## 铜污染土壤光谱特征及弱差信息的 LH-PSD 甄测模型

杨可明,张 伟\*, 付萍杰, 高 鹏, 程 凤, 李 燕

中国矿业大学(北京)煤炭资源与安全开采国家重点实验室,北京 100083

摘 要 土壤受重金属污染后,会影响农作物及食品安全,危及人体健康,因此寻找快速、高效甄测土壤重 金属污染信息的方法尤为关键。传统化学分析方法存在过程繁杂、费时耗力等缺点,而高光谱遥感因光谱分 辨率高、信息量大、快速无损等特点在环境监测等应用方面优势明显。由于电磁遥感信号反射、辐射过程复 杂,通过仪器获取的土壤高光谱数据难以直接解析出重金属污染信息,因而,研究并寻求一种能够有效挖掘 土壤重金属污染信息的方法对高光谱遥感监测污染意义重大。不同浓度铜(Cu)污染会使土壤理化性质改变, 引发土壤光谱产生微弱变化,该研究目的是对 Cu 污染土壤光谱的特征及弱差信息进行识别、提取与分析, 进而挖掘光谱中的重金属污染信息。采用包络线去除(CR)对光谱进行预处理,通过定义局部极大值均值 (LMM)与半波高(HWH),结合时频分析的短时傅里叶变换(STFT)及能量谱密度(PSD),构建 LH-PSD 甄 测模型。通过模型对极相似土壤光谱进行处理,所获 PSD 分布图使光谱间的微弱差异可视化显现,并显著 区分了相似光谱,验证了模型对光谱特征及弱差信息的甄别能力和有效性。同时应用该模型,对不同 Cu 污 染梯度的土壤实验光谱进行重金属污染信息的提取与分析,研究结果表明,LH-PSD 甄测模型中,LMM 与 HWH 可有效提取光谱间差异特征并以阶梯状显现。经模型处理后得到的可视化 PSD 分布图能直观定性判 别土壤是否受重金属 Cu 污染,即当土壤受重金属 Cu 污染后,相同采样频数下,在频率为 100 与 600 Hz 附 近 PSD 分布会出现明显空缺分离,随着 Cu 污染浓度的增加,在 100~600 Hz 之间 PSD 的分布呈逐渐稀疏 态势。能量值 E 可定量化监测土壤 Cu 污染程度,即随着土壤中 Cu 污染浓度的增加, E 值呈下降趋势, 且与 Cu含量的相关系数达到一0.9105, 显著相关。为检验模型的可靠性, 研究结合栽种玉米作物的土壤光谱, 经 LH-PSD 甄测模型对其进行分析,所得可视化的 PSD 分布图结果与实验分析中基本一致,且能量值 E 的 监测结果与土壤中 Cu 含量相关系数达到-0.973 9,相关性显著,验证了模型的可靠性。因此,LH-PSD 甄 测模型实现了对土壤光谱从光谱域到时频域的甄析,为深度挖掘重金属污染的光谱特征及弱差信息提供一 种新思路。

关键词 高光谱遥感; 重金属污染; 特征信息; 甄测模型; 土壤污染监测 中图分类号: TP7 文献标识码: A DOI: 10.3964/j. issn. 1000-0593(2019)07-2228-09

## 引 言

土壤作为重要资源其环境安全备受关注。人类生产生活 等活动直接或间接的对土壤生态环境产生影响<sup>[1-2]</sup>,致使土 壤中重金属含量高于自然背景值<sup>[3]</sup>,造成重金属污染,进而 影响作物及食品安全,危害人体健康<sup>[4]</sup>,因而如何快速、高 效甄测土壤重金属污染信息成为关键问题。传统的化学分析 等技术虽具有精度高、检出限低的优势,但存在过程繁杂、 费时耗力、以点代面等限制,难以满足当代农业快速及大面 积监测污染的需求。随着高光谱遥感技术的快速发展,其光 谱分辨率高、信息量大、快速无损等特点在环境监测等应用 方面优势明显<sup>[5-6]</sup>。土壤组分及粒径等属性信息繁多,加之 外界环境等因素干扰,致使途经土壤的电磁遥感信号反射、 辐射过程复杂<sup>[7-8]</sup>,通过仪器获得的高光谱数据难以直接解 析出重金属污染信息<sup>[9]</sup>。因而,研究并寻找一种能够充分挖 掘土壤重金属污染信息的方法对高光谱遥感监测污染意义重 大。

