 28.141x - 6.602$	0.284 *	7.53	1.89
	对数	$y = 13.429 \ln x + 16.819$	0.284 *	7.54	1.88
	指数	$y = 0.903 e^{4.142x}$	0.346 **	10.04	1.89
	乘幂	$y = 28.408 x^{1.979}$	0.347 **	10.09	1.90
VOGI	线性	$y = 25.921x - 28.249$	0.283 *	7.50	1.88
	对数	$y = 35.017 \ln x - 3.742$	0.281 *	7.41	1.89
	指数	$y = 0.041 e^{3.747x}$	0.333 **	9.48	1.88
	乘幂	$y = 1.413 x^{5.068}$	0.331 **	9.38	1.89
RVI	线性	$y = 3.393x - 3.115$	0.270 *	7.03	1.90
	对数	$y = 10.184 \ln x - 4.057$	0.275 *	7.18	1.89
	指数	$y = 1.511 e^{0.499x}$	0.328 **	9.28	1.92
	乘幂	$y = 1.313 x^{1.499}$	0.334 **	9.52	1.92
MTCI	线性	$y = 6.720x - 1.207$	0.271 *	7.06	1.90
	对数	$y = 7.925 \ln x + 5.506$	0.262 *	6.74	1.91
	指数	$y = 2.046 e^{0.970x}$	0.317 **	8.83	1.90
	乘幂	$y = 5.386 x^{1.147}$	0.308 **	8.48	1.91

表 4 逐步回归(SMLR)、主成分回归(PCR)、偏最小二乘回归(PLSR)模型

不同形式光谱	SMLR			PCR				PLS			
	r^2	RMSE	RMSECV	PCs	r^2	RMSE	RMSECV	PCs	r^2	RMSE	RMSECV
OS	0.34 **	1.79	2.11	4	0.24 *	1.92	2.43	1	0.18	2.00	2.19
der 1	0.41 **	1.70	2.02	6	0.41 **	1.71	3.03	1	0.30 *	1.85	2.20
der 2	0.48 **	1.61	1.88	5	0.52 **	1.56	2.03	4	0.56 **	1.47	1.84

注:PCs 表示主成分的个数。

3 讨论与结论

3.1 不同浓度铜的水稻叶片的高光谱反射率响应

本研究采集光谱的时期是水稻的灌浆期,受高浓度铜影响的水稻叶片后期返青,叶绿素含量升高,使可见光区的反射率降低;而水稻叶片水分含量增加和叶片内部结构的改变,导致高浓度铜的反射率在近红外区也降低^[30],所以高光谱遥感可以利用叶片光谱数据对铜含量变化的敏感性有效地监测叶片铜含量的变化及其超标情况,对评价农田水稻的重金属含量变化及其食用安全有重要意义。

3.2 高光谱植被指数监测水稻叶片铜含量变化的优势

朱凌红等指出,红边位置和 Vogelmann 红边指数与水稻叶片和穗的叶绿素含量存在显著的相关性^[31];田静国等研究

指出,最优单一反演叶绿素指数是 MTCI,其次为 RVI 和 GNDVI,以上 5 个植被指数均对植被叶片叶绿素含量变化有重要影响,而叶片光谱的变化主要是由于叶绿素含量变化引起的,所以,以上 5 个植被指数均可作为水稻叶片重金属铜含量反演的敏感光谱参数^[32];宋鹏飞等研究发现,灰化苔草叶片对 Cu 污染胁迫下的敏感特征参数中包括红边位置,寻找重金属的敏感光谱指数对监测叶片重金属含量变化具有重要作用^[33]。

3.3 高光谱遥感为大面积立体监测农田土壤-作物重金属含量的变化提供技术支持

本研究建立了灌浆期水稻叶片重金属铜含量的高光谱估测模型,基于二阶微分光谱的 PLSR 模型的精度较高,研究结果可为高光谱技术科学、无损、快速、大面积、立体监测农田水

