

矿区土壤重金属污染遥感反演研究进展*

韩玲¹, 刘志恒¹, 宁昱铭¹, 赵中阳²

(1. 国土资源部退化及未利用土地整治工程重点实验室, 陕西 西安 710075; 2. 长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710064)

摘要:随着工矿企业开采力度加剧, 采矿废气排放与废水灌溉增多, 矿区表层土壤重金属污染日渐成为人们关注的环境热点问题。如何快速高效地掌握矿区土壤重金属含量空间分布是进行矿区开采及风险评价的前提条件。由于土壤重金属在遥感光谱上所表现出来的特殊的反射特征, 遥感技术已逐渐成为矿区土壤重金属污染反演新的技术手段, 为区域环境污染状况评估提供了新的契机。总结了目前地面实测与室内反演、多光谱与高光谱、直接与间接遥感反演矿区土壤重金属污染的技术方法及优劣性, 对比分析了不同反演模型的精度及改进方法, 展望了今后的研究趋势。为探索利用遥感技术反演土壤重金属含量的可行性, 及生态环境改善、土壤质量评估及矿区规划等提供了重要的科学依据和决策支撑。

关键词:矿区; 土壤重金属污染; 遥感反演; 高光谱

中图分类号:X53 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-0076(2019)01-0109-09

DOI:10.13779/j.cnki.issn1001-0076.2019.01.021

Research Process of Remote Sensing Inversion of Soil Heavy Metal Pollution in Mining Area

HAN Ling¹, LIU Zhiheng¹, NING Yuming¹, ZHAO Zhongyang²

(1. Key Laboratory of Degradation and Unused Land Remediation Project, Ministry of Land and Resources, Xi'an 710054, China; 2. School of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

Abstract: With the intensification of mining in industrial and mining enterprises, and the increase of waste gas discharge and wastewater irrigation, heavy metal pollution in the surface soil of mining area has become a hot environmental issue. How to grasp the spatial distribution of heavy metal content in the mining area quickly and efficiently is a prerequisite for the assessment of mining risk. Because of the special reflection characteristics of soil heavy metal in remote sensing spectrum, remote sensing technology has gradually become a new technical means of soil heavy metal pollution inversion in mining areas, which provide a new opportunity for regional environmental pollution evaluation. This paper summarizes the technical methods and advantages and disadvantages of ground measurement and indoor inversion, multispectral and hyperspectral inversion, direct and indirect remote sensing for soil heavy metal pollution in mining areas, and compares and analyzes the accuracy and improvement methods of different inversion models. The research trend in the future is

* 收稿日期: 2018-07-17

基金项目:国土资源部退化及未利用土地整治工程重点实验室开放基金(SXDJ-2017-7); 陕西1:5万草碧镇(148E008021)、两亭(148E008022)、招贤(148E008023)、千阳(148E009021)、凤翔(148E009022)、姚家沟(148E009023)六幅黄土覆盖区地质填图试点项目(DD-20160060)

作者简介:韩玲(1964-), 女, 辽宁沈阳人, 博士, 教授, 主要从事遥感地质找矿研究, E-mail: 412704513@qq.com。

通信作者:刘志恒(1990-), 男, 河南巩义人, 博士研究生, 主要从事构造地质及找矿研究, E-mail: liuzhiheng@chd.edu.cn。

prospected. It provides important scientific basis and decision support for exploring the feasibility of retrieving soil heavy metal content in remote sensing technology, improving the ecological environment, evaluating soil quality and planning of mining area.

Key words: mining area; soil heavy metal pollution; remote sensing retrieval; high spectral

引言

土壤作为人类生存的重要载体,为作物提供了养分和水分,同时也是作物根系伸展、固持的重要介质。近年来,随着我国经济的快速发展,资源需求增加,矿山企业作为国民经济的重要增长点,随之而来工矿区开发加大,重金属污染事件频发,土壤重金属污染问题如迁移慢、难淋滤、难降解、难可逆等,造成了矿区土壤质量退化、生态环境恶化,威胁人体健康,已成为社会关注的环境热点问题。

目前,影响矿区土壤重金属污染的因素主要有自然和人为两种^[1](图1):(1)自然因素:主要是矿区岩石风化、动植物尸体重金属含量、由于火山喷发和森林火灾等引起的大气沉降等。在区域地质环境下,矿区表层成土母岩化学元素的含量在一系列的作用下直接决定了土壤中重金属含量,是自然因素的主要组成部分。矿床附近土壤由矿化物质母岩经过风化侵蚀等一系列作用而发育,其重金属元素含量往往高于区域土壤重金属背景值。火山爆发、森林火灾等引发的大气降尘中所含有的重金属,在风力作用下携带至土壤表层,经过雨水淋滤及灌溉,沉积在土壤中,致使土壤重金属含量增高。(2)人为因素:主要是工业生产活动的废水、固体废弃物排放、矿产开发扬尘等造成的是人类工农业生产活动中产生的土壤重金属。主要污染源包括交通运输废气排放、生活垃圾、工农业生产废气废水等。如汽车废气中含有的Pb、Ni、Cr、Cd及Mn,随气体排放及风向的影响进入土壤中;轮胎摩擦损耗引发的公路两侧Cd超标^[2-3];生活垃圾产生的大量酸、碱性物质,随重金属淋溶而被土壤及动植物吸收^[4];矿区开采引发的粉尘随着风力作用沉积在土壤环境中,尤其是一些铅锌和含硫多金属矿床的开采,由于采矿废水废液地排放,导致矿区土壤富集大量的重金属,可被土壤中的生物富集,如动植物的吸收,从而影响食物链,威胁人类健康;无节制的使用农业化肥灌溉等,都是重金属含量增高的主要原因^[5]。