近年来,应用高光谱遥感对土壤及作物重金属污染监测 的研究有一定进展,解宪丽等<sup>[10]</sup>提出组合连续统去除、主成

#### 收稿日期: 2018-05-23,修订日期: 2018-09-28

基金项目:煤炭资源与安全开采国家重点实验室开放基金项目(SKLCRSM17KFA09),国家自然科学基金项目(41271436)资助

作者简介:杨可明,1969年生,中国矿业大学(北京)煤炭资源与安全开采国家重点实验室教授 e-mail:ykm69@163.com

分分析、光谱变换等土壤重金属污染信息的提取方法,分析 了 Cu 等 9 种重金属含量与土壤可见光-近红外反射光谱的相 关性,发现Cu等含量与反射光谱之间存在显著相关;涂晔 昕等[11]介绍了高光谱监测土壤重金属污染的监测尺度、建 模方法等,指出经验模型普适性较低,因果关系解释较为困 难,物理模型虽普适性较好,但前提条件与参数较多,伴随 较大计算量;徐明星等[12]对含重金属的考古土壤进行光谱 分析,发现 Cu 和 Pb 等含量与原始光谱在 400~550 和1 000 ~2 500 nm 存在显著相关,且应用微分变换有助于提取土壤 中重金属元素信息;迟光宇等[13]集中分析了基线校正、反射 率倒数、变量标准化等光谱处理方法,并对单比例指标等各 种模型进行了总结概述,阐明了高光谱遥感应用于土壤重金 属污染监测的机理及可行性; Ali Al Maliki 等<sup>[14]</sup>将光谱与化 学分析相关联监测土壤中 Pb 含量,得出反射光谱可迅速确 定均质土壤中的 Pb 污染: Paresh H Rathod 等<sup>[15]</sup> 通过对重 金属 Cd 和 Pb 等污染土壤的光谱研究发现,表层土壤的重金 属浓度与包络线去除光谱之间存在显著相关性,采用偏最小 二乘回归方法对土壤中重金属含量进行监测效果较好。以上 研究均基于原始光谱或者对光谱进行经验模型、物理模型等 变换处理,其中一些变换使光谱的局部细节受到损伤,部分 微弱差异信息被掩盖,而且分析均是在光谱域角度进行,监 测结果多以指标数值等形式表示,不能对污染程度等信息进 行直观可视化的判断。

针对以上不足,本工作将重金属污染土壤光谱的分析从 光谱域扩展到时频域,并以直观可视化的方式呈现污染信息 的监测结果,实现对光谱特征及弱差信息提取,并对土壤污 染程度进行监测。拟基于实验获取的土壤光谱数据,定义局 部极大值均值(local maximum mean,LMM)与半波高(half wave height,HWH),应用时频分析的短时傅里叶变换<sup>[16-17]</sup> (short-time Fourier transform,STFT)及其能量谱密度(power spectral density,PSD)构建LH-PSD 甄测模型,对不同Cu 污染浓度下土壤光谱间的特征及弱差信息进行甄别与分析, 并经栽种玉米作物Cu污染土壤光谱验证了模型的可靠性, 以期实现从新的角度去甄测和挖掘土壤光谱中的重金属污染 信息。