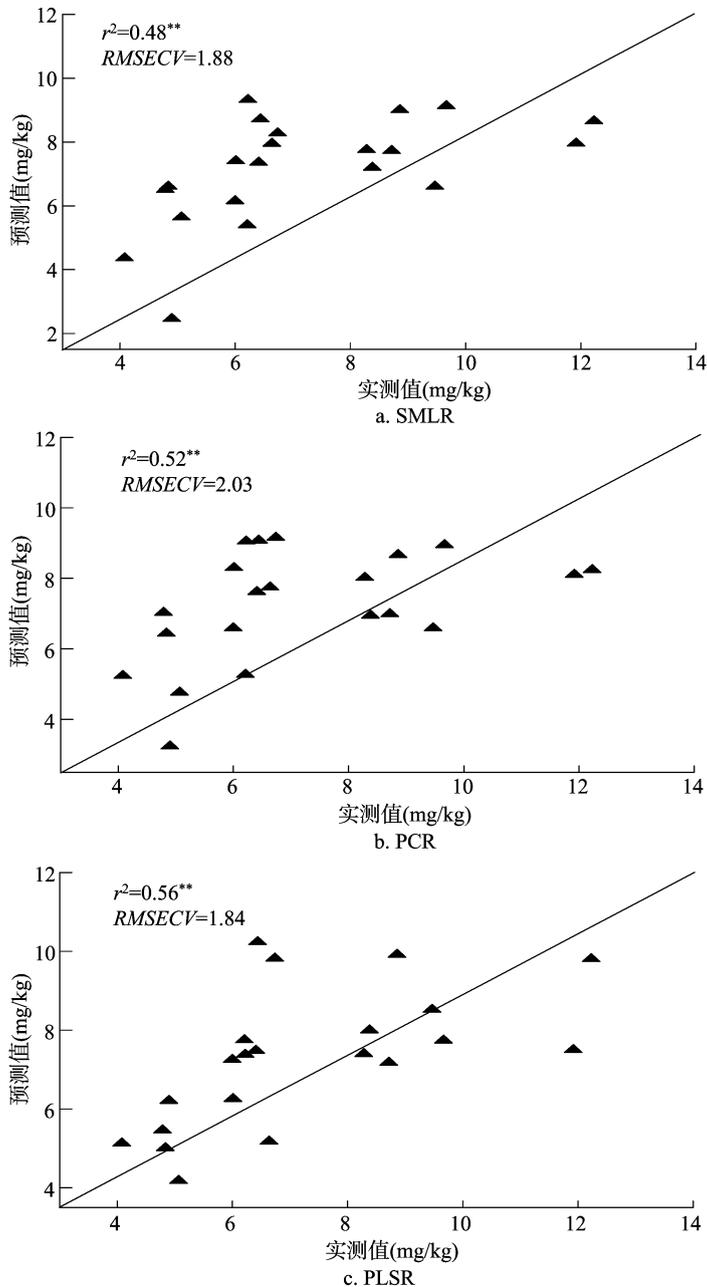


图5 基于二阶微分光谱反射率的3种模型的测量值和预测值的散点图

稻叶片重金属铜含量变化提供参考依据,未来将有望实现由点到面的多方面、多角度原位立体监测土壤-作物重金属含量变化;由被动监测上升到主动监测,从地面到航空再到航天平台,高光谱遥感将实现从各个尺度上实时、快速、主动监测土壤-作物重金属含量变化^[34]。基于此,高光谱遥感技术有望真正实现大面积土壤、作物重金属含量的监测,更精确地估测作物重金属浓度,保障食品安全和人类健康。

水稻灌浆期,不同铜浓度叶片的原始光谱反射率在各波长范围内的变化趋势具有一致性,而且高浓度铜叶片的原始反射率在各波段范围内均低于低浓度铜叶片。

红边位置、GNDVI(绿波段归一化差异指数)、RVI(比值植被指数)、VOGI(Vogelmann红边指数)和MTCI(地面叶绿素指数)可作为反演叶片铜含量的敏感光谱植被指数,其乘

幂和指数回归模型能够较好地反演水稻叶片铜含量。

叶片重金属铜的敏感光谱波段,原始光谱中位于420~670 nm和690~710 nm附近,共有272个波长,最小负相关系数的波长是646、647、648 nm;而一阶微分和二阶微分光谱中,在蓝边、黄边、红边和近红外区域均有分布,分别有94、76个波长,最大正相关系数的波长分别是660、715 nm,主要位于可见光区域内。

水稻叶片重金属铜含量的单变量估测模型中,基于红边位置构建的乘幂模型的精度最高;多变量估测模型中,基于二阶微分光谱构建的PLSR模型的精度最高。单变量模型与多变量模型相比较,稻叶重金属铜含量估测的最佳模型是基于相关分析(CA)和二阶微分光谱的PLSR模型,实测值与预测值的拟合度较高($r^2=0.56$)。

研究通过用高光谱数据反演农田水稻叶片重金属铜的含量,证明了可以利用高光谱生物遥感技术有效地监测作物中重金属含量的变化,判断作物中重金属浓度是否超标及实时监测作物重金属含量变化情况,为大面积、原位立体监测农田水稻和土壤重金属含量变化提供了研究方向。

参考文献:

