

## 高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用与发展

刘彦平, 罗晴, 程和发

引用本文:

刘彦平, 罗晴, 程和发. 高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用与发展[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(12): 2699-2709.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-0944>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 高精度便携式X射线荧光光谱仪在污染农田土壤重金属速测中的应用研究

彭洪柳, 杨周生, 赵婕, 宋础, 周通, 李柱, 胡鹏杰, 王朝阳, 葛延妍, 何鸿浮, 黄建宁, 吕豪, 孙剑, 吴龙华  
农业环境科学学报. 2018, 37(7): 1386-1395 <https://doi.org/10.11654/jaes.2018-0568>

#### 农田土壤重金属污染评价研究进展

王玉军, 吴同亮, 周东美, 陈怀满  
农业环境科学学报. 2017, 36(12): 2365-2378 <https://doi.org/10.11654/jaes.2017-1317>

#### 我国土壤-蔬菜作物系统重金属污染及其安全生产综合农艺调控技术

冯英, 马璐瑶, 王琼, 吴英杰, 黄路宽, 周其耀, 杨肖娥  
农业环境科学学报. 2018, 37(11): 2359-2370 <https://doi.org/10.11654/jaes.2018-0787>

#### 玉米/大豆间作的镉累积规律初探

李涵, 黄道友, 黄山, 汤彬, 郭欢乐, 曹钟洋, 陈松林, 陈志辉  
农业环境科学学报. 2020, 39(9): 1900-1907 <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-0401>

#### 基于SD-SWT的铜胁迫下玉米光谱奇异性甄别与污染监测

李艳茹, 杨可明, 韩倩倩, 高伟, 张建红  
农业环境科学学报. 2020, 39(9): 1869-1877 <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-0468>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

刘彦平, 罗晴, 程和发. 高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用与发展[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(12): 2699–2709.

LIU Yan-ping, LUO Qing, CHENG He-fa. Application and development of hyperspectral remote sensing technology to determine the heavy metal content in soil[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2020, 39(12): 2699–2709.



开放科学 OSID

# 高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用与发展

刘彦平, 罗晴, 程和发\*

(北京大学城市与环境学院, 北京 100871)

**摘要:** 相较传统的土壤重金属含量测定方法, 利用高光谱遥感技术对土壤重金属含量进行反演推算更为方便快捷, 且能进行大范围的原位监测, 表现出了极大的优势。本文旨在针对已有的土壤重金属含量测定领域高光谱遥感技术应用的相关研究进行综述, 阐述高光谱遥感的技术原理及高光谱遥感技术在土壤重金属测定领域的应用与发展, 宏观层面把握该领域的研究动向与热点。本文总结了土壤中部分重金属元素的光谱响应特征波段及与重金属元素高度相关的土壤组分, 从近地传感高光谱、高空高光谱遥感、低空高光谱遥感3种技术角度切入, 论述了高光谱遥感技术应用于土壤重金属测定的技术特征及发展历程, 并展望了高光谱遥感技术的未来发展方向及其在土壤重金属测定领域的发展趋势。

**关键词:** 高光谱遥感技术; 土壤; 重金属; 反演推算; 近地传感高光谱; 低空高光谱遥感; 高空高光谱遥感

中图分类号: X833 文献标志码: A 文章编号: 1672-2043(2020)12-2699-11 doi:10.11654/jaes.2020-0944

## Application and development of hyperspectral remote sensing technology to determine the heavy metal content in soil

LIU Yan-ping, LUO Qing, CHENG He-fa\*

(College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** Using hyperspectral remote sensing technology to inversely calculate the content of heavy metals in soil is more convenient and efficient than traditional methods. Hyperspectral remote sensing technology has a greater advantage as it can be used in large-scale in-situ monitoring. This paper reviews the research on the application of hyperspectral remote sensing technology to determining the heavy metal content in soils; explain its technical principles, development, and application to this task; and highlights the research trends and hotspots in this field. This paper summarizes the characteristic bands of the spectral responses of some heavy metal elements in soil and the soil components that are highly correlated with heavy metal elements. This paper also explains the technical characteristics and process of development of using hyperspectral remote sensing technology to determine the heavy metal content in soil in terms of near-ground, high-altitude, and low-altitude hyperspectral remote sensing. Finally, it discusses prospects for the future development of and research directions in hyperspectral remote sensing technology in addition to the trend in development of hyperspectral remote sensing technology to determine the heavy metal content of soils.

**Keywords:** hyperspectral remote sensing technology; soil; heavy metals; inversely calculate; near-earth sensing hyperspectral remote sensing; low altitude hyperspectral remote sensing; high altitude hyperspectral remote sensing

收稿日期: 2020-08-11 录用日期: 2020-10-19

作者简介: 刘彦平(1994—), 男, 中国台湾人, 硕士研究生, 从事环境地球化学研究。E-mail: liuyenping@pku.edu.cn

\*通信作者: 程和发 E-mail: hefaca@pku.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0800302); 国家自然科学基金项目(41725015, 41673089)

**Project supported:** The National Key R&D Program of China (2016YFD0800302); The National Natural Science Foundation of China (41725015, 41673089)

随着工业以及现代化农业的迅速发展,土壤重金属污染作为重要环境问题受到广泛关注<sup>[1]</sup>。根据全国土壤污染状况调查公报(2014年4月17日),我国土壤整体环境污染状况较为严峻,全国土壤的总超标率达到16.1%,且污染类型以重金属为代表的无机型污染为主。重金属污染具有毒性大、隐蔽性强、不可逆转性等特点<sup>[2]</sup>。土壤中过量累积的重金属污染物对农业和畜牧业的危害极大,由于难以降解,重金属污染物还能通过食物链进行富集,从而对人体健康造成极大的危害<sup>[3]</sup>。

由于重金属污染的危害巨大,因此对土壤重金属污染的研究与治理已然成为当前的重点问题,而准确、快速地分析土壤重金属含量则显得尤为重要<sup>[4]</sup>。当前的土壤重金属含量检测分析主要依赖于传统的室内化学分析技术,通过消解后结合原子吸收光谱、荧光光谱、电感耦合等离子体质谱(ICP-MS)等分析手段检测环境采集样本中重金属的含量<sup>[5]</sup>。这类技术具有检测精度高的优点,但是操作较为繁琐,周期较长,且无法实现实时监测,难以获取大面积的连续污染信息。相较于传统的实验室测定方法,利用高光谱遥感技术对土壤重金属含量进行实时无损检测更为迅速,在获取大范围土壤重金属污染信息方面有着独特的优势,且便于在更为宏观的层面了解土壤重金属污染的“时空演化”<sup>[6]</sup>。作为一项便捷高效的测定手段,高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域具有巨大的研究价值和广阔的应用前景。