因此,开展矿区土壤重金属污染研究,将为矿区土壤环境评级及管理提供支持,同时有利于区域可

持续发展,对改善矿区生态环境和矿产开发提供重要的科学依据和决策支持。

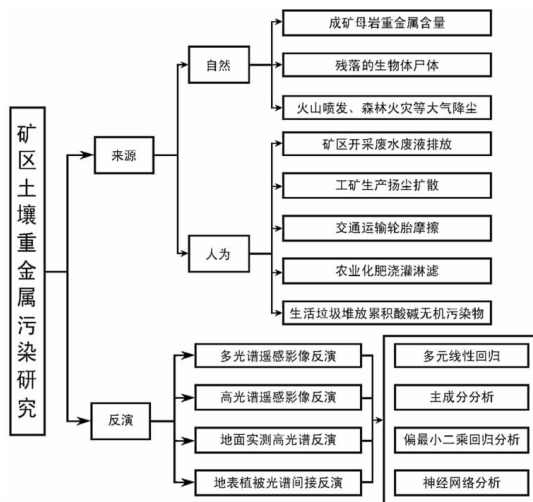


图1 矿区土壤重金属污染研究现状

Fig.1 Research status of heavy metal pollution in soil of mining area

1 土壤重金属污染

重金属矿山开采活动破坏了矿区生态环境结构,而植被的生长状况则可间接反映重金属污染程度,表征矿山周围生态环境变化。大气降尘中含有大量的重金属污染物,随着雨水的淋滤及风力的扩散作用,进入土壤环境中,进而间接影响植被养分,表征在植被和土壤表层为重金属浓度增高,叶绿素浓度降低,植被发黄,在影像上反射光谱曲线峰值迁移;土壤养分降低,水土侵蚀而活化,水土流失加剧,引发的次生地质灾害频繁。

目前,土壤重金属污染反演主要通过以下2种方式(表1):(1)野外实测插值分析;(2)遥感光谱反演。其中,野外实测插值分析主要是通过通过在矿区范围布设采样点,在野外采集大量的土壤并实测其土壤重金属含量,利用反距离权重法(IDW)、径向基函数法(RBF)、B-样条函数(B-Spline)、克里金插值法(Kriging)等拟合出矿区范围的土壤重金属含量分布状况,前三种插值方法简单,模型构建参数较少,易于实现,可控性强,区别在于IDW考虑了元素数值与距离之间的反相关性;RBF在控制插值面的光滑程度上有更大的优势,可对局部细节进行平

滑,丢失局部细微信息;B-spline 在数据密集区域较为适用,在局部极大值突变严重区域,拟合精度极低;Kriging 插值对于反演重金属元素空间分布有一定的优势,但其精度依赖于半变异函数模型及参数的选择。相比而言,Kringing 更优^[6-14]。该类方法主要依赖于样本数量及空间分布、测试成本、土壤成分、地形地貌、生态环境等因素,因此成本相对较高,难以获取大尺度范围污染物含量空间连续分布状况。同时,由于地区土质不同及模型的可靠性低而导致该法适用性较低^[15]。而遥感光谱反演主要是利用遥感技术获取范围广、信息丰富、周期短、具备空间变换监测的能力、可快速掌握污染空间分布及

程度等功能特点,多局限于通过野外采集的土壤样品,利用土壤重金属在遥感影像特殊的光谱范围所反映出来的吸收与反射特性,并实测地球化学元素含量和光谱仪实测光谱反射率曲线,寻求遥感反演土壤重金属污染的敏感波段,构建土壤重金属污染元素含量与特定光谱波段反射率之间的统计分析模型,从而推演矿区范围内重金属含量分布。该法已成为土壤重金属污染反演的首选技术手段,特别是高光谱遥感技术,以其多且连续的光谱波段特点被广泛应用,可以实现空间尺度大、破坏性小和时效性强的快速反演。两种方法的优劣及特点如表 1 所示。

表 1 矿区土壤重金属污染反演方法对比
Table 1 Comparison of heavy metal pollution methods in mining area