## 1 理论与方法

#### 1.1 包络线去除

包络线去除(continuum removal, CR)可将光谱规划到一 致的光谱背景上,能有效增强光谱曲线的吸收及反射特征, 有助于提取光谱的细节特征信息。计算公式如式(1)和式 (2)<sup>[18]</sup>

$$R_{c} = R_{\text{start}} + \frac{R_{\text{end}} - R_{\text{start}}}{\lambda_{\text{end}} - \lambda_{\text{start}}} (\lambda_{i} - \lambda_{\text{start}})$$
(1)

$$R_{ci} = R_c - R_i \tag{2}$$

式(1)和式(2)中, $\lambda_i$ 是第*i*波段;  $R_{\text{start}}$ 和 $R_{\text{end}}$ 是吸收曲线里起 始点和末端点的原始光谱反射率;  $\lambda_{\text{start}}$ 和 $\lambda_{\text{end}}$ 是吸收曲线里 起始点末端点的波长;  $R_i$ 是波段*i*的原始光谱反射率;  $R_c$ 为 光谱包络线,  $R_i$ 是波段*i*的增强型包络线去除值。

#### 1.2 LH-PSD 甄测模型

通过定义局部极大值均值(LMM)与半波高(HWH),结 合短时傅里叶变换(STFT)及能量谱密度(PSD),构建LH-PSD 甄测模型,对光谱间特征及弱差信息进行甄别。

#### (1)局部极大值均值与半波高

对于任意光谱曲线 x(k),可看作无数个离散点组成的 集合,对其进行遍历筛选,寻找出所有局部极大值点  $n_i$ ,然 后计算相邻两个极大值点  $n_i = n_{i+1}$ 的平均值  $m_i$ ,即为局部 极大值均值(LMM),计算公式为式(3)

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2}$$
(3)

同时,以相邻两个极大值点为基础,计算半波高(HWH)值*a<sub>i</sub>*,具体公式为

$$a_i = \frac{\mid n_i - n_{i+1} \mid}{2} \tag{4}$$

(2)短时傅里叶变换及能量谱密度

传统的连续傅里叶变换(Fourier transform, FT)的表达 式为式(4)

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau$$
 (5)

式(5)中,  $\tau$ 为时间序列,  $s(\tau)$ 表示信号,  $e^{-j\omega\tau}$ 为限频函数。

由于 FT 存在不适合非平稳信号的分析且无局域性等缺陷,针对不足, Dennis Gabor 提出信号联合时频分析方法短时傅里叶变换(STFT),其可满足非平稳信号的分析,能提供信号时域和频域的局部化特征信息。连续 STFT 的基本运算公式为

$$G(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(\tau) g(\tau - u) e^{-2j\pi/\tau} d\tau$$
(6)

式(6)中, $g(\tau-u)e^{-2j\pi f\tau}$ 是积分核函数; $e^{-2j\pi f\tau}$ 为限频函数; $g(\tau-u)$ 为窗函数,使用 Hamming 窗<sup>[19]</sup>; $G(\tau, f)$ 则是反应信 号  $s(\tau)$ 在  $\tau$  时刻频率为 f 的频谱。

在实际应用中,光谱视为离散化数据 x(k),则离散 STFT 的基本运算公式为

$$G\left(m\Psi,\frac{n}{N\Psi}\right) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k)g(k-m\Psi)e^{\frac{-2j\pi nk}{N}}$$
(7)

式(7)中, $g(k-m\Psi)$ 为窗函数; $e^{-2j\pi i k/N}$ 为限频函数;k为波 长序列; $\Psi$ 为窗函数移动采样间距;N表示波段数;m和n表示时间域和频率域步骤数, $m, n=0, 1, 2, \dots, N-1$ 。

离散 STFT 的实现过程及原理可由如下框图表示。



光谱经离散 STFT 分析处理后,可计算其能量谱密度 (power spectral density, PSD),具体公式为

$$P\left(m\Psi, \frac{n}{N\Psi}\right) = k \left| G\left(m\Psi, \frac{n}{N\Psi}\right) \right|^{2} = \frac{2}{f\sum_{n=1}^{L} |g(k-m\Psi)|^{2}} \left| G\left(m\Psi, \frac{n}{N\Psi}\right) \right|^{2}$$
(8)

式(8)中, k 表示实值标量, g(k-mΨ)为窗函数; f 为采样频 率, 在 0 和奈奎斯特频率处, 分子由 2 改为 1。

为后期方便对 PSD 结果进行定量化分析, 定义能量值 E, 具体计算公式为

$$E = \operatorname{abs}\left(\sum P\left(m\Psi, \frac{n}{N\Psi}\right)\right) \tag{9}$$