## 1 高光谱遥感技术

高光谱遥感技术是指利用固定的电磁波波段获取地物的连续光谱信息,从而依据获得的光谱特征曲线反演地物成分并进行地物识别<sup>[7]</sup>。大部分地物在太阳反射光谱范围内(300~2 500 nm)具有诊断性吸收特征,利用这一特性可以进行地物成分的分析。早在20世纪60年代,Bowers等<sup>[8]</sup>便利用光谱遥感技术对土壤化学组分进行了分析测定。我国开展这方面研究较晚,20世纪80年代开始,光谱遥感技术才逐渐被用于土壤组分的监测分析。但早期的光谱遥感受限于仪器及技术等原因,可利用的波谱范围较窄,波段数量较少,分辨率较低,仅能对土壤的物化属性进行定性分析,难以得到准确的定量结果。随着技术的不断发展与进步,光谱传感器越来越精密,光谱遥感可利用的波段从原来的单一波段发展为多波段,地物光谱信息的波段数量也由原来的数百增长到数千,得到

的波段连续性更强且分辨率也更高,从而高光谱遥感技术应运而生<sup>[9]</sup>,为土壤组分的定量分析奠定了坚实的技术基础。

早期的高光谱遥感技术主要用于对土壤中有机质、水分、盐分等含量进行分析,较少用于土壤重金属测定领域。直至1997年,Malley和Williams<sup>[10]</sup>利用高光谱遥感技术对湖泊沉积物中的重金属进行了定量反演,取得了较好的预测精度。自此,国内外学者对高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用开展了大量研究,并取得了长足的发展<sup>[11]</sup>,但到目前为止,该项技术仍无法取代传统的化学分析方法,不能完全地投入到实际应用当中。当前,高光谱遥感技术仍在持续发展的过程中,正逐步走向成熟,应用前景也愈发广阔。本文旨在阐述高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定方面的研究,详细介绍这一技术的技术原理和发展过程,总结这一技术的主要研究方法与实际应用以把握当前的研究动态,探讨当前研究存在的问题与不足,并展望高光谱遥感技术的发展趋势。

## 2 高光谱遥感技术测定土壤重金属含量的作用机理

### 2.1 土壤中主要重金属组分的光谱特征

土壤中主要的重金属污染物包括Hg、Cd、Pb、Cr、Zn、Cu、Co、Ni、Sn、V等金属元素和As、Se等非金属元素,其中Hg、Cd、Pb、Cr、Cu 5类重金属元素的污染较为普遍,且在土壤中的含量相对较高。因此,高光谱遥感技术多用于测定这5类重金属元素的含量。

土壤中的重金属元素在高光谱遥感监测下表现出多处特征波段,多位于可见光-近红外区域,即350~2 500 nm区域内,Cu、Cd、Pb、Cr、Zn、As的特征波长及关联的相关组分如表1所示。其中,Cu的特征波段主要分布在400~600、800~1 000、1 800~1 900、2 100~2 200 nm几个范围内,覆盖可见光区域(350~760 nm)和近红外区域(760~2 500 nm);Cd的特征波段较窄,主要分布在近红外区域的1 300~1 400 nm及1 900 nm左右;Pb的特征波段主要分布在350~600、900~1 200、1 300~1 800、2 000~2 500 nm范围内;Cr的特征波段主要分布在400~600、1 300~1 500、1 900~2 200 nm范围内;Zn的特征波段主要分布在500~800、900~1 100、1 300~1 900、2 100~2 500 nm范围内;As的特征波段主要分布在近红外区域,在435、450、

表1 土壤重金属高光谱特征波段与相关组分

Table 1 Hyperspectral characteristic bands and related components of heavy metals in soil

重金属元素 Heavy metals	特征波段 Characteristic bands	关联的相关组分 Related components
Cu	400、605、634、750、810、906、1 005 nm <sup>[12]</sup> ; 540、670、2 100~2 190 nm <sup>[13]</sup> ; 830、1 000、2 250 nm <sup>[14]</sup> ; 418~490、673、1 909、1 920、2 221 nm <sup>[15]</sup> ; 360~400、922~1 009、1 833~1 890、2 200~2 500 nm <sup>[16]</sup>	有机质 <sup>[10、12、16]</sup> 黏土矿物 <sup>[14-15]</sup> 铁氧化物 <sup>[12、14-16]</sup>
Cd	797、1 394~1 396、1 408~1 409、1 909 nm <sup>[15]</sup> ; 482、565、979、2 206 nm <sup>[17]</sup>	有机质 <sup>[15]</sup> 铁氧化物 <sup>[18]</sup>
Pb	355~557、976~1 188、1 318~1 867、2 135~2 471 nm <sup>[19]</sup> ; 377、399、418~421、1 436、1 577、2 057、2 265 nm <sup>[20]</sup>	有机质 <sup>[20]</sup> 黏土矿物 <sup>[19]</sup> 铁氧化物 <sup>[19]</sup>
Cr	520~530、1 440~1 450、2 010~2 020、2 230~2 240 nm <sup>[21]</sup> ; 411、421、425、446、634、894、1 254、1 566、1 909 nm <sup>[22]</sup>	有机质 <sup>[12]</sup> 黏土矿物 <sup>[12]</sup> 铁氧化物 <sup>[22]</sup>
Zn	355~557、636~809、976~1 188、1 318~1 867、2 135~2 471 nm <sup>[19]</sup> ; 580、810、1 410、1 910、2 160、2 260、2 270、2 350、2 430 nm <sup>[23]</sup>	有机质 <sup>[19、23]</sup> 黏土矿物 <sup>[19、23]</sup> 铁氧化物 <sup>[19、23]</sup>
As	450、1 000、1 400、1 900、2 050、2 200、2 250、2 400、2 470 nm <sup>[24]</sup> ; 435、550、1 100、1 388、2 100、2 315、2 403 nm <sup>[25]</sup>	有机质 <sup>[24]</sup> 铁氧化物 <sup>[24-25]</sup>

550 nm等可见光区域也表现出较好的特征峰。然而,在不同的研究中,同种重金属元素的光谱特征波段并不完全一致,甚至差别较大。这主要是因为不同研究中的土壤类型存在较大差异,重金属元素的结合特征也有很大区别。即使是同类型的土壤,其成土环境的特殊性也有所区别,从而造成不同样本中重金属元素的光谱具有很强的特异性。

针对Cu、Cd、Pb、Cr、Zn、As 6类重金属元素,均与有机质和铁氧化物存在关联性,此外Cu、Pb、Cr、Zn还与黏土矿物存在关联性,但不同研究中体现的关联性略有差别。有机质、铁氧化物、黏土矿物对重金属元素均有不同程度的吸附作用,但不同的土壤样本中这3种土壤组分的含量不尽相同,其中含量越高的组分对重金属元素的吸附效应越明显,两者间的相关性也越显著。由于不同土壤样本之间存在着差异,在今后的研究中,仍需要结合实际情况制定研究方法,以对土壤样本中的重金属含量进行更为精确的测算。

## 2.2 土壤重金属元素含量反演的主要方式

利用高光谱遥感技术定量反演土壤重金属含量主要有两种方式:一种是直接测定法,即利用土壤反射光谱与实测得到的重金属含量之间的关系,通过重金属含量与土壤在各波段下反射光谱之间的相关性分析,得出土壤中重金属元素的光谱响应波段,建立反演模型,进而估算土壤中重金属元素的含量;另一种是间接测定法,由于土壤中重金属元素的含量相比于其他组分(如有机质、黏土矿物、水分等)的含量较

