

doi: 10.3788/gzxb20144305.0530001

# 基于支持向量机的矿区复垦农田土壤-小麦 镉含量高光谱估算

许吉仁<sup>1,2</sup>, 董霁红<sup>1,2</sup>, 杨源譔<sup>1,2</sup>, 谭琨<sup>1,2</sup>, 程伟<sup>1,2</sup>

(1 中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116)

(2 江苏省资源环境信息工程重点实验室, 江苏 徐州 221116)

**摘 要:**以徐州柳新矿区复垦农田土壤-小麦为研究对象,采用传统采样检测方法分析土壤-小麦中重金属镉含量,借助 ASD FieldSpec 3 型便携式高光谱仪测量样品反射光谱,对光谱进行加权移动平滑、一阶微分变换、包络线去除以及倒数的对数变换,据此选择具有显著相关的土壤和小麦镉污染胁迫敏感波段作为相关因子,建立基于支持向量机的矿区复垦农田土壤-小麦镉含量高光谱估测模型.结果表明:以粉煤灰和煤矸石作为充填物料的复垦场地镉含量在土壤环境质量三级标准值之下,但是其上种植的小麦镉含量均超标,受到严重的镉胁迫;建立的模型能够较理想地进行土壤-小麦镉含量估测,土壤的估测模型相关系数为 0.947,小麦的估测模型相关系数为 0.782.该研究为监测复垦农田土壤及作物重金属污染提供新方法,为保障矿区粮食安全提供技术手段.

**关键词:**高光谱遥感;支持向量机;相关性分析;矿区复垦;土壤;小麦;镉;重金属

中图分类号:X53

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2014)05-0530001-8

## Support Vector Machine Model for predicting the Cadmium Concentration of Soil-wheat System in Mine Reclamation Farmland Using Hyperspectral Data

XU Ji-ren<sup>1,2</sup>, DONG Ji-hong<sup>1,2</sup>, YANG Yuan-xuan<sup>1,2</sup>, TAN Kun<sup>1,2</sup>, CHENG Wei<sup>1,2</sup>

(1 College of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

(2 Jiangsu Key Laboratory of Resources and Environmental Information Engineering, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

**Abstract:** Data for the spectral reflectance of soil and wheat were collected using an ASD field spectrometer in the laboratory, and the soil samples and wheat samples were collected for chemical analysis of Cadmium concentrations. A normalization spectral pre-processing method such as the weighted smoothing, first derivative, continuum removal and logarithm of reciprocal transform spectrometer were employed. On this basis, choosing the sensitive wave band which has significant correlations with Cadmium pollution in soil and wheat as the correlation factors, and establishing the cadmium pollution content in soil-wheat system prediction model. The result shows that both of the content of Cd in reclaimed soils tested on the sites by filling mining coal gangue and fly ash are qualified for the third level criterion of Environmental quality standards for soils, but neither of the wheat planted on it does. The correlation coefficient of prediction model of soil is 0.974, and the correlation coefficient

**基金项目:**国家自然科学基金面上项目(No. 51374208)、教育部长江学者和创新团队发展计划(No. IRT0865)和江苏高校优势学科建设工程(No. SZBF2011-6-B35)资助

**第一作者:**许吉仁(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向为土壤重金属高光谱监测. Email: jirenxu@126.com

**导师(通讯作者):**董霁红(1967-),女,教授,博士,主要研究方向为土地复垦与生态修复、土壤重金属监测. Email: dongjihong@cumt.edu.cn

**收稿日期:**2013-09-02; **录用日期:**2013-11-19

<http://www.photon.ac.cn>

of prediction model of wheat is 0.782, which prove that the model can be ideal for estimate the cadmium content of the soil and wheat in mine reclamation farmland. The study can provide new method for monitoring heavy metals pollution level of soil and crop timely, dynamically, widely and speedy by using hyperspectral data, and providing constructive idea for guarantee of food security.

**Key words:** Hyperspectral remote sensing; Support vector machine; Correlation analysis; Land reclamation in mining area; Soil; Wheat; Cadmium; Heavy metal

**OCIS Codes:** 300.6320; 280.1545; 000.1570; 030.6600

## 0 引言

近年来,食品安全水平一再被列为发展现代农业的首要任务.近期发生的多种品牌大米镉(Cd)含量超标现象,也使人们更加关注于土壤及其上种植作物中镉的存在状况,同时,国土资源部也正绘制土壤重金属“人类污染图”.在我国大部分矿区复垦土地都被用于农业生产<sup>[1]</sup>,由于复垦工艺的特殊性以及复垦环境的复杂性,充填物料所携带的包括 Cd、Cu、Pb、Zn、Cr、As 等重金属元素在内的外来污染物和矿区环境要素都将会影响土壤的安全性<sup>[2]</sup>.一方面,由于重金属对土壤的污染是短期不可逆的过程,并且植物对重金属元素有富集作用,一旦复垦土地土壤被污染,重金属元素可能会通过食物链进入人体,危害人类健康<sup>[3]</sup>.另一方面,土壤复杂的空间异质性使得对土壤重金属的空间分布及空间相关性进行定量化检测难度较大,传统的通过现场取样、实验室化学分析和仪器分析等方法进行土壤-作物重金属含量检测不仅费时、费力,而且不利于进行大面积动态监测.因此如何实现动态、大尺度、快速和较为精确获得矿区复垦土壤及作物重金属含量是国内外学者研究的热点<sup>[4-6]</sup>.