式(9)中, abs 表示绝对值符号,  $P(m\Psi, n/N\Psi)$ 表示能量谱密度。

## 2 结果与讨论

#### 2.1 实验数据获取

铜污染土壤光谱通过实验获取,实验采用自然土,对土 壤进行去除杂质、过筛等处理,并均匀混合,以保证土壤基 底的一致性,同时测定土壤的 pH 值为 7.83。实验过程严格 遵循控制变量法(唯一变量是铜浓度),各实验单元土壤重量 均为5 kg,采用分析纯级的 CuSO<sub>4</sub> • 5H<sub>2</sub>O 对土壤进行污 染,依据《GB15618—1995:土壤环境质量标准》将污染梯度 设置为0(空白对照),100,200,400,800,1000和1200 μg·g<sup>-1</sup>,相应标记为CK(0),Cu(100),Cu(200),Cu (400), Cu(800), Cu(1000)和Cu(1200), 设置Cu污染环境 时逐层将土壤与CuSO<sub>4</sub>•5H<sub>2</sub>O搅拌混合,使土壤均匀受污 染,每个梯度设置3组平行实验,共21组。采用光谱范围 350~2 500 nm 的 SVC HR-1024I 地物光谱仪, 使用配套的 功率为 50 W 卤素灯和 4°视场角的探头,光谱反射系数经专 用白板进行校正,实验单元的无关区域用黑布遮盖以防地面 等背景对土壤光谱造成影响。在自然光下分别对不同 Cu 污 染梯度的土壤进行 3 次光谱测定,最后取平均值作为各污染 梯度最终光谱,同时采用重采样等预处理对各光谱进行平滑 去噪。

#### 2.2 LH-PSD 模型甄测能力检验

光谱数据中常存在两条极相似光谱,很难对其特征及微 弱差异信息进行提取和分析。为验证 LH-PSD 甄测模型对光 谱信息的灵敏性及甄别能力,以两条相似系数达 0.998 8 的 土壤光谱 spectrum-1 和 spectrum-2 为例进行实验,如图 1 所 示,两条光谱极为相似且难以辨别。应用式(3)和式(4)分别 提取两条光谱的局部极大值均值(LMM)与半波高(HWH), 结果如图 2。分析比较图 2 发现,spectrum-1 和 spectrum-2 处理得到的 LMM 和 HWH 将光谱的特征进行了有效提取, 并以阶梯状形式表达,且在 700 nm 附近存在差异。分别将 由 spectrum-1 和 spectrum-2 得到的 HWH 经式(7)、式(8)进 行 STFT 频谱分析,得到能量谱密度(PSD)分布图,如图 3(a)



Fig. 1 Highly similar soil spectrum

和(b)所示,分析发现,由 spectrum-1 和 spectrum-2 的 HWH处理得到的 PSD 分布图差异显著,其中将具有代表性 差异的4处位置用黑色箭头加椭圆的方式做了标注,对比发 现,标注范围内 PSD 值的大小与分布方式均不同,很好地显 现并甄别了两相似光谱间的特征及弱差信息,明显区分了 spectrum-1 和 spectrum-2。据此,验证了 LH-PSD 模型对于 土壤光谱间弱差信息的灵敏性及甄测能力。



(a): spectrum-1的LMM与HWH;

(b): spectrum-2 的 LMM 与 HWH

#### Fig. 2 LMM and HWH results of spectrum-1 and spectrum-2







and spectrum-2

(a): The PSD distribution of HWH of spectrum-1;