少,借助土壤中丰度较高组分含量与土壤反射光谱间的关系,先行确定其余组分的光谱响应波段,间接定量反演出土壤中重金属元素的含量<sup>[26]</sup>。

有研究表明只有当土壤中Cu含量达到4 000 mg·kg<sup>-1</sup>时,在光谱上的响应特征才比较明显;当土壤中的Cu含量低于这个数值时,其特征光谱易被土壤中其他组分的光谱掩盖<sup>[27]</sup>。直接测定法一般用于重金属污染严重的地区;而对于重金属含量较少的一般区域,可以通过重金属元素与土壤中黏土矿物、碳酸盐矿物、铁氧化物以及有机质等土壤组分之间的依存关系来实现间接测算,这些组分对金属阳离子有较强的吸附作用,并且对土壤光谱形态特征影响较大,在土壤光谱曲线上易于找到对应的响应特征波段,土壤中的重金属元素与这些组分之间的相关性越强,间接测定的效果越好<sup>[28]</sup>。当前的大多数研究都是基于间接测定法对环境土壤中的重金属元素进行定量反演。

由于土壤样品中部分重金属元素的含量过低,无法与土壤原始光谱数据建立较好的关联性,因此部分研究利用目标重金属元素与光谱及光谱转换数据的Pearson相关分析以得到目标元素的特征波段。如解宪雨等<sup>[12]</sup>为了找出土壤反射光谱与重金属元素含量之间的关联,将原始光谱、一阶微分光谱、二阶微分光谱3类数据分别与9种重金属元素含量进行相关性分析,提升检测的准确性;吴明珠等<sup>[21]</sup>将原始光谱及其倒数、对数、微分等6种变换数据与土壤Cr含量进行相关性分析,以筛选出对土壤总Cr含量最为敏感的光谱波段。

土壤重金属含量测定领域的高光谱遥感研究波段主要集中于可见光及红外光波段(表1),但由于土壤环境通常较为复杂,重金属元素吸附物差异很大,因此不同样点间的重金属高光谱反演模型存在着较大的差异,在实际应用时应具体问题具体分析。

### 2.3 土壤重金属元素含量反演模型的选择

对土壤重金属含量进行反演推算时,通常采用物理模型与经典模型两种方式。其中,物理模型对于光谱波段的准确性要求较高。但实际环境中,土壤的组成成分较为复杂,重金属元素在土壤中的占比通常较低,光谱吸收特征不明显且非线性。因此,使用物理模型对土壤重金属元素含量进行反演推算的难度较大<sup>[29]</sup>。针对裸土环境,多采用经典模型的方式对土壤重金属元素含量进行测算。

经典模型包含单变量统计分析和多元统计分析两种类型。单变量统计分析主要利用重金属含量与最具特征的光谱波段建立的预测模型对土壤重金属元素含量进行反演推算,对多个光谱特征波段进行组合或针对特征波段进行有效的数学变换后再分析的方式可以有效提高反演推算的准确性,如蒋建军等<sup>[30]</sup>利用土壤有机质与光谱吸收峰之间的正相关关系,将有机质含量进行数学变换并反演推算土壤中的Cd含量。在实际操作过程中,也可以利用导数、对数及标准化比值变换等方式对数据进行处理,以提高反演模型的精确度<sup>[31]</sup>。相较单变量统计分析,多元统计分析综合了较多的特征波段,在进行反演推算时准确性更高,也更适用于土壤重金属含量测定分析<sup>[32]</sup>。如利用双向筛选逐步确定重要变量的多元逐步回归法(Stepwise multiple linear regression, SMLR),多用于找出相关性强的特征波段并利用其对土壤重金属含量进行反演推算<sup>[33]</sup>;综合考虑不同特征光谱影响度的主成分回归法(Principal component regression, PCR)<sup>[34]</sup>;以及应用于存在多重相关性且数据较少的偏最小二乘回归法(Partial least squares regression, PLSR)<sup>[35]</sup>,这一方法解决了多重共线性问题,并有利于提炼关键的光谱信息。在早期研究中,多采用线性模型对土壤重金属含量进行反演推算,但由于土壤成分较为复杂,土壤的高光谱数据与土壤组分之间可能不是简单的线性关系,因此,部分研究采用了非线性模型反演推算土壤重金属含量。目前常用的非线性模型有人工神经网络(Artificial neural network, ANN)<sup>[18]</sup>、支持向量机(Support vector machines, SVM)<sup>[36]</sup>、随机森林(Random forest, RF)<sup>[37]</sup>等,这些复杂机器学习方法的

引入,在部分研究中展现了较好的效果,但同时也在一定程度上削弱了模型的可解释性。不同回归方法的对比如表2所示。

表2 不同回归方法的差异对比<sup>[38]</sup>

回归方法 Regression methods	重金属元素 Heavy metal element	$R^2$	均方根误差 Root-mean- square error
SMLR	Pb、Zn	>0.50	N/A
SMLR	Cu、Cr	>0.60	N/A
SMLR	As、Hg、Pb	>0.72	N/A
PLSR	Pb	0.75	N/A
PLSR	Cd	0.69	0.04
PLSR	As	0.50~0.76	0.14~0.15
SVM	As	0.67	0.18
ANN	As	0.94	0.88

## 3 高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用

### 3.1 土壤重金属含量测定使用的高光谱遥感技术

根据搭载光谱传感器的不同,可将高光谱遥感分为近地传感高光谱、高空高光谱遥感及低空高光谱遥感3类。

近地传感高光谱主要通过地物光谱(辐射)仪在室内获取土壤样本的光谱信息。这一技术的相关研究起步较早,发展迅速,优势在于可通过室内可控实验条件,获得土壤较为“理想”的波谱特征,利于对土壤各种组分(包括重金属元素)响应的光谱特征进行精确分析,且利于验证数据处理方法的可靠性及预测模型的准确性。近地传感高光谱为高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用奠定了重要的理论与实践基础<sup>[39]</sup>。

高空高光谱遥感可分为机载与星载两类,由于其受环境影响较大,因而获取优质适时的高光谱数据较为困难,这一技术应用在土壤重金属含量测定领域的相关研究也相对较晚。但相较近地传感高光谱而言,高空高光谱遥感技术成本更低,操作省时省力,且具备了大范围监测的应用潜力<sup>[9,40]</sup>。

低空高光谱遥感主要是将成像光谱仪搭载于无人机平台上,对研究区域的土壤进行监测的高光谱遥感技术。这一技术结合了近地传感高光谱及高空高光谱遥感的优点,在减少复杂环境因素影响的同时,能够有效地获取大范围高质量的光谱数据,近年来受