反射光谱特征是土壤及作物的基本特征之一, Malley 和 Williams 利用近红外反射光谱估测湖泊沉积物重金属含量,首次证明了利用反射光谱估测重金属含量的可行性<sup>[7]</sup>.运用遥感光谱分析方法估测土壤及作物重金属含量,不仅能够实现大面积快速测样,并且由于其非接触的特性,对土壤及作物原结构不会造成破坏,从而达到动态、快速、大尺度和破坏小地检测土壤及作物重金属污染的目的.

近年来,关于土壤及作物重金属含量的高光谱反演方法,国内外学者主要采用偏最小二乘法、多元线性逐步回归模型或 BP 神经网络模型来反演土壤和植物的污染物和有机质含量,其模型拟合总体准确度能达到 75%~80%<sup>[8-16]</sup>.然而,这些方法尚存在一些不足之处,例如 BP 神经网络训练容易陷入局部极小值,存在训练过拟合的缺点,并且神经网络本身是一个黑盒子结构,不能有效解释输出结果与输入结果的关系.支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是由 Corinna Cortes 和 Vapnik 等人于 1995 年首先提出的,其主要优点是能够很好地解决小样本、非线性及高维模式识

别,并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中<sup>[17-18]</sup>.

本文选取最早的国家土地复垦示范区——徐州市柳新矿区为研究区域,通过传统检测方法测定研究区土壤及作物(小麦)镉含量,同时利用便携式高光谱仪进行土壤及小麦反射光谱室内测定,分析土壤-小麦镉含量与反射光谱的相关性.据此利用支持向量机建立不同复垦场地农田土壤-小麦镉含量光谱解析模型,有助于高光谱遥感技术在土壤及作物污染监测中的应用.

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于江苏省徐州市西北 10 km 的铜山县柳新镇,境内有五座大型煤矿以及垓城、华润两大电厂,是江苏省重要的能源基地<sup>[19]</sup>.研究区周边分布着张小楼矿、庞庄矿、东城矿、夹河矿、柳新矿、垓城矿等矿井,由于多年开采,引起了大面积的土地塌陷.采样区位于柳新矿区复垦区,采煤塌陷地经过充填复垦后用于农业种植.复垦充填物料主要是煤矸石和粉煤灰.煤矸石回填场为 1998 年矸石回填复垦,将块粒大小不等的煤矸石直接充填到塌陷区,然后覆土 40~45 cm 种植,所覆土为黏土.粉煤灰充填场地为 1999 年粉煤灰回填复垦,将电厂粉煤灰直接充填到塌陷区,然后覆土 40~50 cm 种植,所覆土为砂土.选择土层深度大于 1 m 的自然农地作为试验对照场地,该区域土壤为黏土.

### 1.2 样品采集与处理

实地采样、光谱测量与样品分析工作于 2012 年 3 月、4 月完成.三个采样场地的土样分别是充填复垦(煤矸石充填、粉煤灰充填)的人工土壤和对照场地(自然农地)的土壤,三场地均种植小麦.按梅花桩式采样方法在三块场地进行定点采样,每个场地各确定 10 个样点,每点采集表层土壤(0~20 cm)及其上种植的小麦,共计 30 个土壤样品和 30 个小麦样品.

土壤样品处理主要过程如下:除去样品中大块石子和植物根系后,经过自然风干,对风干后土样进行研磨,经充分混匀后过 100 目(孔径 0.149mm)分样筛,样品按实验操作流程经过硝酸酸化、消煮、定容,将定容完成的土样溶液采用电感耦合等离子体质谱(Inductively Coupled Plasma Mass Spectrometry, ICP-MS)仪器检测样品中重金属含量.

小麦样品处理主要过程为:将采集后的小麦样品使用去离子水洗净后放入 80℃ 烘箱中烘干至恒重,剪出叶子部分样品,放入高速万能粉碎机进行粉碎,样品按实验操作流程经过硝酸酸化、消煮、定容将定容完成的植物样溶液 ICP-MS 仪器检测样品中重金属含量。

### 1.3 室内光谱数据采集

土壤反射光谱采集采用的是美国分析光谱设备 (ASD) 公司生产的 FieldSpec 3 型光谱仪,可以获取 350~2 500 nm 波长范围内地物光谱曲线,仪器参量如表 1。

表 1 光谱测量仪主要性能指标

Table 1 Technique parameters of spectrometers

Machine type	Band/nm	Spectral resolution/nm	Precision/nm	Sample interval/nm
FieldSpec	1 300~2 500	3@350~1 000	+/-1	1.4@350~1 000
Pro FR		10@1 000~2 500		2@1 000~2 500

光谱采集于暗室内进行,样本分别放置于直径 12 cm、深 118 cm 的盛样皿内。光源是功率为 1 000 W 的卤素灯,距土壤样品表面 100 cm,天顶角 30°,提供与样本几乎平行的光线,用于减小粗糙度造成阴影的影响。采用 8° 视场角的传感器探头置于离样本表面 15 cm 的垂直上方。测试之前先去除辐射强度中暗电流的影响,然后以白板进行定标。每个样本采集 10 条光谱曲线,算术平均后得到该土样的实际反射光谱数据。