(b): The PSD distribution of HWH of spectrum-2

#### 2.3 铜污染土壤光谱的 LH-PSD 模型应用分析

鉴于 LH-PSD 甄测模型对光谱特征提取和弱差信息的 甄别能力,应用该模型对实验所获 7 个 Cu 污染梯度的土壤 光谱进行分析,以期发掘其重要特征及变化规律等重金属污 染信息。由于光谱在 1 000~2 500 nm 范围内对重金属 Cu 污 染敏感<sup>[14]</sup>,因而选取光谱的波段范围为 1 000~2 500 nm, 同时由于光谱在 1 900 nm 附近受水汽吸收等影响严重,因 此去除 1 891~1 910 nm 范围的光谱,最终参与分析的土壤 光谱如图 4 所示,观察发现,各光谱反射率大小变化不一、 特征不明显。为此,经式(1)和式(2)对土壤光谱进行包络线 去除(CR)预处理,结果如图 5 所示,分析比较发现,预处理 后原始土壤光谱中具有相似特征的部位基本重合,如图 5 中 1 600 和 2 200 nm 附近,原始光谱间存在差异特征的部位明 显突显,如图 5 中 1 000~1 500,1 800~2 000 及 2 300~ 2 500 nm 范围内。



Fig. 4 Different Cu pollution gradient soil spectrums

基于获得的包络去除(CR)结果,应用 LH-PSD 甄测模型对其进行处理。经式(3)、式(4)分别对 CR 结果提取局部

极大值均值(LMM)和半波高(HWH),相关结果如图 6 所 示。图 6(a)为各污染梯度的 CR 曲线,各曲线中局部极大值 点出现的部位比较集中,且分布数量存在差异,图 6(b)和 (c)分别为提取的 LMM 与 HWH,观察发现曲线特征被有效 提取。为发掘不同 Cu 污染梯度的 LMM 与 HWH 的变化规 律,分别对两者做进一步处理。

对各 LMM 的变化趋势进行滑动平均拟合, 拟合结果如 图 7 所示, 分析发现, 在 2 000~2 500 nm 范围内 LMM 的拟 合曲线出现交叉点, 图中用红色箭头进行了标识, 在交叉点 前后各拟合曲线均存在极大值和极小值。以 CK(0)为例, 在 图 7 中对交叉点前后的极大值与极小值进行了标注, 两者做 差, 所得结果记为 h。依据此标准, 分别求取不同 Cu 污染梯









图 6 不同 Cu 污染梯度土壤光谱的 CR、LMM 与 HWH 结果
(a):不同 Cu 污染梯度土壤光谱的 CR 曲线及局部极大值点;
(b):不同 Cu 污染土壤光谱 CR 曲线的 LMM 提取结果;
(c):不同 Cu 污染土壤光谱 CR 曲线的 HWH 提取结果
Fig. 6 The CR, LMM, and HWH results of the soil

# spectra of different Cu pollution gradients

(a): CR curves and local maxima points of soil spectra with different Cu pollution gradients; (b): LMM results of soil spectral CR curves of different Cu pollution gradients; (c): HWH results of soil spectral CR curves of different Cu pollution gradients

度下 LMM 拟合曲线的 h 值,并将 h 值绘制成散点图,如图 8 所示,对各散点进行线性拟合发现,随着土壤中 Cu 污染浓 度的增加,h 值呈波动下降趋势,同时将 h 值与土壤中重金 属 Cu 含量做相关性分析,得相关系数为-0.503 9,效果较 差,即 h 值波动性过大。



Fig. 7 The moving average fitting curves of LMMs



对各 HWH 经式(7)和式(8)进行短时傅里叶变换 (STFT),并获取直观可视化的能量谱密度(PSD)分布图,结 果如图 9 所示,分析发现,当土壤处于无污染状态[CK(0)] 时,相同采样频数下,不同频率的 PSD 值大小不一,交叉混 叠;当土壤受重金属 Cu 污染后,在相同采样频数下,Cu (100)~Cu(1 200)的 PSD 分布在频率为 100 与 600 Hz 附近 均出现明显空缺,呈现分离态势,且在 600 Hz 以上,PSD 值 多集中在 80 左右,在 100~600 Hz 之间,PSD 值多集中在 60 左右,在 100 Hz 以下,PSD 值多集中在 40 左右。同时, 随着土壤 Cu 污染浓度的增加,在 100~600 Hz 之间 PSD 分 布呈逐渐稀疏态势,当 Cu 污染浓度超过 1 000  $\mu$ g·g<sup>-1</sup>[Cu (1 000)和 Cu(1 200)]时,PSD 分布的稀疏状况尤为明显。因 此,根据可视化的 PSD 分布图可定性分析判别土壤是否受 重金属 Cu 污染以及污染的严重程度。