到广泛关注<sup>[41]</sup>。

### 3.2 高光谱遥感测定土壤重金属的技术原理

土壤作为岩石风化的产物,是一类复杂聚集体,包括重金属在内的多种化学组分。土壤的光谱特征主要受土壤中不同组分的分子振动与电子跃迁的影响,其不同波段区间内能够进行响应并形成特征峰值,这些特征峰值的范围通常较宽,且存在相互重叠的情况<sup>[42]</sup>。高光谱遥感是利用地物的特征吸收光谱,通过窄且连续的光谱通道对地物进行持续遥感成像的技术<sup>[7]</sup>。吸收光谱是指地物吸收光子之后,原子从低能级跃迁至高能级而产生的光谱,其特征主要由原子的数量和质量、原子间的键合力以及分子单元的对称性所决定<sup>[28]</sup>。地物的光谱吸收峰主要集中于可见光-近红外波段(400~2 500 nm)及中红外波段(2 500~25 000 nm)<sup>[43]</sup>。高光谱遥感则通过化学计量方法以及计算机科学手段,将不同重金属元素对应的光谱特征吸收峰作为自变量,实测土壤重金属含量数据作为因变量,并输入选择好的数学统计模型中,建立重金属含量预测模型以实现反演,可以对研究区域内土壤重金属含量进行定性及定量分析。3类高光谱遥感用于测定土壤重金属的主要技术及具体流程如图1和图2所示。

已有大量相关研究证明了该技术的有效性和巨大的发展潜力。如Kemper等<sup>[44]</sup>利用高光谱遥感数据对矿区内土壤中的As、Hg、Pb、Fe元素进行定量反演,取得了较好的效果;Wu等<sup>[34]</sup>利用土壤室内反射光谱

结合Hymap等影像波段特征,对南京江宁地区的土壤Hg含量进行了定量反演,实现了大面积范围的土壤Hg含量监测;解宪丽等<sup>[12]</sup>将土壤样本在可见光-近红外波段的反射光谱及其变换数据与土壤中Cu、Pb等9种重金属含量进行了相关性分析,发现两者之间存在显著相关性,充分论证了高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的广阔应用前景。

### 3.3 高光谱遥感技术测定土壤重金属含量存在的主要问题

随着技术的发展,利用高光谱遥感反演土壤重金属含量的准确性不断提高,但也仍面临着诸多问题。由于土壤环境复杂,土壤中各组分的光谱特征峰互相之间存在一定的干扰。同时,土壤中的重金属元素含量较少,不同元素理化性质差异较大,导致反演存在一定误差。当前的重金属反演模型准确度仍无法和实验室分析相媲美,当前模型拟合精度在75%~80%之间,但存在30%~40%的相对误差<sup>[45]</sup>。此外,由于不同样点在空间尺度、土壤理化性质、环境因子等诸多方面存在较大差异,对于不同环境下模型的选用及利用多种模型进行耦合分析是未来研究的主要方向。

## 4 高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的发展过程

### 4.1 近地传感高光谱技术

早期用于土壤重金属含量测定的高光谱遥感技术主要是近地传感高光谱技术。这一技术主要利用

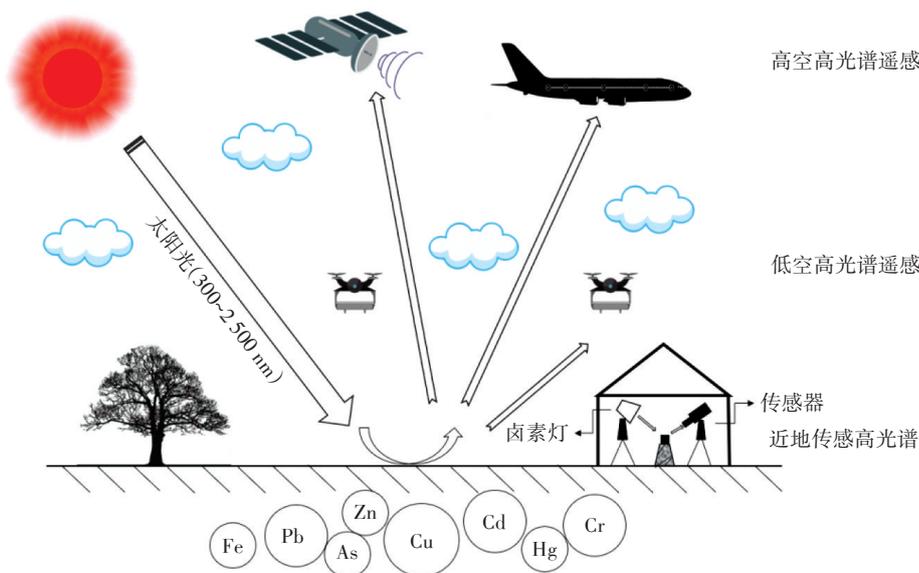


图1 3类高光谱遥感的主要技术示意图

Figure 1 The main technical roadmap of the three types of hyperspectral remote sensing

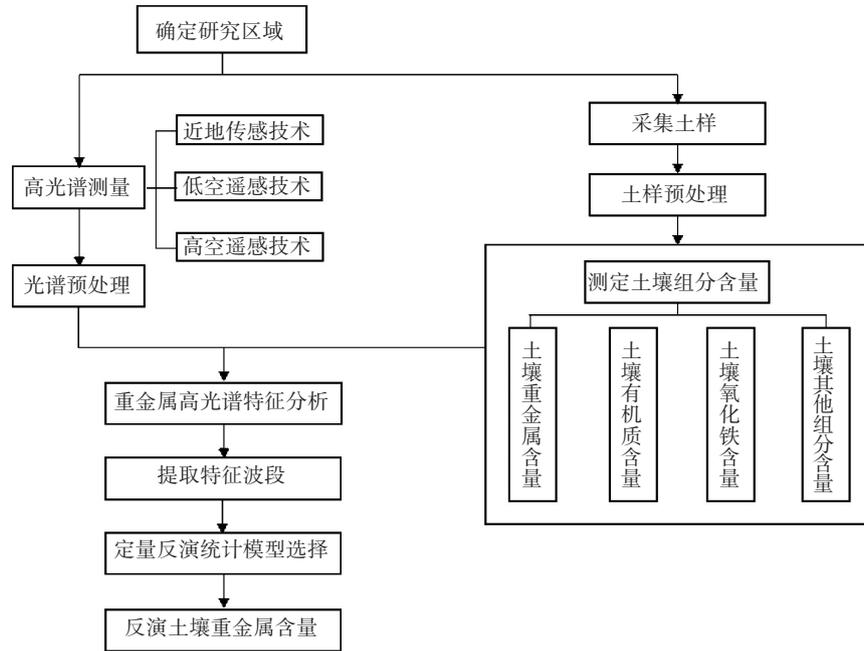


图2 利用高光谱遥感技术测定土壤重金属含量技术流程图

Figure 2 Technical flow chart of using hyperspectral remote sensing technology to determine heavy metals content of soil

地物光谱仪在室内测量土壤样本的高光谱数据,光谱仪的测试范围包括紫外光(UV)区域、可见光(vis)区域、近红外(NIR)区域及中红外(MIR)区域。在室内可控条件下,近地传感高光谱技术可以有效减少温度、光照、大气变化等环境因素引发的光谱基线变动、附加散射变动等的影响<sup>[46]</sup>。此外,土壤重金属元素的光谱特征还会受到土壤粒度、含水量等理化性质的影响,实验室操作可以预先对待测土样进行研磨、过筛、烘干,最大限度控制土壤理化性质对光谱结果的影响<sup>[47]</sup>。