反演方法	主要参数及技术	优点	缺点
野外地面实测	利用插值拟合土壤重金属污染含量	模型精度高,建模速度快	只适用于小区域,模型延展性弱,成本高,分析周期长
遥感光谱反演	土壤重金属污染含量与遥感反射光谱波段及范围	适用于大面积建模,成本低,建模速度快,实时性强,分析周期短	模型精度低,依赖于遥感光谱波段的采样间隔,模型延展性弱

借助遥感技术反演土壤重金属污染含量方法在模型精度与建模速度上更优,但是该类研究相对较少,同时也存在不足,如高光谱数据对 Cd、Hg 等毒性较强且无光谱特征的元素检测仍存在困难。因此,探索矿区重金属污染遥感反演的重要手段与方法,一直都是该类研究的热点内容。

2 土壤重金属污染遥感反演

2.1 多光谱遥感影像反演土壤重金属污染

一直以来,多光谱遥感影像由于其空间分布范围广、获取方式简便、成本低、信息丰富等原因,在成矿预测、生态环境评价、地质解译等方面应用广泛。但由于多光谱遥感影像波段较少,矿区地质环境复杂,限制了多光谱遥感反演的条件,获取到的土壤信息较少,使得模型的精度难以满足大比例尺成图、评价和监测的要求^[1, 16]。多光谱遥感影像反演重金属含量,主要是指利用土壤重金属含量变化导致多光谱影像上反射率的变化这一规律,建立采样点重金属含量与多光谱影像反射率之间的相关性,拟合出最佳统计模型,从而预测其余范围的重金属含量。类似研究相对较多,为环境监测等工作提供了可靠依据^[17]。类似的还有如 Kemper 等^[18]利用遥感技

术反演了西班牙 Aznalcollar 矿区土壤中 Pb 等重金属含量,结果表明可以利用近红外光谱与重金属含量之间的显著相关性,预测该矿区土壤重金属分布,但也发现,近红外光谱对部分重金属敏感度不高(如 Cd 和 Cu);解宪丽等^[19]利用主成分分析挑选了重金属污染反演的敏感波段,探讨了江西贵溪铜冶炼厂土壤中 Cu、Pb、Zn 等 9 种重金属元素与可见光-近红外反射光谱反射率之间的相关性,研究表明该矿区土壤中存在 Cu 和 Cd 的强烈富集,土壤重金属含量与反射光谱之间存在显著相关;王璐等^[20]根据测试的天津南部平原地区不同土地利用类型土壤的地球化学元素含量分析结果,利用偏最小二乘回归方法,研究了反射率(R)、一阶微分(FDR)、反射率倒数的对数($\lg(1/R)$)和波段深度(BD)对预测精度的影响,估算了 Cd、Hg 和 Pb 的含量,并利用 TM 和 ASTER 影像验证了该方法的可行性;张建新等^[21]利用不同时相的 Landsat 系列卫星影像,建立了以 NDVI 指数估算湘江流域下游的土壤重金属污染的模型,但影像本身的局限(波段过粗)、植被覆盖、云层等气候的影响,会制约模型精度;成功等^[22]以采集的湖南株洲市区中西部的 35 个土壤样本和 Landsat 7 遥感影像为基础,利用多元线性回归(MLR)、偏最小二乘回归(PLS)、BP 神经网络模型

等技术手段,建立 Cr、Cu、Ni 等土壤重金属含量的多种反演模型,试验证明 BP 神经网络模型具备更高的预测精度。

多光谱遥感影像波段有限、影像上云层覆盖、反演方法的有效性、土壤中的杂质在影像上的特殊表现等情况,极大程度上制约了多光谱反演模型精度,尽管随着遥感光谱分辨率的提升、反演方法的多样化、测试手段的更新等技术的改进,依旧需要不断拓展多光谱遥感影像在土壤重金属污染反演的新技术,如多时相遥感影像连续动态监测提升时效性、多源多光谱遥感影像融合改善波段反演的局限、提升不同模型的处理效率和精度、更高精度的地球化学测试和光谱测试的新设备的研发等。

2.2 高光谱遥感影像反演土壤重金属污染

高光谱遥感影像反演是利用量子物理原理,分析土壤中重金属元素电子跃迁及分子振动所产生的光谱响应,进一步在高光谱影像上所反映出来的光谱差异,从微观角度为分析土壤重金属元素富集程度。相比多光谱影像,高光谱影像由于光谱分辨率更高,具备更多的光谱波段,因此可以提供更多反射率异常值用于拟合回归分析,反演模型精度更高。特别是对于土壤重金属这样的微弱信息,高光谱影像据有识别与定量探测的优势。主要方法有:多元线性回归分析、主成分分析、偏最小二乘回归分析、神经网络分析(BP 神经网络、小波神经网络、模糊神经网络等)、小波分析等,均较好预测了矿区空间范围的土壤重金属含量。而最终结果精度的高低与高光谱影像的波段选择关系密切,如温健婷等^[23]发现遗传算法在南京江宁区土壤重金属污染反演中,搜索波段选择最优解空间范围更宽,反演模型偏最小二乘精度高于普通最小二乘,且遗传算法在波段选择中更优。因此,国内外专家学者针对不同矿区,应用不同算法与数据,开展了一系列矿区高光谱遥感反演土壤重金属污染的研究^[24-27]。