- [1] 王友保,刘登义. Cu、As 及其复合污染对小麦生理生态指标的影响[J]. 应用生态学报,2001,12(5):773-776.
- [2] 周卫红,张静静,邹萌萌,等. 土壤重金属有效态含量检测与监测现状、问题及展望[J]. 中国生态农业学报,2017,25(4):605-615.
- [3] 刘厚田,张维平,于亚平,等. 土壤中过量铜对水稻叶片光谱反射特性的影响[J]. 环境科学学报,1984,4(4):350-359.
- [4] 浦瑞良,宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,2000.
- [5] 刘燕德,施宇,蔡丽君. 基于近红外漫反射光谱的丁香蓼叶片重金属铜含量快速检测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(12):3220-3224.
- [6] 张玉森,姚霞,田永超,等. 应用近红外光谱预测水稻叶片氮含量[J]. 植物生态学报,2010,34(6):704-712.
- [7] 张浩,胡昊,陈义,等. 水稻叶片氮素及籽粒蛋白质含量的高光谱估测模型[J]. 核农学报,2012,26(1):135-140.
- [8] 潘如圭. 作物对大气源重金属的吸收和转移[J]. 农业环境科学学报,1984(6):10-12.
- [9] 周静,刘松华,许伟,等. 张家港河金港段表层沉积物中氮磷及重金属污染评价[J]. 环境与发展,2018,30(2):8-10.
- [10] Kashiwagi T, Shindoh K, Hirotsu N, et al. Evidence for separate translocation pathways in determining cadmium accumulation in grain and aerial plant parts in rice[J]. BMC Plant Biology,2009,9:8.
- [11] 龚绍琦,王鑫,沈润平,等. 滨海盐土重金属含量高光谱遥感研究[J]. 遥感技术与应用,2010,25(2):169-177.
- [12] 刘秀英,王力,常庆瑞,等. 基于相关分析和偏最小二乘回归的黄绵土土壤全氮和碱解氮含量的高光谱预测[J]. 应用生态学报,2015,26(7):2107-2114.
- [13] 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):97-105.
- [14] 艾金泉,陈文惠,陈丽娟,等. 冠层水平互花米草叶片光合色素含量的高光谱遥感估算模型[J]. 生态学报,2015,35(4):1175-1186.
- [15] Chang S H, Collins W E. Confirmation of the airborne biogeophysical mineral exploration technique using laboratory methods[J]. Economic Geology,1983,78(4):723-736.
- [16] Daughtry C T, Walthall C L, Kim M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment,2000,74(2):229-239.
- [17] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing of Environment,1979,8(2):127-150.
- [18] Schuerger A C, Capelle G A, Benedetto J D, et al. Comparison of two hyperspectral imaging and two laser-induced fluorescence instruments for the detection of zinc stress and chlorophyll concentration in bahia grass (*Paspalum notatum* Flugge.) [J]. Remote Sensing of Environment,2003,84(4):572-588.
- [19] Merzlyak M N, Gitelson A, Chivkunova O B, et al. Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening[J]. Physiologia Plantarum,1999,106(1):135-141.
- [20] Gamon J A, Penuelas J, Field C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. Remote Sensing of Environment,1992,41(1):35-44.
- [21] Penuelas J, Frederic B, Filella I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll - a ratio from leaf spectral reflectance[J]. Photosynthetica,1995,31(2):221-230.
- [22] Gitelson A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. Remote Sensing of Environment,2002,80(1):76-87.
- [23] Vogelmann J E, Rock B N, Moss D M. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. International Journal of Remote Sensing,1993,14(8):1563-1575.
- [24] Dash J, Curran P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI) [J]. Advances in Space Research,2007,39(1):100-104.
- [25] 王泽洋,骆剑峰,刘冲. 单一重金属污染对水稻叶片光合特性的影响[J]. 上海环境科学,2004,23(6):240-243.
- [26] 何彩莲,郑顺林,周少猛,等. 基于高光谱植被指数的马铃薯叶片叶绿素含量估测模型[J]. 华南农业大学学报,2016,37(5):45-49.
- [27] 任红艳,庄大方,潘剑君,等. 重金属污染水稻的冠层反射光谱特征研究[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(2):430-434.
- [28] 徐良骥,李青青,朱小美,等. 煤矸石充填复垦重构土壤重金属含量高光谱反演[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(12):3839-3844.
- [29] 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.
- [30] 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感——原理、技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社,2006:364-370.
- [31] 朱凌红,周澎,王忠民,等. 高光谱数据与叶绿素含量及植被指数的相关性研究进展[J]. 内蒙古民族大学学报(自然科学版),2014,29(1):41-44.
- [32] 田静国,王树东,张立福,等. 应用高光谱植被指数反演冬小麦叶绿素含量的光谱指标敏感性研究[J]. 科学技术与工程,2016,16(15):1-8.
- [33] 宋鹏飞,张丹,倪才英,等. 灰化苔草叶片铜污染的高光谱响应研究[J]. 环境工程学报,2016,10(2):999-1004.
- [34] 张静静,周卫红,邹萌萌,等. 高光谱遥感监测大面积土壤重金属污染的研究现状、原理及展望[J]. 江苏农业科学,2018,46(12):9-13.