为便于分析,将 PSD 分布的可视化结果经式(9)定量 化,分别求得不同 Cu 污染梯度的能量值 E,并将结果绘制 为散点图,如图 10 所示,同时将能量值 E 与土壤中 Cu 含量 做相关性分析,求得相关系数为一0.910 5,说明 E 值与重金 属 Cu 含量显著相关,可以有效监测土壤重金属 Cu 污染。

综合分析发现,LH-PSD 甄测模型可通过直观可视化的 PSD 分布图定性判别污染,同时,将 h 值与能量值 E 的监测 测结果进行比较发现,随着土壤中重金属 Cu 污染浓度的增 加,能量值 E 呈稳定下降趋势,且与 Cu 含量的相关系数明 显高于 h 值,作为该模型定量化指标效果更优。因而,经 LH-PSD 模型处理后选取能量值 E 可作为土壤中重金属 Cu 污染定量监测的理想指标。

#### 2.4 LH-PSD 模型可靠性验证

为了检验模型的可靠性,以栽种玉米作物的 Cu 污染土 壤光谱为例进行验证,相应的土壤污染梯度为 0,250 和 500  $\mu$ g·g<sup>-1</sup>,同样使用 SVC HR-1024I 地物光谱仪采集土壤光 谱,选取光谱范围为 1 000~2 500 nm,对各土壤光谱经 CR 处理后,采用 LH-PSD 模型对预处理后的光谱进行分析,并 将最终结果以可视化的 PSD 分布图呈现,如图 11,分析发 现,随着土壤 Cu 污染梯度的增加, PSD 分布在频率为 100 与 600 Hz 处出现分离,且在 100~600 Hz 之间呈逐渐稀疏 态势,与实验应用分析结果一致,可直观可视化定性判别污 染。同时,将 PSD 分布结果采用能量值 E 定量化,并绘制散 点图,如图 12 所示,随着土壤中 Cu 污染梯度的增加,能量 值 E 呈逐渐下降的趋势,且 E 与土壤 Cu 含量相关系数为 -0.973 9,达到显著相关,效果理想。因此,验证了 LH-PSD 模型的可靠性。





图 9 不同 Cu 污染梯度 HWH 的 PSD 分布图 Fig. 9 The PSD distributions of HWHof different Cu pollution gradients













3 结 论

LH-PSD 甄测模型有效提取和甄别了土壤光谱间的特征 及弱差信息,可通过可视化方式定性识别土壤是否受重金属 Cu污染,同时定量监测污染程度,为土壤重金属污染监测提 供参考方法。主要结论如下:

(1)通过 LH-PSD 模型对 2 条极相似土壤光谱进行处理, 其 PSD 分布图使光谱间的微弱差异可视化显现,对光谱进 行了显著区分,证明了该模型对于甄别光谱特征及弱差信息 的有效性。

(2)土壤光谱经包络线去除(CR)预处理后,光谱间差异 特征有效突显。LH-PSD 甄测模型中局部极大值均值 (LMM)和半波高(HWH)可有效提取光谱间的差异特征信 息并以阶梯状形式显现。HWH 经 STFT 变换后得到可视化 的 PSD 分布图,当土壤受重金属 Cu 污染后,相同采样频数 下,在频率为 100 与 600 Hz 附近 PSD 分布会出现明显空缺 分离,随着 Cu 污染浓度的增加,在 100~600 Hz 之间 PSD 的分布呈逐渐稀疏态势,根据 PSD 的这一特性可用于直观 可视化地定性判别土壤是否受重金属 Cu 污染及污染浓度范 围。同时,对定量化指标 h 值和能量值 E 进行比对分析,发 现随着土壤 Cu 污染浓度的增加,h 值波动较大,而能量值 E 相对稳定且呈下降趋势,加之 E 值与土壤 Cu 含量的相关系 数达到-0.910 5,明显高于h值,监测效果更理想。