## 2 结果与分析

### 2.1 光谱预处理

FieldSpec 3 型光谱仪所采集的光谱除样品自身信息外,还包含了其它无关信息和噪音,光谱预处理方法对建立预测能力强、稳健性好的分析模型至关重要

要<sup>[20]</sup>。在近红外光谱分析中常用的光谱预处理方法有断点修正、平滑、导数方法、对数方法、包络线去除、标准正态变量变换、多元散射校正等<sup>[21]</sup>。为保证后续模型建立及分类准确度要求,实验对原始光谱进行了 9 点加权移动平滑(smooth correction)、一阶导数(first derivative)、倒数的对数(Logarithm of reciprocal)、包络线去除(continuum removal)等预处理。以粉煤灰充填复垦场地土壤和小麦的光谱预处理效果图为例(图 1),图 1(a)为原始光谱曲线,图 1(b)为 9 点加权移动平滑处理后的光谱曲线,图 1(c)为进行倒数的对数处理后的光谱曲线,图 1(d)为包络线去除后的光谱曲线,图 1(e)、图 1(f)分别表示一阶微分后的土壤和小麦光谱曲线,其中实线表示土壤,虚线表示小麦。

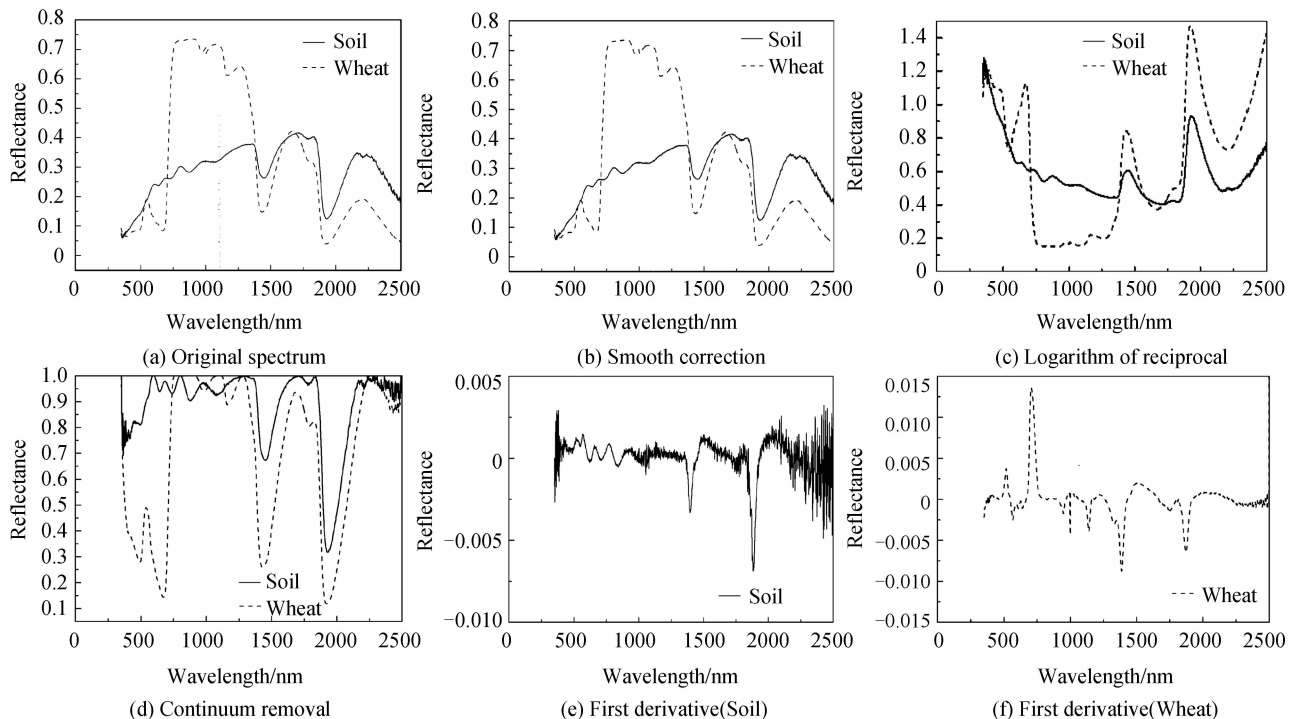


图 1 原始光谱预处理效果图

Fig. 1 Preprocessing of original spectrum

### 2.2 复垦农田土壤-小麦镉含量

表 2 列出了传统实验测试出的不同复垦场地各样

点的样本 Cd 含量,并且各样点 pH 值均为 7.5~8.5。根据《土壤环境质量标准(GB15618—1995)<sup>[22]</sup>,矿区复

垦土壤属于 III 类土壤,即“林地土壤及污染物容量较大的高背景值土壤和矿产附近等地的农田土壤(蔬菜地除外)”,并且标准中规定“III 类土壤环境质量执行三级标准”,因此土壤镉含量标准参照《土壤环境质量标准(GB15618-1995)》下 pH 值大于 7.5 对应的三级评价标准,即土壤 Cd 含量标准值为 1 mg/kg. 对比发现,不同场地土壤 Cd 含量均在三级标准值之下. 对照中国《无公害食品麦类及面粉(NY 5301-2005)》<sup>[23]</sup>安

全指标小麦 Cd 含量不应超过 0.1 mg/kg,煤矸石场地种植的小麦镉含量全部大于 0.1 mg/kg,粉煤灰场地有 8 个小麦样本镉含量大于 0.1 mg/kg,二者的平均值均超标;对照场地上有 3 个小麦样本镉含量超标,平均值小于 0.1 mg/kg. 说明以粉煤灰和煤矸石作为充填物料的复垦场地土壤 Cd 含量未超过土壤环境质量三级标准值,但是其上种植的小麦镉含量均超标,受到严重的镉胁迫.