由于近地传感高光谱受环境因素影响较小,便于分析土壤各组分的光谱响应特征,因而在早期研究中这一技术被应用于探究土壤中含量较低的重金属元素与含量较高组分间的相关性,为高光谱遥感技术在土壤重金属含量测定领域的应用提供了重要理论基础<sup>[48]</sup>。如 Malley 等<sup>[10]</sup>首次利用近地传感高光谱技术对湖泊沉积物中的重金属进行反演,发现了待测重金属的主要响应波段,并验证了重金属元素和蛋白质、纤维素、脂类的光谱响应波段相近。Kooistra 等<sup>[49]</sup>研究发现,土壤样本中的 Cd、Zn 含量与土壤有机质含量呈正相关关系,并在此基础上利用高光谱技术反演了莱茵河流域土壤中的 Cd、Zn 含量。Kemper 等<sup>[44]</sup>经研究发现,矿区土壤中 As、Hg、Pb 的含量与 Fe 含量存在显著相关性,并借助这一相关性对矿区土壤中的重金

属元素含量进行了反演。这些研究验证了利用高光谱遥感技术测定土壤重金属含量的可行性,为土壤重金属含量测定领域开拓了全新的研究方式。随着相关研究的不断开展,各类重金属元素的光谱响应特征波段不断被发现,重金属元素与土壤其余组分之间的关系也被有效归纳总结,高光谱遥感技术的理论基础也逐步完善(表1)。

在高光谱遥感技术的理论基础不断被夯实之后,相关研究开始关注如何有效提高反演模型的精度,以提升测算的准确性。当前研究主要关注光谱预处理方法的改进、反演模型的选取及优化等方面。光谱预处理是利用光谱数据进行定性或定量分析之前的重要步骤,直接决定了反演模型的准确性。光谱预处理方法改进的相关研究主要关注两个主要问题:一是平滑去噪,消除光谱信息中诸如随机噪音、样品背景干扰及仪器误差等因素对光谱信息产生的影响,对光谱成像仪获取的高光谱数据进行噪声去除的方法主要包括最大或最小噪声分离法、小波去噪法等<sup>[46]</sup>;二是数据增强,优化特定组分的光谱信息,突出反映特定组分信息的光谱区域,限制噪声影响,提高运算效率,常用的算法有微分算法、Savitzky-Golay 卷积平滑算法、连续统去除算法、多元散射校正算法、重采样算法以及变量标准化算法等。其中微分算法最常用于光谱数据的转换,主要是通过低阶整数微分算法<sup>[12,21]</sup>或

分数阶微分算法对原始光谱数据进行预处理,以增强数据的可靠性。在得到可靠的光谱预处理数据之后,选取合适的反演模型可以有效提高土壤重金属含量测算的准确性,因而,模型的选取与优化在相关研究中至关重要。反演模型应用的计算方法经历了从单变量统计分析算法到多元统计分析算法、线性模型到非线性模型的发展变化。单变量统计分析算法指在光谱数据与重金属含量的相关性分析基础上,选取相关性最显著的特征波段来建立预测模型;而多元统计分析算法则会综合分析多个特征波段,尽可能地在原始数据中挖掘出更多的有用信息,更利于对复杂多变的环境样本进行分析。在多元统计分析的代表算法中,由于PLSR同时具有SMLR和PCR的优良特性而被广泛应用,是最为普遍的建模方法。如Moros等<sup>[11]</sup>基于土壤重金属元素和有机物之间的相关性,利用高光谱数据建立偏最小二乘回归模型,实现了对河滩土壤中As、Cd、Co等元素的定量监测。

为了提高高光谱遥感技术的实用性,推进该技术在更大范围内的运用,高光谱遥感技术的相关研究也逐步由单一的实验室研究发展到实地监测。由于室外环境相较于实验室环境更为复杂,室外研究也无法对土壤样本进行预处理操作,因而在实验室环境下建立的土壤组分反演模型无法直接应用于室外监测。将实验室环境下建立起的理论基础与室外原位监测的高光谱数据进行耦合并反演推算土壤中各组分的含量是当前该领域的主要研究方向。目前,已有研究成功地利用近地传感技术对室外土壤有机质、黏土矿物等组分的含量进行了反演推算,已有部分研究应用于土壤重金属含量的实时监测。如邹滨等<sup>[17]</sup>应用DS算法对原位实测土壤高光谱数据进行转换,并基于主成分逐步回归建模方法开展了土壤Cd含量原位实测数据与实验室光谱数据的联合反演实验,证实了引入实验室光谱数据并应用DS转换算法能够有效提升原位实测光谱数据反演模型的可靠性。

目前大部分近地传感高光谱研究使用的是近红外光谱仪,主要测量数据为土壤反射率和辐射率,光谱仪的可监测波谱范围为350~2 500 nm,属于可见光-近红外(vis-NIR)区域。已有部分研究应用中红外(MIR)光谱仪对土壤组分进行实地监测并反演,其较vis-NIR表现出更好的测算效果<sup>[18]</sup>。但中红外光谱仪的价格较为昂贵,相关研究较少。有研究试图将vis-NIR与MIR技术相结合,探索两者的协同作用。如Moros等<sup>[11]</sup>结合土壤样本在vis-NIR和MIR两个区

域内的光谱数据,对河滩土壤中As、Cd、Co等元素含量进行了定量监测研究。O'Rourke等<sup>[50]</sup>以爱尔兰国家土壤数据库(NSDB)中多个农业土壤样本为研究对象,探究了利用vis-NIR、MIR两个光谱波段的测定数据表征土壤组分的差异性,发现使用单一技术进行表征时,42种土壤组分中有15种表现出良好的测算效果;当使用两种技术协同表征时,42种土壤组分中有25种表现出良好的测算效果;相较而言,利用协同表征法测算土壤中的微量重金属元素(As、Cd、Co、Cu、Hg、Mn、Ni和Zn)具有显著的优越性。该研究还将土壤高光谱遥感技术与X射线荧光光谱技术相结合,同样表现出更好的测算效果,表明多技术协同是高光谱遥感技术发展的一大趋势<sup>[37]</sup>。

#### 4.2 高空高光谱遥感技术

基于近地传感高光谱技术的土壤重金属反演测算虽然在一定程度上克服了传统方法的不足,达到了快速有效测定土壤重金属含量的目的,但获取土壤样本光谱数据的过程仍然耗时耗力、成本较高。且近地传感高光谱技术的监测范围相对受限,难以快速检测大范围的土壤样本。相较而言,高空高光谱遥感技术成本更低且省时省力,同时具备了能够大范围监测的应用潜力<sup>[40]</sup>。得益于成像光谱仪的出现,遥感图像的每个像元都能获取几乎连续的光谱数据;同时,近地传感技术的实践为高光谱遥感技术的应用奠定了坚实的理论基础,也推动了高空高光谱技术的研究与应用<sup>[51]</sup>。