(3)通过采用栽种玉米作物的 Cu 污染土壤光谱对 LH-PSD 甄测模型的检验,其可视化的 PSD 分布图结果与实验 分析中基本一致,且能量值 E 的监测结果与土壤中 Cu 含量 相关系数达到-0.973 9,相关性显著,达到了土壤 Cu 监测 效果,验证了模型的可靠性。

#### References

- [1] YU Min-da, ZHANG Hui, HE Xiao-song, et al(虞敏达,张 慧,何小松,等). Chinese Journal of Environmental Engineering(环境工程 学报), 2016, 10(3): 1500.
- [2] Zhiyuan Li, Zongwei Ma, Tsering Janvan der Kuijp, et al. Science of the Total Environment, 2014, 468-469: 843.
- [3] Chimere May Ohajinwa, Peter M van Bodegom, Martina G Vijver, et al. Environmental Research, 2018, 164: 385.
- [4] LIU Dan, ZHAO Yong-hong, ZHOU Dan, et al(刘 丹,赵永红,周 丹,等). Environmental Chemistry(环境化学), 2017, 36(7): 1556.
- [5] Parham Pahlavani, Behnaz Bigdeli. Frontiers of Earth Science, 2017, 11(4): 774.

- [6] Pablo H Rosso, James C Pushnik, Mui Lay, et al. Environmental Pollution, 2005, 137.
- [7] HE Jun-liang, ZHANG Shu-yuan, ZHA Yong, et al(贺军亮,张淑媛,查 勇,等). Remote Sensing Technology and Application(遥感 技术与应用), 2015, 30(3): 407.
- [8] Shi Zhou, Wang Qianlong, Peng Jie, et al. Science China Earth Sciences, 2014, 57(7): 1671.
- [9] XIAO Jie-ying, WANG Yan, ZHANG Qian, et al(肖捷颖, 王 燕, 张 倩, 等). Hubei Agricultural Sciences(湖北农业科学), 2013, 52(6): 1248.
- [10] XIE Xian-li, SUN Bo, HAO Hong-tao(解究丽, 孙 波, 郝红涛). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2007, (6): 982.
- [11] TU Ye-xin, FEI Teng(涂晔昕, 费 腾). Hubei Agricultural Sciences(湖北农业科学), 2016, 55(6): 1361.
- [12] XU Ming-xing, WU Shao-hua, ZHOU Sheng-lu, et al(徐明星, 吴绍华, 周生路, 等). J. Infrared Millim. Waves(红外与毫米波学报), 2011, 30(2): 109.
- [13] CHI Guang-yu, GUO Nan, CHEN Xin(迟光宇, 郭 楠, 陈 欣). Soil and Crop(土壤与作物), 2017, 6(4): 243.
- [14] Ali Al Maliki, David Bruce, Gary Owens. Environmental Technology & Innovation, 2014, 1-2: 8.
- [15] Paresh H Rathod, Ingo Müller, Freek D Van der Meer, et al. Environmental Monitoring and Assessment, 2016, 188: 558.
- [16] Okubo Sho, Iwakuni Kana, Yamada Koichi M T, et al. Journal of Molecular Spectroscopy, 2017, 341: 10.
- [17] MA Zai-ru, SUI Zhan, ZHOU Gui-yong, et al(马再如, 隋 展, 周桂勇, 等). Acta Physica Sinica(物理学报), 2013, 62(15): 178.
- [18] XIE Bo-cheng, XUE Xu-zhang, LIU Wei-dong, et al(谢伯承,薛绪掌,刘伟东,等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2005, (1):
   171.
- [19] Kemal Avci. Turk J Elec Eng & Comp Sci., 2016, 24: 2513.