表 2 不同场地土壤及小麦镉含量 单位: mg/kg

Table 2 Cd contents of different samples of soils and wheat in different sites

Sampling point	Coal gangue field		Fly ash field		Control field	
	Soil	Wheat	Soil	Wheat	Soil	Wheat
1	0.383 649	0.245 076	0.332 286	0.160 367	0.097 733	0.032 794
2	0.509 652	0.225 840	0.304 326	0.078 045	0.079 227	0.034 339
3	0.361 049	0.215 431	0.315 581	0.152 975	0.064 749	0.103 025
4	0.404 128	0.253 332	0.406 113	0.037 446	0.104 138	0.067 843
5	0.381 537	0.259 086	0.285 769	0.044 392	0.136 713	0.030 881
6	0.361 049	0.672 122	0.306 598	0.115 781	0.209 075	0.083 343
7	0.322 045	0.503 266	0.249 056	0.233 244	0.193 197	0.132 664
8	0.318 982	0.734 710	0.403 703	0.155 536	0.132 870	0.039 946
9	0.282 796	0.745 570	0.216 754	0.220 029	0.189 670	0.096 775
10	0.368 214	0.228 416	0.345 216	0.280 000	0.112 444	0.268 284
Average value	0.369 310	0.408 285	0.316 540	0.147 782	0.131 982	0.088 989

### 2.3 镉污染胁迫敏感光谱波段选择

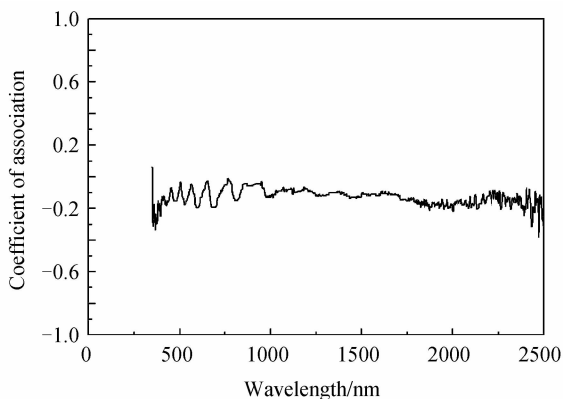
研究中仅对粉煤灰充填及煤矸石充填复垦土壤及其上种植的小麦的高光谱曲线进行特征提取及建立估测模型. 通过对样本的镉含量及其预处理变换值进行正态分布检验,其均不符合正态分布,故采用 spearman 相关系数,将土壤及小麦镉含量和移动平均平滑后的光谱数据、光谱一阶微分值、光谱倒数对数值和包络线去除值进行相关分析.

#### 2.3.1 土壤镉含量与波谱反射率相关性分析

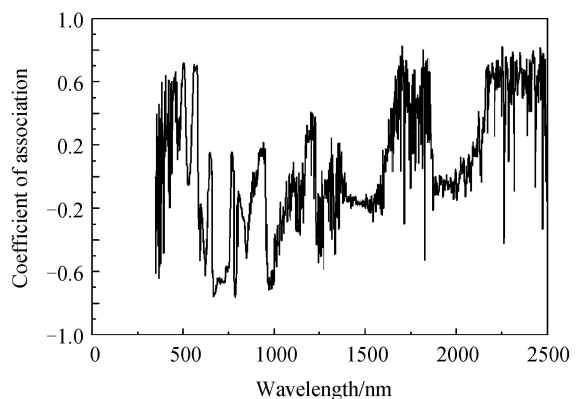
对 350~2 500 nm 波长区间内的平滑、包络线去除、一阶微分和倒数的对数等四种土壤光谱反射率变换值与镉含量进行相关性分析,得到相关系数随波长的变化曲线如图 2.

1) 图 2(a)显示经过九点加权移动平均平滑后的土壤光谱反射率与镉含量的相关性随波长波动不明显,相关性系数最大出现在波段 2 472 nm,为-0.381. 整体相关性较小,不具备特征波段选择的统计意义.

2) 图 2(b)表示经过包络线去除后的土壤光谱值与镉含量的相关性随波长的变化情况. 二者之间的相关性波动明显,在 400~600 nm 和 1 600 nm 之后波段主要成正相关关系,其余波段主要呈负相关性关系. 在波段 1 703 nm、2 253 nm 和 2 459 nm 附近呈显著正相关,相关系数分别为 0.826、0.823 和 0.817;在波段 670 nm、786 nm 和 969 nm 附近呈显著负相关,相关系数分别为-0.747、-0.763 和 -0.716. 说明包络线去除后可以有效增强二者的相关性,有助于特征波段选取.