已有研究利用高空高光谱技术测定土壤中水分、有机质、氮、磷、钾等对光谱数据影响较大的组分<sup>[52]</sup>,但将高空高光谱技术应用于测定土壤重金属含量的相关研究较少。一方面是因为重金属在土壤中含量较低,而高空高光谱遥感数据分辨率低,在波谱上难以提取重金属元素的响应特征;另一方面是因为实测的高光谱遥感数据有同质异谱、同谱异质、混合像元等复杂性质,需要对原始数据进行大气辐射校正、几何校正、混合像元分解、光谱解混等预处理后才能得到类似于近地传感高光谱技术获取的“纯粹”土壤高光谱数据<sup>[53]</sup>,这极大提高了获取重金属元素响应特征的难度。已有研究结合室外高光谱监测数据与实验室测定的重金属元素含量数据,验证了高空高光谱技术的可行性<sup>[34]</sup>。Choe等<sup>[54]</sup>利用实验室环境下测得的光谱数据,分析得到土壤重金属元素相关参数,并将其扩展应用于测算大范围内的土壤重金属分布情况。将实验室数据及室外实测数据协同测算有助于提升

结果的可靠性,而直接使用高空高光谱数据反演环境土壤重金属含量的效果通常不甚理想。如钟燕<sup>[55]</sup>基于HSI高光谱数据对耕地土壤中Cr、Pb两类重金属进行了定量反演测算,在采用多种建模方式后精度均不理想;刘妍<sup>[56]</sup>基于Hymap数据进行土壤As含量反演研究,发现光谱数据和As含量间的相关性较差。这些研究表明结合近地传感高光谱技术有助于提高高空高光谱研究的准确性,但直接利用高光谱遥感数据对土壤重金属元素含量进行反演推算可能存在较大误差,仍有待进一步研究。

利用高空高光谱遥感对土壤重金属含量进行定量反演测算时,通常选择地表土壤裸露区域或低植被覆盖区域,若研究样点位于农耕区则会选择作物收获与种植之间的土地“空窗期”收集遥感数据,以尽量减少地表植被对高光谱数据的影响。也有研究利用植被冠层光谱间接反演土壤重金属含量,这一技术的理论基础是植被在土壤重金属污染环境下生长,其生理、生态指标会出现变化并在光谱信息上表现,利用相应指标可以间接估测土壤重金属含量<sup>[57]</sup>。目前,这类研究常用于农业土壤监测,从农作物冠层光谱中提取相关性较好的光谱数据建立土壤重金属反演模型。但这类研究的技术理论还不成熟,应用也相对局限,只有当重金属含量达到一定浓度时才能对植物生长起到显著的影响。当土壤重金属含量过低时,依靠植被冠层光谱数据无法准确估测土壤重金属含量。此外,仅凭植被冠层光谱数据无法识别重金属的种类,仍需借助土壤地球化学数据的支持。不过,植被冠层光谱的相关研究拓展了高光谱遥感技术的应用领域,为这一技术的未来发展提供了全新的思路。

#### 4.3 低空高光谱遥感技术

低空高光谱遥感主要是将成像光谱仪搭载于无人机平台上,能够获取大范围高质量的光谱数据,近年来受到广泛关注。相较于近地传感技术,低空高光谱遥感作业面积广,且省时省力;相较于高空高光谱遥感技术,低空高光谱遥感获得的数据受大气、云层影响较小,波段数量更多,光谱分辨率更高,在飞行轨迹和时间上也更灵活。此外,近地传感及高空遥感技术的研究为低空高光谱遥感的发展奠定了理论与实践基础,使其在起步阶段便相对成熟,近年来俨然成为本领域的研究热点<sup>[41]</sup>。目前近地高光谱遥感常用于农作物监测<sup>[58]</sup>、水质监测<sup>[59]</sup>、土壤侵蚀研究<sup>[60]</sup>等方面,但在土壤重金属测定领域鲜见报道,还存在较大的发展空间。

## 5 发展趋势与展望

利用高光谱遥感技术可以建立快速、高效测定土壤重金属元素含量的定量反演预测模型,为土壤重金属监测提供有力的技术支撑。经过多年的发展,该项技术取得了长足的进步,理论体系不断完善,研究体系不断健全,但仍存在一定局限。通过对之前相关研究的总结分析,高光谱遥感技术用于测定土壤重金属含量的相关技术研究主要有以下发展方向:

(1)高光谱遥感技术的基础理论研究。包括土壤中各类重金属元素对高光谱遥感的响应机制、重金属元素与土壤其余组分之间的关系、重金属与研究区域内其余因子(如植被生长状况)之间的关系等。当前研究主要着眼于模型方面,忽略了高光谱遥感技术相关的基础理论研究。就目前各研究中得出的结果来看,高光谱遥感的理论基础还不完善,仅依靠实验数据反推而得的统计方法无法普适于不同环境条件下的定量反演。加强高光谱遥感技术的基础理论研究,有助于加深了解土壤重金属元素与高光谱遥感数据间的直接或间接关系,或许可以改变这一困境。

(2)拓展近地传感高光谱技术的应用范围。将近地传感高光谱技术的应用范围从单纯的实验室环境拓展至复杂的野外环境,可为高空及低空高光谱遥感技术在土壤重金属测定领域更广阔的应用提供理论和实践支持。

(3)广域波谱融合使用与多种光谱技术协同研究。多光谱融合使用监测或多种光谱技术的协同监测可以有效提升高光谱遥感数据的准确性和可靠性,有助于将高光谱遥感技术应用于环境更为复杂的研究样点,以此拓展高光谱遥感技术的应用范围。

(4)以无人机为载体的低空高光谱遥感技术的研究与应用。关于低空高光谱遥感技术的研究相对较少,将之应用于土壤重金属含量测定领域将会是未来研究的一大热点。此外,将低空高光谱遥感技术与高空高光谱遥感及近地传感高光谱相结合,可以形成天-空-地三体复合的系统性土壤重金属监测体系。

(5)高光谱遥感技术的多学科交叉研究。就目前研究成果来看,将高光谱技术应用于土壤重金属监测已具备了一定的可行性,虽仍不足以做到高精度的定量反演,但已可运用到实际监测中。在实际研究中,可以结合高光谱遥感技术与其他学科领域的重金属相关研究,多学科交叉提升高光谱遥感技术的应用范