# The LH-PSD Analysis Model of Cu Contaminated Soil Spectral Characteristics and Weak Characteristic Information

YANG Ke-ming, ZHANG Wei\*, FU Ping-jie, GAO Peng, CHENG Feng, LI Yan

State Key Laboratory Coal Resources and Safe Mining, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China

Abstract Soil environmental safety is of great significance. When soil is contaminated by heavy metals, it will affect the safety of crops and foods and endanger human health. Therefore, it is particularly critical to look for ways to rapidly and efficiently measure heavy metal pollution in soil. Traditional chemical analysis methods have some disadvantages such as complicated process, time-consuming and labor-consuming. Hyperspectral remote sensing has obvious advantages in environmental monitoring and other applications because of its high spectral resolution, large amount of information, and rapid losslessness. Due to the complex reflection and radiation process of electromagnetic remote sensing signals, the soil hyperspectral data acquired by the instrument is difficult to directly interpret the information of heavy metal pollution. Therefore, it is very important to find out a method that can effectively excavate heavy metal pollution information in soils. The soil physicochemical properties will change because of different concentrations pollution of Cu, causing slight changes in the soil spectrum, the purpose of this study is to identify, extract and analyze the characteristics and weak difference information in the spectrum of Cu contaminated soil, and then tap the heavy metal pollution information in the spectra. In this paper, the continuum removal (CR) was used to preprocess the spectrum, the LH-PSD analysis model for analyzing soil spectra was constructed by defining local maximum mean (LMM) and half wave height(HWH), combined with Short-time Fourier transform (STFT) of the time-frequency analysis method and power spectral density (PSD). The extremely similar soil spectrum was processed by the LH-PSD model, and the PSD distribution map visualized the faint differences between the spectra, and significantly distinguished the similar spectra, which verified the ability of the model to discriminate spectral features and weak differential information. At the same time, this model was used to extract and analyze heavy metal pollution information from experimental soil spectra with different Cu pollution gradients. The results of the study show that CR can plan the spectrum to the same background and highlight the differences between spectra, LMM and HWH of LH-PSD detection model can effectively extract the characteristics of the difference between the spectra and appear in a ladder. The visualized PSD map obtained after the model processing can directly and qualitatively discriminate whether the soil is contaminated by heavy metal Cu. Specifically, when the soil is contaminated by heavy metal Cu, at the same sampling frequency, the PSD distribution at frequencies of 100 and 600 Hz will be obviousvacant separation, with the increase of Cu pollution concentration, the distribution of PSD between  $100 \sim 600$  Hz is gradually sparse. The energy value E can be used to quantitatively monitor the degree of soil Cu pollution. That is, as the concentration of Cu in the soil increases, the E value decreases, and the correlation coefficient with the Cu content reaches -0.9105, which is significantly correlated. In order to test the reliability of the model, the soil spectra of the planted corn crop was combined and analyzed by the LH-PSD detection model. The result of the visualized PSD map was basically similar to that in the experimental analysis, The correlation coefficient of the energy value E with Cu content in soil reaches -0.9739, which has a significant correlation. The monitoring effect is ideal and the reliability of the model is verified. Therefore, through the LH-PSD analysis model, the dissection of soil spectrum from the spectral domain to the time-frequency domain provides a new idea for deepening the spectral features and weak information of heavy metal pollution spectra.

Keywords Hyperspectral remote sensing; Heavy metal pollution; Characteristic information; Analysis model; Soil pollution monitoring

(Received May 23, 2018; accepted Sep. 28, 2018)

\* Corresponding author

## 本刊声明

近期以来,一些不法分子假冒《光谱学与光谱分析》期刊社名义,以虚假网站等形式欺骗广大作者、读者。这些虚假网站 公然假冒《光谱学与光谱分析》期刊名义进行大肆的征稿并骗取作者的审稿费和版面费。经部分作者及读者举报,现有关部门 已就此介入调查。我刊将通过法律途径向假冒者追究相应的责任,维护本刊权利。

本刊官方网站已正式开通, 网址为

http://www.gpxygpfx.com/

在此郑重声明,本网址为《光谱学与光谱分析》期刊唯一开通运行的官方网站。本刊从未授权任何单位或个人以任何形式(包括网上网下)代理本刊征稿、审稿等项业务。

希望广大读者和作者切实维护好自身的合法权益,防止受骗上当。

《光谱学与光谱分析》期刊社 2019年3月15日