此外,多源数据融合技术既考虑了多光谱数据的空间分辨率,又考虑了高光谱的光谱分辨率,对进一步提高重金属反演模型精度有极大的辅助作用。如 Swain 等^[28]利用回归分析和遗传算法(genetic algorithm, GA),分析了基于 MODIS 和 Landsat 融合影像数据的土壤重金属污染反演方法,其模型有效地

应用在印度东部的布拉马尼河(Brahmani River)周围的重金属污染研究中。值得注意的是,由于重金属微量元素对土壤光谱信号反应甚微,在应用常规高光谱数据处理方法的基础上,仍需要研究精度更高的信号处理技术及光谱采集手段。

2.3 地面实测高光谱反演土壤重金属污染

地面实测高光谱与高光谱遥感影像反演类似,不同的是地面实测高光谱反演主要利用的是手持地物光谱成像仪(ASD、spectral evolution 等)可以快速得到污染土壤的光谱反射曲线(如图 2),通过多阶微分处理,寻找重金属微量元素在光谱反射曲线上的极值点,建立土壤重金属污染含量与光谱极值点之间的分析模型^[29-31]。

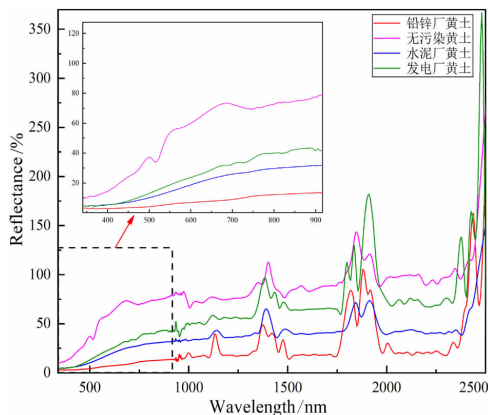


图2 野外实测宝鸡黄土高光谱反射曲线
Fig. 2 Soil hyperspectral reflectance curves measured in Baoji loess covered area

如 Choe 等^[32]先后结合地球化学测量、实测光谱和高光谱遥感技术,绘制了西班牙东南部 Rodalquilar 矿区、Suncheon 矿区河流沉积物中的重金属污染分布图,将地表实测的高光谱数据与高光谱遥感影像紧密联系起来,反演了该矿区土壤重金属污染含量状况及程度,讨论了地面实测光谱替代高光谱遥感影像的可能性,同时也指出了光谱分辨率和空间分辨率对模型精度的影响;程先锋等^[33]分析了滇西兰坪金顶超大型铅锌矿区周围 Zn、Pb、As、Cd 4 种重金属含量与光谱响应之间的关系,构建了重金属含量与实测高光谱参数之间的多元线性回归模型,但对高光谱影像的利用较少;李秋蓉等^[34]利用冕宁牦牛坪稀土矿区 34 个样本点的土壤与实测高光谱含量分析结果,应用偏最小二乘法建立光谱

一阶微分同 Fe 元素含量关系模型,利用元素相关系数,辅助分析了元素之间相关性,确定了土壤重金属主要特征光谱吸收带的位置。

由于土壤内部各类活性成分复杂,光谱采集条件不一致,致使不同矿区野外采集光谱存在差异,使得模型构建极其困难^[35]。此外,线性回归预测模型(多元线性回归、主成分回归)易出现过拟合现象,样本观测量间的多重相关性导致模型的稳定性极低,而非线性的数学分析方法(偏最小二乘回归、遗传算法、支持向量机等),将会大大提高模型的预测精度,因此,后续研究应注重非线性的数学分析方法在土壤重金属污染研究中的应用。

2.4 植被遥感间接反演矿区重金属污染

植被遥感反演方法主要是土壤中的化学元素含量会影响植物体内分布、含量及迁移,从而利用植被的健康状况反推土壤重金属含量。健康植物对电磁波辐射的吸收、反射和散射作用,可以影响植物的特征光谱曲线的走势。土壤受重金属污染后,生长在其上的植被特征将发生改变,重金属浓度升高,植被叶绿素浓度降低,植被颜色暗淡,生态环境恶劣,逐步替代传统的植被覆盖区矿产调查和土壤重金属污染监测方法^[36-41]。因此,从植被的角度反演土壤重金属污染,实用性和延展性更高,不易受到地区更换而导致模型精度的降低,但仍需注意的是模型精度的稳定性^[42]。国内外相关研究趋于成熟,如李娜等^[43]分析了德兴铜矿周围土壤表层植被光谱特征和重金属含量之间的关系,通过多元回归分析建立了由光谱参数到重金属含量的反演模型;陈圣波等^[44]以黑龙江多宝山和铜山矿区为例,通过采集矿区典型植物的光谱,分析了不同植被对重金属的选