围,完善土壤重金属污染评价体系。

#### 参考文献:

- [1] Li Z Y, Ma Z W, Van Der Kuijp T J, et al. A review of soil heavy metal pollution from mines in China: Pollution and health risk assessment[J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 468/469:843-853.
- [2] 郑喜坤,鲁安怀,高翔,等. 土壤中重金属污染现状与防治方法[J]. *土壤与环境*, 2002, 11(1):79-84.  
ZHENG Xi-shen, LU An-huai, GAO Xiang, et al. Contamination of heavy metals in soil present situation and method[J]. *Soil and Environmental Sciences*, 2002, 11(1):79-84.
- [3] Rinklebe J, Antoniadis V, Shaheen S M, et al. Health risk assessment of potentially toxic elements in soils along the Central Elbe River, Germany[J]. *Environment International*, 2019, 126:76-88.
- [4] 陈皓,何瑶,陈玲,等. 土壤重金属监测过程及其质量控制[J]. *中国环境监测*, 2010, 26(5):40-43.  
CHEN Hao, HE Yao, CHEN Ling, et al. The monitoring process of heavy metals in soils and its quality control measures[J]. *Environmental Monitoring in China*, 2010, 26(5):40-43.
- [5] 李海峰,王庆仁,朱永官. 土壤重金属测定两种前处理方法的比较[J]. *环境化学*, 2006, 25(1):108-109.  
LI Hai-feng, WANG Qing-ren, ZHU Yong-guan. Comparison of two pretreatment methods for soil heavy metal determination[J]. *Environmental Chemistry*, 2006, 25(1):108-109.
- [6] 贺军亮,张淑媛,查勇,等. 高光谱遥感反演土壤重金属含量研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 30(3):407-412.  
HE Jun-liang, ZHANG Shu-yuan, ZHA Yong, et al. Review of retrieving soil heavy metal content by hyperspectral remote sensing[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 30(3):407-412.
- [7] 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.  
PU Rui-liang, GONG Peng. *Hyperspectral remote sensing and its applications*[M]. Beijing:Higher Education Press, 2000.
- [8] Bowers S A, Hanks R J. Reflection of radiant energy from soils[J]. *Soil Science*, 1965, 100(2):130-138.
- [9] 何飞. 行星空间环境光学遥感[J]. *科学通报*, 2020, 65(14):1305-1319.  
HE Fei. Remote sensing of planetary space environment[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2020, 65(14):1305-1319.
- [10] Malley D F, Williams P C. Use of near-infrared reflectance spectroscopy in prediction of heavy metals in freshwater sediment by their association with organic matter[J]. *Environmental Science & Technology*, 1997, 31(12):3461-3467.
- [11] Moros J, Vallejuelo S F D, Gredilla A, et al. Use of reflectance infrared spectroscopy for monitoring the metal content of the estuarine sediments of the Nerbioi-Ibaizabal river (Metropolitan Bilbao, Bay of Biscay, Basque Country)[J]. *Environmental Science & Technology*, 2009, 43(24):9314-9320.
- [12] 解宪丽,孙波,郝红涛. 土壤可见光-近红外反射光谱与重金属含量之间的相关性[J]. *土壤学报*, 2007, 44(6):982-993.  
XIE Xian-li, SUN Bo, HAO Hong-tao. Relationship between visible-near infrared reflectance spectroscopy and heavy metal of soil concentration[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2007, 44(6):982-993.
- [13] 任红艳. 宝山矿区农田土壤-水稻系统重金属污染的遥感监测[D]. 南京:南京农业大学, 2008:120.  
REN Hong-yan. Use of hyper/multiple-spectral data on monitoring heavy metal pollution in soil-rice system nearby Baoshan mines[D]. Nanjing:Nanjing Agricultural College, 2008:120.
- [14] 王维,沈润平,吉曹翔. 基于高光谱的土壤重金属铜的反演研究[J]. *遥感技术与应用*, 2011, 26(3):348-354.  
WANG Wei, SHEN Run-ping, JI Cao-xiang. Study on heavy metal Cu based on hyperspectral remote sensing[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(3):348-354.
- [15] He J L, Cui J L, Zhang S Y, et al. Hyperspectral estimation of heavy metal Cu content in soil based on partial least square method[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(5):998-1004.
- [16] 涂宇龙,邹滨,姜晓璐,等. 矿区土壤Cu含量高光谱反演建模[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(2):575-581.  
TU Yu-long, ZOU Bin, JIANG Xiao-lu, et al. Hyperspectral remote sensing based modeling of Cu content in mining soil[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(2):575-581.
- [17] 邹滨,涂宇龙,姜晓璐,等. 土壤Cd含量实验室与野外DS光谱联合反演[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(10):3223-3231.  
ZOU Bin, TU Yu-long, JIANG Xiao-lu, et al. Estimation of Cd content in soil using combined laboratory and field DS spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(10):3223-3231.
- [18] Siebielec G, Mccarty G W, Stuczynski T I, et al. Near- and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for measuring soil metal content[J]. *Journal of Environmental Quality*, 2004, 33(6):2056-2069.
- [19] 程先锋,宋婷婷,陈玉,等. 滇西兰坪铅锌矿区土壤重金属含量的高光谱反演分析[J]. *岩石矿物学杂志*, 2017, 36(1):60-69.  
CHENG Xian-feng, SONG Ting-ting, CHEN Yu, et al. Retrieval and analysis of heavy metal content in soil base on measured spectra in the Lanping Zn-Pb mining area, western Yunnan Province[J]. *Acta Petrologica Et Mineralogica*, 2017, 36(1):60-69.
- [20] 马磊,颜安. 基于地物光谱和Landsat8遥感影像的土壤铅含量反演研究[J]. *山东农业科学*, 2019, 51(12):120-126.  
MA Lei, YAN An. Study on soil lead content inversion based on hyperspectral and Landsat8 remote sensing images[J]. *Shandong Agricultural Sciences*, 2019, 51(12):120-126.
- [21] 吴明珠,李小梅,沙晋明. 亚热带土壤铬元素的高光谱响应和反演模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(6):1660-1666.  
WU Ming-zhu, LI Xiao-mei, SHA Jin-ming. Spectral inversion models for prediction of total chromium content in subtropical soil[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(6):1660-1666.
- [22] 贺军亮,崔军丽,李仁杰. 土壤重金属铬的高光谱估算模型[J]. *实验室研究与探索*, 2019, 38(7):8-11.  
HE Jun-liang, CUI Jun-li, LI Ren-jie. Hyperspectral estimation model of heavy metal Cr in soil[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2019, 38(7):8-11.
- [23] 王金凤,王世杰,白晓永,等. 基于高光谱反射率的喀斯特地区土