(a) Smooth correction



(b) Continuum removal

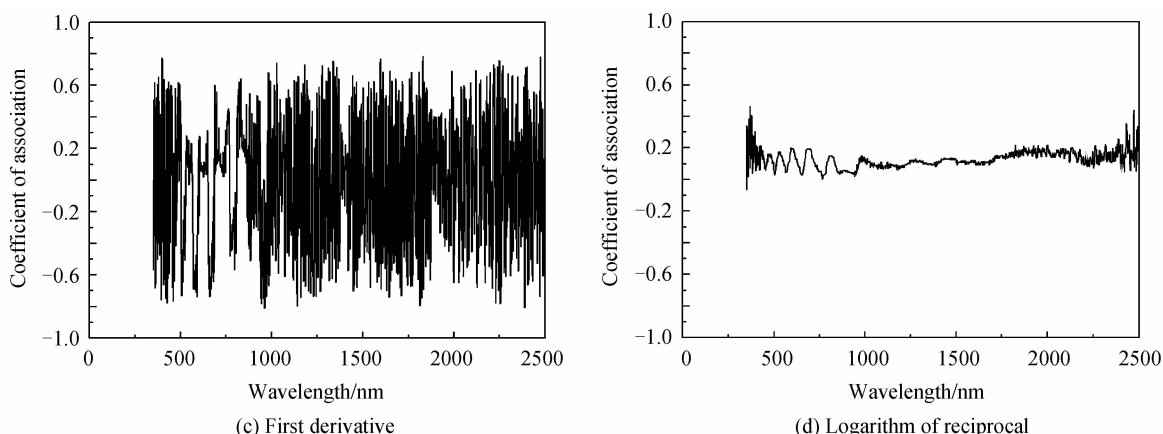


图2 土壤镉含量与光谱反射率的相关性

Fig. 2 Correlation between spectral reflectance and Cadmium of soil

3)图2(c)表示经过一阶微分变换后的土壤光谱值与镉含量的相关性对波长的变化情况,二者之间的相关性波动十分显著.在波段398 nm、1 829 nm和2 475 nm附近呈显著正相关,相关系数分别为0.775、0.785和0.780;在波段961 nm、1 143 nm和2 387 nm附近呈显著负相关,相关系数分别为-0.812、-0.8和-0.809.

4)图2(d)显示经过倒数的对数变换后的土壤光谱反射率与镉含量的相关性随波长波动不明显,并且

几乎所有的波段相都成正相关,最大相关系数出现在波段369 nm,为0.464.整体相关性较小,不具备特征波段选择的统计意义.

经过筛选比较,选择包络线去除变换后的波段670 nm、786 nm、969 nm、1 703 nm、2 253 nm、2 459 nm和一阶微分变换后的波段398 nm、961 nm、1 143 nm、1 829 nm、2 387 nm和2 475 nm共12个波段为土壤镉污染胁迫敏感光谱波段(见表3).

表3 土壤镉污染胁迫敏感光谱波段

Table 3 Sensitive spectral bands of Cd pollution stress soil

Band/nm	398	670	786	961	969	1143	1703	1829	2253	2387	2459	2475
Correlation coefficient	0.775	-0.747	-0.763	-0.812	-0.716	-0.8	0.826	0.785	0.823	-0.809	0.817	0.780
Spectral transformation method	FD	CR	CR	FD	CR	FD	CR	FD	CR	FD	CR	FD

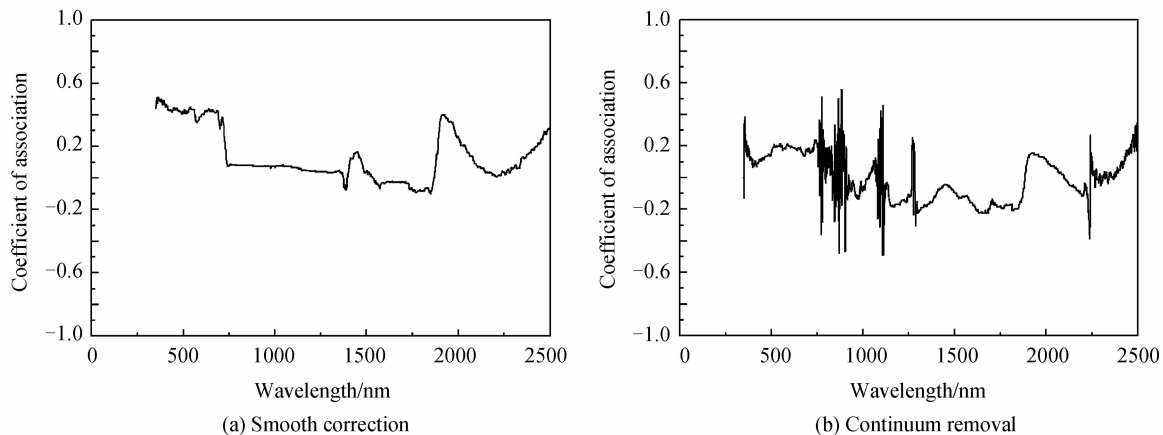
2.3.2 小麦镉含量与波段反射率相关性分析

对350~2 500 nm波长区间内的小麦光谱反射率变换值与镉含量进行相关性分析,得到相关系数随波长的变化曲线如图3.

1)图3(a)、(b)、(d)分别表示经过九点加权移动平均平滑、包络线去除和对数的对数变化后的土壤光谱反射率与镉含量的相关性随波长波动情况.三种变化后相关性系数最大情况分别出现在波段362 nm的

0.512、884 nm的0.559以及358 nm的-1.11.相关性较小.