择性吸收富集,主要体现在光谱的“红边”和吸收深度不同等变异特性,而这种变异与植物粗蛋白和叶绿素(a、b)含量有关,特别是叶绿素 a 的浓度;Wang 等^[45]研究发现高光谱数据被优化以抑制噪声,并通过导数和植被索引来增强目标金属的信号。在足够高的含量水平下,某些金属的光谱响应仅存在细微差异,并非所有金属都有其独特的光谱响应,依赖于土壤重金属光谱响应性或有机物质的共同变化,相关性的显著性决定了预测的准确性。尽管大量作者对多种金属进行了充分论证,但只有少数几个成功地将 HyMAP,HJ-1A 和 Hyperion 影像中重金属的空间分布映射到令人满意的精度,尤其是当植物中的重金属浓度非常低时,反演难度更大。针对这种情况,单一的影像光谱反射率很难突出其差异,可使用多阶反射率微分、反射率倒数、倒数的对数等指标突出反射率异常值(极大值、极小值、最值等),增加自变量的个数,进一步提高反演模型的精度。

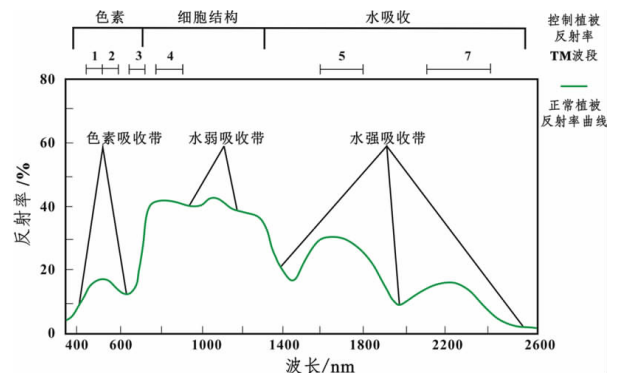


图 3 正常植被反射率曲线
Fig. 3 Normal vegetation reflectance curve

综上,遥感光谱反演矿区土壤重金属污染含量的优点及缺陷如表 2 所示。

表 2 遥感光谱反演矿区土壤重金属污染含量方法优缺点对比分析			
Table 2 Comparison of advantages and disadvantages in remote sensing spectral inversion for heavy metal pollution in mining area soil			
反演方法	对象	优点	缺陷
多光谱遥感	多光谱遥感影像反射波段	干扰波段较少,可大面积快速建模	数据量小,易受波段及影像含云量、空间分辨率等限制,而模型精度低
高光谱遥感	高光谱遥感影像反射波段	模型精度较高,时效性强,可大面积快速建模	数据量大,干扰波段较大,数据降维致使处理速度慢
地面实测高光谱遥感	样本点土壤高光谱曲线	模型精度最高	可延展性弱、时效性差,样本点的分布制约预测精度
植被遥感	植被高光谱曲线	非接触地物,可大面积快速建模	植物重金属浓度低时,重金属作用不明显,模型精度难以衡量

3 土壤重金属污染反演模型

3.1 多元线性回归分析

多元线性回归分析是基于自然界中现象常常是多个因素相互作用的结果,多个自变量线性数学组合可以预测或估计因变量。而影像波段范围广,不同波段的反射率($x_1, x_2, \dots, x_n$)数学组合,可以构建反射率 x 与重金属含量 y 之间的回归模型,具体公式如式(1)。由于其方法简单明了,在土壤有机质、水分、重金属等含量确定方面应用广泛^[46-47]。利用某种化学成分敏感的波段,并说明敏感波段值与这种化学成分浓度有较好的相关性,据此可以用这些确定的波长位置来估计化学成分的浓度^[5]。屈永华等^[48]从国产卫星(HJ-1)高光谱数据中识别重金属含量敏感反射波段,并利用在德兴铜矿区域采集的44组植被覆盖区的叶片Cu离子含量数据,逐步多元线性回归,建立Cu离子与波段反射率值之间的线性函数关系,并利用采集的验证样本进行交叉验证,间接从植被光谱波段反射率预测矿区Cu含量。多元线性回归分析精度较高依赖于光谱波段的范围,因此多光谱反演使用该法受限较多。

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (1)$$

式中, y 为重金属含量值, β 为回归系数, x_i 为第 i 个波段的反射率。

3.2 主成分分析

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA),是一种通过正交变换将一组可能存在相关性的变量转换为一组相互独立或线性不相关的几个因子,转换后的这组变量叫主成分,是一种非常重要的降维方法。人们总是希望在进行定量分析的过程中,涉及的变量最少,得到的信息量最多。因此在高光谱波段众多的条件下,能够去除冗余波段,挑选出最佳的回归波段,将有效提高模型反演精度^[49]。