- 壤重金属锌元素含量反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(12): 3873-3879.
- WANG Jin-feng, WANG Shi-jie, BAI Xiao-yong, et al. Prediction soil heavy metal zinc based on spectral reflectance in Karst area[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(12): 3873-3879.
- [24] 任红艳, 庄大方, 邱冬生, 等. 矿区农田土壤砷污染的可见-近红外反射光谱分析研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(1): 114-118.
- REN Hong-yan, ZHUANG Da-fang, QIU Dong-sheng, et al. Analysis of visible and near-infrared spectra of As-contaminated soil in croplands beside mines[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(1): 114-118.
- [25] 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.
- XU Ming-xing, WU Shao-hua, ZHOU Sheng-lu, et al. Hyperspectral reflection models for retrieving heavy metal content: Application in the archaeological soil[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2011, 30(2): 109-114.
- [26] Alloway B J. Heavy metals in soils: Trace metals and metalloids in soils and their bioavailability[M]. Dordrecht: Springer, 2013: 11-50.
- [27] 吴昫昭. 南京城郊农业土壤重金属污染的遥感地球化学基础研究[D]. 南京: 南京大学, 2005: 148.
- WU Yun-zhao. Heavy metal pollution in suburban soils of the Nanjing area: A feasibility study of remote-sensing geochemistry[D]. Nanjing: Nanjing University, 2005: 148.
- [28] Kleinebecker T, Poelen M D M, Smolders A J P, et al. Fast and inexpensive detection of total and extractable element concentrations in aquatic sediments using near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS)[J]. *PLoS One*, 2013, 8(7): e70517.
- [29] 叶明亮, 杨梦丽, 刘纯宇, 等. 高光谱遥感在土壤重金属污染监测中的应用[J]. 环境监测管理与技术, 2018, 30(6): 1-5.
- YE Ming-liang, YANG Meng-li, LIU Chun-yu, et al. Application of hyperspectral remote sensing in monitoring heavy metals in soil[J]. *The Administration and Technique of Environmental Monitoring*, 2018, 30(6): 1-5.
- [30] 蒋建军, 徐军, 贺军亮, 等. 基于有机质诊断指数的土壤镉含量反演方法研究[J]. 土壤学报, 2009, 46(1): 177-182.
- JIANG Jian-jun, XU Jun, HE Jun-liang, et al. Method for retrieving soil cadmium content based on organic matter diagnostic index[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2009, 46(1): 177-182.
- [31] 陈春, 刘成玉, 张树清. 基于地物光谱矢量空间的遥感图像大气影响校正[J]. 中国科学: 地球科学, 2012, 42(6): 962-968.
- CHEN Chun, LIU Cheng-yu, ZHANG Shu-qing. Atmospheric correction of remote sensing imagery based on the surface spectrum's vector space[J]. *Scientia Sinica(Terrae)*, 2012, 42(6): 962-968.
- [32] 王璐, 蔺启忠, 贾东, 等. 基于反射光谱预测土壤重金属元素含量的研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(6): 906-913.
- WANG Lu, LIN Qi-zhong, JIA Dong, et al. Study on the prediction of soil heavy metal elements content based on reflectance spectra[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(6): 906-913.
- [33] 王燕. 石家庄污灌区土壤重金属含量的高光谱遥感监测研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2013.
- WANG Yan. Study on hyperspectral prediction model of soil heavy metal content in Shijiazhuang sewage irrigation area[D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2013.
- [34] Wu Y Z, Chen J, Ji J F, et al. Feasibility of reflectance spectroscopy for the assessment of soil mercury contamination[J]. *Environmental Science & Technology*, 2005, 39(3): 873-878.
- [35] Summers D, Lewis M, Ostendorf B, et al. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties[J]. *Ecological Indicators*, 2011, 11(1): 123-131.
- [36] Viscarra Rossel R A, Bui E N, Caritat P D, et al. Mapping iron oxides and the color of Australian soil using visible-near-infrared reflectance spectra[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2010, 115, F04031.
- [37] Tao S, Steve H. Unsupervised learning with random forest predictors [J]. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 2006, 15(1): 118-138.
- [38] 涂晔昕, 费腾. 从植被高光谱遥感到土壤重金属污染诊断的研究进展[J]. 湖北农业科学, 2016, 55(6): 1361-1368.
- TU Ye-xin, FEI Teng. From vegetation hyperspectral remote sensing to the diagnosis of soil heavy metal pollution[J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2016, 55(6): 1361-1368.
- [39] José A M D, Rogério C C, Marcelo C A, et al. Visible - NIR reflectance: A new approach on soil evaluation[J]. *Geoderma*, 2003, 121(1): 95-112.
- [40] Simone P, Claudia B, Rosa M C, et al. Using imaging spectroscopy to map red mud dust waste: The podgorica aluminum complex case study [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123: 139-154.
- [41] Yue J B, Feng H K, Yang G J, et al. A comparison of regression techniques for estimation of above-ground winter wheat biomass using near-surface spectroscopy[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): 66.
- [42] Theng B K G, Tate K R. Interactions of clays with soil organic constituents[J]. *Clay Research*, 1989, 8: 1-10.
- [43] Janik L J, Merry R H, Skjemstad J O. Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? [J]. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 1998, 38(7): 681.
- [44] 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.
- [45] 肖捷颖, 王燕, 张倩, 等. 土壤重金属含量的高光谱遥感反演方法综述[J]. 湖北农业科学, 2013, 52(6): 1248-1253.
- XIAO Jie-ying, WANG Yan, ZHANG Qian, et al. Review on methods of monitoring soil heavy metal based on hyperspectral remote sensing data[J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2013, 52(6): 1248-1253.
- [46] Burns D A, Ciurezak E W. Handbook of near-infrared analysis[M]. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2007.
- [47] Bell V A. Effect of pellet pressing on the infrared spectrum of kaolinite[J]. *Clays and Clay Minerals*, 1991, 39(3): 290-292.
- [48] Islam K, Singh B, Mcbratney A. Simultaneous estimation of several soil properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy[J]. *Soil Research*, 2003, 41(6): 1101.
- [49] Kooistra L, Wehrens R, Leuven R S E W, et al. Possibilities of visible-near-infrared spectroscopy for the assessment of soil contamina-

- tion in river floodplains[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2001, 446(1/2): 97-105.
- [50] O'Rourke S M, Minasny B, Holden N M, et al. Synergistic use of vis-NIR, MIR, and XRF spectroscopy for the determination of soil geochemistry[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2016, 80(4): 888-899.
- [51] Giuseppe B, Giuseppe C, Silvia S. Asbestos containing materials detection and classification by the use of hyperspectral imaging[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2018, 344:981-993.
- [52] Wolfgang S, Thomas J. Linking spatial patterns of soil organic carbon to topography: A case study from south-eastern Spain[J]. *Geomorphology*, 2010, 126(1):252-263.
- [53] Tan K, Wang H M, Chen L H, et al. Estimation of the spatial distribution of heavy metal in agricultural soils using airborne hyperspectral imaging and random forest[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2020, 382:120987.
- [54] Choe E, van der Meer F, van Ruitenbeek F, et al. Mapping of heavy metal pollution in stream sediments using combined geochemistry, field spectroscopy, and hyperspectral remote sensing: A case study of the Rodalquilar mining area, SE Spain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(7):3222-3233.
- [55] 钟燕. 基于HSI高光谱数据的耕地土壤重金属镉、铅含量遥感反演[D]. 成都:四川农业大学, 2016:85.
- ZHONG Yan. Remote sensing estimation of heavy metal Cd and Pb in cultivated soil based on HSI hyperspectral data[D]. Chengdu:Sichuan Agricultural University, 2016:85.
- [56] 刘妍. 基于Hymap数据的土壤As含量反演研究[D]. 北京:中国地质大学(北京), 2018:66.
- LIU Yan. Estimation of As content in soil based on Hymap data[D]. Beijing:China University of Geosciences(Beijing), 2018:66.
- [57] Wang F H, Gao J, Zha Y. Hyperspectral sensing of heavy metals in soil and vegetation: Feasibility and challenges[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 136:73-84.
- [58] Zaman-Allah M, Vergara O, Araus J L, et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize[J]. *Plant Methods*, 2015, 11(1):35-46.
- [59] 杨振, 卢小平, 武永斌, 等. 无人机高光谱遥感的水质参数反演与模型构建[J]. 测绘科学, 2020(9):60-64, 95.
- YANG Zhen, LU Xiao-ping, WU Yong-bin, et al. Retrieval and model construction of water quality parameters for UAV hyperspectral remote sensing[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020(9):60-64, 95.
- [60] Peter K D, D'Oleire-Oltmanns S, Ries J B, et al. Impact of land-levelling measures on gully and soil erosion analysed by rainfall simulation and UAV remote sensing data in the Souss Basin, Morocco[C]. Vienna, Austria:EGU General Assembly, 2013.