2)图3(c)表示经过一阶微分变换后的土壤光谱值与镉含量的相关性随波长的变化情况.从图中可以得到二者之间的相关性波动明显,相关性系数在正负之间相互变换.在波段383 nm、396 nm、400 nm、670 nm、671 nm、672 nm、673 nm、881 nm、899 nm、900 nm、901 nm、2 200 nm呈现显著负相关,其值都大于上述



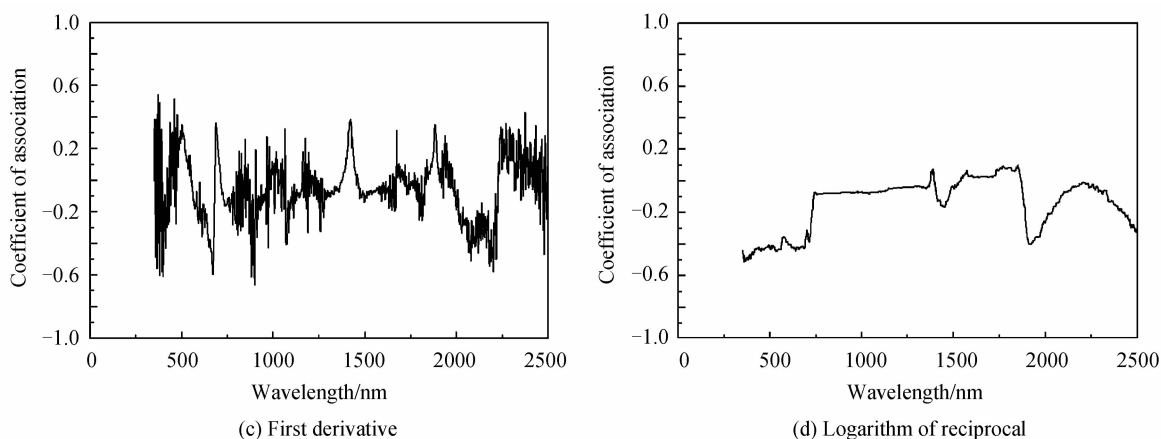


图3 小麦镉含量与光谱反射率的相关性

Fig. 3 Correlation between spectral reflectance and Cadmium of wheat

其余变换的最大相关系数值. 说明经过一阶微分变换后可以更有效增强二者的相关性, 有助于特征波段的

选取. 因此选择上述 12 个波段作为小麦镉污染胁迫敏感光谱波段(见表 4).

表 4 小麦镉污染胁迫敏感光谱波段

Table 4 Sensitive spectral bands of Cd pollution stress wheat

Band/nm	383	396	400	670	671	672	673	881	899	900	901	2 200
Correlation coefficient	-0.602	-0.578	-0.608	-0.592	-0.580	-0.596	-0.572	-0.612	-0.569	-0.619	-0.663	-0.580
Spectral transformation method	First derivative(FD)											

## 2.4 SVM 回归模型估测

选择具有显著相关的土壤和小麦的镉污染胁迫敏感波段作为相关因子, 选择粉煤灰充填场地和煤矸石充填场地的前 7 个样点数据, 即土壤和小麦样品各 14 份作为训练数据, 其余 6 份样本数据为测试数据. SVM 分类中选择径向基核函数, 惩罚参量  $C$  和核函数中的  $\gamma$  函数设置参量  $g$  通过交叉验证法获得, 并利用交叉验证的最小均方误差 (the Least Mean Square Error, LMSE) 作为  $C$  和  $g$  的选取标准.

### 2.4.1 矿区复垦农田土壤镉含量估测

经过交叉验证, 当惩罚参量  $C$  为 0.088 4, 核函数参量  $g$  为 0.250 0 时, 对应的 MSE 达到最小值为 0.003 3. 将选取的 14 个土壤样本的光谱变换值及其所对应的镉含量作为输入向量建立估测模型, 并且将

其余 6 个样本作为测试样本, 估测结果如图 4. 经计算, 利用 SVM 回归模型进行矿区复垦农田土壤镉含量的估测效果较好, 实测值与估测值的相关系数  $R^2$  为 0.947,  $p < 0.001$ , 二者显著相关. 从图中也可以得到, 估测值与实测值十分相近, 说明利用 SVM 建立矿区复垦土壤镉含量的高光谱估测模型是可行的.

### 2.4.2 矿区复垦农田小麦镉含量估测

经过交叉验证, 最终确定当惩罚参量  $C$  为 0.176 8, 核函数参量  $g$  为 2.828 4 时, 对应的 MSE 达到最小值为 0.0446. 将选取的 14 个小麦样本的光谱变换值及其所对应的镉含量作为输入向量建立估测模型, 并且将其余 6 个样本作为测试样本, 估测结果如图 5. 经计算, 利用 SVM 回归模型进行矿区复垦农田小麦镉含量的估测效果与土壤相比存在一定差距, 实测值与估测值