Wu等^[50]利用主成分分析的方法,发现南京城郊农田土壤重金属Ni、Cr、Cu含量与Fe含量相关,Hg含量与铁矿在496 nm反射率呈正相关,与黏土矿物在2 210 nm反射率呈正相关;Limei Cai等^[51]利用主成分分析回归的方式,模拟惠州农田中8种土壤重金属含量及分布,分析了土壤重金属之间的关系及影响程度。

3.3 偏最小二乘回归分析

偏最小二乘回归,从某种程度上讲,是一种特殊

的多元线性回归分析方法。多元线性回归分析中常遇到自变量多重共线问题,特别是多光谱影像反射波段较少,也即自变量较少,则势必会导致部分模型产生相同的回归系数,而没有达到识别区分的目的。偏最小二乘回归分析综合了多元线性回归和主成分分析两种方法,通过提取对自变量 x (光谱波段反射率)和因变量 y (重金属含量)都具备最佳解释能力的主成分 t ,逐步回归分析与交叉验证,直至达到满意的精度。该法可解决样本少、模型多重共线的问题,对噪声的识别程度更准确,模型也更稳定^[52-54]。类似研究相对较多,如夏军^[55]利用高光谱遥感影像,结合可见光-近红外组合,以及PLSR回归,分析了准东煤田露天矿区重金属污染程度,研究表明对原始光谱进行变换处理、选择最佳变换形式进行VNIR和TIR光谱组合、尝试不同的建模方法,都可能提高对土壤重金属含量的预测精度,且从支持向量机反演重金属Hg的结果来看,VNIR和TIR光谱组合反演重金属污染程度是可行的;Siebielec^[56]发现使用中红外光谱预测Tarnowskie Gory矿区耕地土壤重金属Cd、Cu、Ni、Zn、Fe含量效果显著优于近红外光谱,并且指出中红外光谱可以用来估算不同土壤类型重金属含量;杨灵玉等^[57]探讨了利用Hyperion影像植被光谱及植被指数,结合偏最小二乘回归方法估算三江源区玉树县土壤重金属含量的可行性。

3.4 神经网络分析

神经网络分析也是一种重要的重金属反演工具,模拟人脑的思维方式,由大量的处理单元互联而成,是一种多层前馈网络,依赖于误差逆传递,将光谱反射率波段值作为输入层,将重金属含量值作为输出层,处理后形成一种传递的神经网络分析模型,具备自学习、自组织、自适应、联想记忆的能力,模型鲁棒性强,拟合优度高,预测结果准确,因此模型精度优于多元线性回归与主成分分析方法^[58-59]。如吕杰等^[60]研究了基于小波神经网络方法反演陕西金堆城矿区尾矿土壤Cu元素含量的建立矿区尾矿土壤铜含量高光谱反演模型,对利用高光谱遥感数据获取土壤重金属含量信息具有重要的应用价值;Meiling Liu等^[61]综合利用动态模糊神经网络模型与小波变换等光谱处理,预测了吉林长春某区重金属污染物的环境参数。

就目前看,偏最小二乘回归分析方法最为稳定,适应性更强,已逐步代替多元线性回归分析与主成

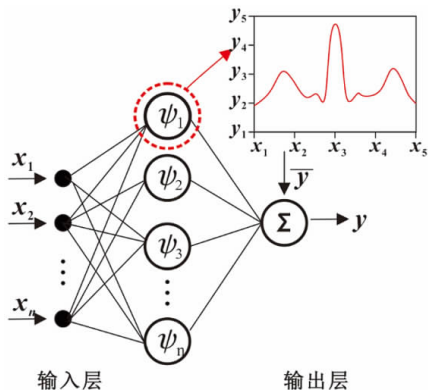


图 4 小波变换神经网络反演分析

Fig. 4 Inverse analysis of wavelet transform neural network

分分析等方法;而神经网络分析方法由于其在模拟反射率与重金属含量之间的联系上具备更强的学习能力,模型精度更高,如近年来逐步完善的泛化回归神经网络 (Generalized Regression Neural Networks, GRNN)、遗传神经网络 (Genetic Neural Network, GNN) 等^[62-64]。为了达到更优的反演方案,可联合最小二乘回归分析与神经网络分析方法,或支持向量机等方法,解决神经网络分析局部极小值与过拟合的弊端,从而提高反演精度^[65-68]。综上所述,土壤重金属污染反演模型各有优劣,应根据实际情况加以分析,才能得到更复合矿区实际情况的模型。

表 3 回归方法对比

Table 3 Comparison on regression method

反演方法	监测对象	相关系数	均方根误差	引用文献
多元线性回归	Cr	0.742	17.223	[16]
	Cu	0.653	3.538	
	Ni	0.668	3.786	
偏最小二乘回归	Cd	0.777 5	0.393 9	[10]
	Hg	0.787 7	0.245 0	
	Pb	0.562 3	6.180 7	
	Pb	0.811	0.243	[21]
	Zn	0.769	0.209	
	Cd	0.757	0.175	
	Mn	0.887	0.013	
	Cu	0.446	0.268	
	As	0.672	0.385	
神经网络	Cu	0.859	9.171 0	[33]