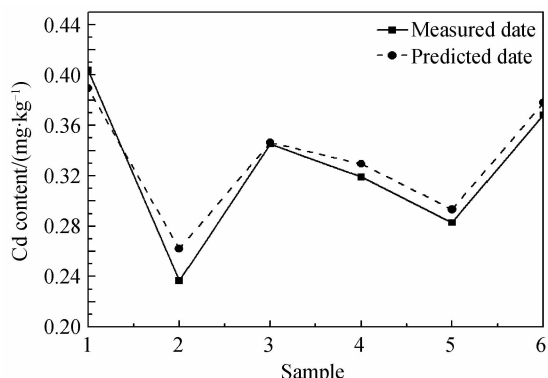


图4 土壤镉含量 SVM 回归估测值与实测值

Fig. 4 Estimated and measured values of Cd in soil by SVM

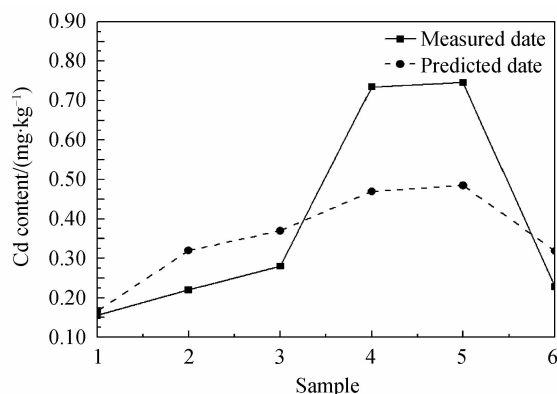


图5 小麦镉含量 SVM 回归估测值与实测值

Fig. 5 Estimated and measured values of Cd in wheat by SVM

的相关系数  $R^2$  为 0.782,  $p < 0.005$ , 说明二者存在相关。从图中也可以得到, 估测值与实测值整体变化趋势一致, 样本 1 估测值与测试值几乎重合, 样本 2、3、6 大于实测值、样本 4、5 小于实测值, 说明利用 SVM 建立矿区复垦农田小麦镉含量的高光谱估测模型基本可行, 但是效果没有土壤估测模型的好。

### 3 结论

1) 徐州市柳新矿区复垦农田土壤-小麦镉含量分析表明, 以粉煤灰和煤矸石作为充填物料的复垦场地土壤 Cd 含量在土壤三级质量标准值之下, 但是复垦场地上种植的小麦镉含量均超过国家粮食安全标准, 复垦场地上种植的小麦受到严重镉胁迫。对照场地土壤 Cd 含量及其上种植的小麦均符合标准。

2) 光谱的一阶微分变换和包络线去除可以有效获取受镉胁迫的矿区复垦农田土壤-小麦光谱敏感特征波段, 据此利用支持向量机建立矿区复垦农田土壤-小麦高光谱估测模型, 结果表明, 土壤实测值与估测值的相关系数  $R^2$  为 0.947, 小麦实测值与估测值的相关系数为 0.782, 说明建立的模型拟合效果较好。

3) 研究建立的矿区复垦农田土壤-小麦镉含量估测模型在推广到其他地区时要重新调整模型参量。由于研究是建立在光谱室内测定的基础上, 若通过利用卫星或机载平台获取土壤和小麦高光谱影像, 并据此建立大范围、动态的监测反演模型, 则需要充分考虑到大气中水汽、气溶胶及掺杂在影像中的其他背景信息, 这将是下阶段研究工作中需要解决的难点。

综上, 利用支持向量机建立矿区农田土壤-小麦镉含量高光谱估测模型具有可行性, 并且在未来的研究中可以尝试推广到其他重金属估测中。为大范围、快速、动态监测复垦农田土壤-作物重金属污染提供新方法, 为监测粮食安全提供技术手段。

#### 参考文献

[1] 胡振琪, 卞正富, 成枢, 等. 土地复垦与生态重建[M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 2008.

[2] ZHANG Zhi-guo, YAO Duo-xi, ZHENG Yong-hong, *et al.* The phytoremediation potential of six compositae plants to soil pollution of heavy metal in coal mine collapse and reclaimed area[J]. *Journal of China Coal Society*, 2010, **35**(10): 1742-1747.  
张治国, 姚多喜, 郑永红, 等. 煤矿塌陷复垦区 6 种菊科植物土壤重金属污染修复潜力研究[J]. *煤炭学报*, 2010, **35**(10): 1742-1747.

[3] LUO Yong-ming. The phytoremediation of metal contaminated soil[J]. *Soils*, 1999, **31**(5): 261-265.  
骆永明. 金属污染土壤的植物修复[J]. *土壤*, 1999, **31**(5): 261-265.

[4] GUO Xiao-xiao, LIU Cong-qiang, ZHU Zhao-zhou, *et al.* Evaluation methods for soil heavy metals contamination: A review[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2011, **30**(5): 889-896.  
郭笑笑, 刘丛强, 朱兆洲, 等. 土壤重金属污染评价方法[J].

生态学杂志, 2011, **30**(5): 889-896.

[5] SHI Wen-jiao, YUE Tian-xiang, SHI Xiao-li, *et al.* Identification methods of soil pollution for high risk heavy metals: a review[J]. *Soils*, 2012, **4**(2): 197-202.  
史文娇, 岳天祥, 石晓丽, 等. 高风险重金属污染土壤识别研究方法综述[J]. *土壤*, 2012, **4**(2): 197-202.

[6] WU Jian-sheng, SONG Jing, ZHENG Mao-kun. Review of methods for monitoring soil heavy metal concentrations[J]. *Journal of Northeast Agricultural University*, 2011, **42**(5): 133-139.  
吴健生, 宋静, 郑茂坤. 土壤重金属全量监测方法研究进展[J]. *东北农业大学学报*, 2011, **42**(5): 133-139.

[7] MALLEY D, WILLIAMS P. Using of near-infrared reflectance spectroscopy in prediction of heavy metals in freshwater sediment by their association with organic matter[J]. *Environmental Science and Technology*, 1997, **31**(12): 3461-3467.

[8] WEN Jian-ting, ZHANG Xia, ZHANG Bing, *et al.* A study of band selection method for retrieving soil lead content with hyperspectral remote sensing data [J]. *Advances in Earth Science*, 2010, **25**(6): 625-629.  
温健婷, 张霞, 张兵, 等. 土壤铅含量高光谱遥感反演中波段选择方法研究[J]. *地球科学进展*, 2010, **25**(6): 625-629.

[9] WU Deng-wei, WU Jun-zhao, MA Hong-rui. Study on the prediction of soil heavy metal elements content based on mid-infrared diffuse reflectance spectra [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, **30**(6): 1498-1502.  
邬登巍, 吴昀昭, 马宏瑞. 基于中红外漫反射光谱的土壤重金属元素含量预测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, **30**(6): 1498-1502.

[10] LI Mi, LIU Xiang-nan, LIU Mei-ling. Fuzzy neural network model for predicting stress levels in rice fields polluted with heavy metals using hyperspectral data [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2010, **30**(10): 2108-2115.  
李蜜, 刘湘南, 刘美玲. 基于模糊神经网络的水稻农田重金属污染水平高光谱预测模型[J]. *环境科学学报*, 2010, **30**(10): 2108-2115.

[11] SHEN Qin-mei, ZHOU Wei-dong, LI Ke-xue. Determination of Cr and Ba in soil using laser induced breakdown spectroscopy with artificial neural networks [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(2): 2134-2138.  
沈沁梅, 周卫东, 李科学. 激光诱导击穿光谱结合神经网络测定土壤中的 Cr 和 Ba[J]. *光子学报*, 2010, **39**(2): 2134-2138.

[12] XU Ming-xing, WU Shao-hua, ZHOU Sheng-lu, *et al.* Hyperspectral reflectance models for retrieving heavy metal content: application in the archaeological soil[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2011, **30**(2): 109-114.  
徐明星, 吴绍华, 周生路, 等. 重金属含量的高光谱建模反演: 考古土壤中的应用[J]. *红外与毫米波学报*, 2011, **30**(2): 109-114.

[13] LI Shu-min, LI Hong, SUN Dan-feng, *et al.* Characteristic and diagnostic bands of heavy metals in Beijing agricultural soils based on spectroscopy [J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2011, **42**(3): 730-735.  
李淑敏, 李红, 孙丹峰, 等. 利用光谱技术分析北京地区农业土壤重金属光谱特征[J]. *土壤通报*, 2011, **42**(3): 730-735.

[14] DONG Ji-hong, YU Min, ZHAO Yin-di, *et al.* Research on the distribution and spectral characteristics of heavy metal content in reclaimed soil of mining areas: A case study of Liuxin mining district in Xuzhou city[J]. *Journal of China*

- University of Mining & Technology*, 2012, **41**(5): 827-832.
- 董霁红, 于敏, 赵银娣, 等. 矿区复垦土壤重金属含量分布与光谱特征研究——以徐州市柳新矿区为例[J]. *中国矿业大学学报*, 2012, **41**(5): 827-832.
- [15] CHODAK M, NIKLINSKA MARIA B. Near-infrared spectroscopy for analysis of chemical and microbiological properties of forest soil organic horizons in a heavy-metal-polluted area[J]. *Biology and Fertility of Soils*, 2007, **44**(1): 171-180.
- [16] KEMPER T, SOMMER S. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy [J]. *Environmental science and technology*, 2002, **36**(12): 2742-2747.
- [17] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 138-145.
- [18] CAO Qing-kui, ZHAO Fei. Risk evaluation of water inrush from coal floor based on fuzzy-support vector machine[J]. *Journal of China Coal Society*, 2011, **36**(4): 633-637.
- 曹庆奎, 赵斐. 基于模糊——支持向量机的煤层底板突水危险性评价[J]. *煤炭学报*, 2011, **36**(4): 633-637.
- [19] 铜山县柳新镇. 徐州年鉴, 2012.
- [20] SEASHOLTZ M, KOWALSKI B. The parsimony principle applied to multivariate calibration[J]. *Analytical Chemical Acta*, 1993, **277**(2): 165-177.
- [21] CHU Xiao-li, YUAN Hong-fu, LU Wan-zhen. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. *Progress In Chemistry*, 2004, **16**(4): 528-542.
- 褚小立, 袁洪福, 陆婉珍. 近红外分析中光谱预处理及波长选择方法进展与应用[J]. *化学进展*, 2004, **16**(4): 528-542.
- [22] GB 15618-1995, Environmental quality standards for soils [S]. Beijing: Ministry of Environmental Protection, 1995.
- GB 15618-1995, 土壤环境质量标准[S]. 北京: 环境保护部, 1995.
- [23] NY 5301-2005, pollution-free food: Wheat and flour [S]. Beijing: The Ministry of Agriculture of the People's Republic of China, 2005.
- NY 5301-2005, 无公害食品—麦类及面粉[S]. 北京: 中华人民共和国农业部, 2005.