4 结论

从目前的研究方法手段及成果来看,土壤重金属光谱特征及其反演模型已经得到了广泛研究和应用,使用遥感技术反演矿区污染主要组分及微量元素具备较高的可行性。不同模型的深入研究与适用

性分析,有助于深入理解土壤光谱与矿物重金属含量之间的数学关系,对指导遥感地球化学定量分析有重要的意义。但是目前研究主要是利用实测的光谱数据与重金属含量之间的经验模型进行反演,缺乏一定的适用性,任何重金属土壤中都不是以单一形态存在的,而不同类型的土壤在底部基岩矿物质、气候、人为等作用下,对重金属的吸附作用是不一致的,吸附物组成会造成不同土壤总含量中各种形态的含量比例不一致,导致所建反演模型的估算精度产生一定偏差,使用遥感技术反演矿区重金属,进入业务化应用还存在很大差距。

此外,野外实测和室内光谱分析,与遥感影像光谱反演土壤重金属含量也存在较大的差异。实测光谱的模型精度依赖于采样点的分布及频率,实时性差,增加了反演过程的不确定性及误差,难以实现大规模反演分析。而遥感影像反演模型依赖于光谱特征波段的选择,实时性强,但难以实现精细化反演,同时对于区域多时相动态连续监测研究仍然较少,不同时相模型的精度对比分析也相对较少。因此,遥感技术反演区域土壤重金属含量及评估时,不仅需要考虑光谱特征波段的选择、采样点的分布、模型稳定性及精度等因素,同时也要考虑反演模型的适用性及土壤成分问题,同时应设置不同污染条件下的土壤重金属含量光谱测试试验,进一步检测模型的适用性。尽管矿区环境越来越复杂,元素自身的地球化学行为多样,势必会影响模型精度,但遥感卫星分辨率的提高、测试仪器精度的提升、植被间接反演模型的稳定性及反演技术手段的革新,对于快速掌控区域污染状况有巨大的帮助。系统对比分析重金属含量估机理,厘定矿区土壤重金属含量与光谱分析的关系,并对不同方法及模型优劣及趋势做了对比,对重金属污染研究提供了重要的科学支持。后续研究应注重不同方法之间的优势互补,如联合最小二乘的神经网络分析方法,将解决传统神经网络法局部极小值而产生的过拟合现象;同时,支持向量机由于具备更强的机器学习能力和鲁棒性,因此其适应性更优。此外,相比大部分反演模型只适合小区域,而矿区土壤表层植被污染间接反演,具备更强的适应性,因此,在模型基础上引入植被信息,可进一步提高反演精度。总而言之,矿区土壤重金属污染遥感反演不能单一使用特定反演方法,应根据实地特点加以分析,从而实现大规模业务化推广使用。

参考文献:

- [1] 沈文娟,蒋超群,侍昊,等. 土壤重金属污染遥感监测研究进展[J]. 遥感信息,2014(6):112-117.
- [2] A Falahi - Ardakani. Contamination of environment with heavy metals emitted fromautomotivees[J]. Ecotoxicology and environmental safety, 1984, 8(2):152-161.
- [3] 庞龙. 西安城郊路边菜地土壤重金属污染研究[D]. 西安:陕西师范大学, 2014.
- [4] 王瑜堂,张军,岳波,等. 村镇生活垃圾重金属含量及其土地利用中的环境风险分析[J]. 农业环境科学学报,2017(8):1634-1639.
- [5] 宋练,简季,谭德军,等. 万盛采矿区土壤 As, Cd, Zn 重金属含量光谱测量与分析[J]. 光谱学与光谱分析,2014(3):812-817.
- [6] 李湘凌,张颖慧,杨善谋,等. 合肥义城地区土壤重金属污染评价中典型插值方法的对比[J]. 吉林大学学报:地球科学版,2011(1):222-227.
- [7] XIE Yunfeng, CHEN Tongbin, LEI Mei, et al. Spatial distribution of soil heavy metal metal pollution estimated by different interpolation methods: Accuracy and uncer - tainty analysis[J]. Chemosphere, 2011(82):468-476.
- [8] SUN Yue, KANG Shaozhong, LI Fusheng, et al. Comparison of interpolation methods for depth to groundwater and its temporal and spatial variations in the minqin oasis of northwest China [J]. Environmental modelling & software, 2009(24):1163-1170.
- [9] 郭旻欣,喻根,王晓辉,等. 基于 GIS 的淮南市土壤 Cu 含量克里格插值方法比较研究[J]. 湖北农业科学,2015(20):4993-4998.
- [10] 陈思莹,邹滨,汤景文. 空间插值方法对土壤重金属污染格局识别的影响[J]. 测绘科学,2015(1):63-67.
- [11] 张金兰,欧阳婷萍,黄铁兰,等. 农田表层土壤镉的典型空间插值方法对比研究[J]. 生态科学,2017(6):130-136.
- [12] 付传城,王文勇,潘剑君,等. 南京市溧水区土壤重金属污染不同插值方法的对比研究[J]. 土壤通报,2014(6):1325-1333.
- [13] 邢怀学,叶念军,葛伟亚,等. 基于 GIS 土壤重金属元素的空间插值方法对比研究[C]// 地球资源环境定量化理论与应用——2009 年全国数学地球科学与地学信息学术会议论文集. 广州:中山大学,2009.
- [14] 袁峰,白晓宇,周涛发,等. 元素空间分布插值方法的对比研究:以铜陵地区土壤中的重金属元素为例[J]. 地学前缘,2008(5):103-109.
- [15] 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(6):1248-1253.
- [16] 程博,刘少峰,梅雪峰. 利用多光谱遥感数据提取植被污染信息的新方法[J]. 现代地质,2005(3):458-464.
- [17] 金剑,周显平,马凯. 基于 Landsat - 8 影像的最佳波段组合研究——白云鄂博矿区土壤重金属专题调查[J]. 内蒙古科技大学学报,2016(1):37-41.
- [18] 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.
- [19] 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(6):982-993.
- [20] 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(6):906-913.
- [21] 张建新,金勇章,杨慧君,等. 区域土壤重金属潜在风险遥感监测模型及应用——以湘江流域下游区为例[J]. 遥感信息,2016(6):36-43.
- [22] 成功,李嘉璇,戴之秀. BP 神经网络在土壤重金属污染分析中的应用[J]. 地质学刊,2017(3):394-400.
- [23] 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(6):625-629.
- [24] A. N. SINGH. Estimation of As and Cu contamination in agricultural soils around a mining area by reflectance spectroscopy: a case study[J]. Pedosphere, 2009, 19(6):719-726.
- [25] 蔡东全,吴泉源,曹学江,等. 基于 HJ1A - HSI 的龙口污水灌溉区土壤重金属含量反演[J]. 安全与环境工程,2015(5):33-39.
- [26] 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(2):169-177.
- [27] Tan K, Ye Y Y, Du P J, et al. Estimation of heavy metal concentrations in reclaimed mining soils using reflectance spectroscopy [J]. Spectroscopy & spectral analysis, 2014, 34(12):3317.
- [28] Swain R, Sahoo B. Mapping of heavy metal pollution in river water at daily time - scale using spatio - temporal fusion of MODIS - aqua and Landsat satellite imageries[J]. J. Environ manage, 2017, 192:1-14.
- [29] 李鑫龙,陈圣波,陈磊. 基于地面实测光谱的多金属矿区土壤重金属含量反演研究[J]. 科学技术与工程,2014(7):121-125.
- [30] 李鑫龙. 基于地面实测光谱矿区土壤重金属元素含量反演研究[D]. 长春:吉林大学,2014.
- [31] 杨璐,高永光,胡振琪. 重金属铜污染土壤光谱特性研究[J]. 矿业研究与开发,2008(3):68-69.
- [32] 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.
- [33] 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(1):60-69.
- [34] 李秋蓉,罗宇星,晋雷雨,等. 冕宁牦牛坪稀土矿区土壤重金属污染光谱测定与特征分析[J]. 物探化探计算技术,2017(5):705-710.
- [35] 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(3):407-412.
- [36] 郭世忠,田国良,汪水花. 二氧化硫和重金属镉、铜等物质对植物光谱特性的影响[J]. 环境科学,1984(6):13-18.

- [37] 刘圣伟,甘甫平,王润生. 用卫星高光谱数据提取德兴铜矿区植被污染信息[J]. 国土资源遥感,2004(1):6-10.
- [38] 程博,刘少峰,梅雪峰. 利用多光谱遥感数据提取植被污染信息的新方法[J]. 现代地质,2005(3):458-464.
- [39] 卢霞. 江西德兴铜矿矿山环境污染多光谱遥感信息提取[D]. 北京:中国地质大学(北京),2004.
- [40] 付卓,肖如林,申文明,等. 典型矿区土壤重金属污染对植被影响遥感监测分析——以江西省德兴铜矿为例[J]. 环境与可持续发展,2016(6):66-68.
- [41] 杨可明,王林伟,任俊涛,等. 植被重金属污染检测模型研究[J]. 安徽农业科学,2014(16):5178-5180.
- [42] 周超. 植被重金属含量高光谱遥感反演方法研究[D]. 长春:吉林大学,2016.
- [43] 李娜,吕建升,Altermann W. 光谱分析在植被重金属污染监测中的应用[J]. 光谱学与光谱分析,2010(9):2508-2511.
- [44] 陈圣波,周超,王晋年. 黑龙江多金属矿区植物胁迫光谱及其与金属元素含量关系研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012(5):1310-1315.
- [45] Wang F, 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.
- [46] 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(2):109-114.
- [47] 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(3):348-354.
- [48] 屈永华,焦思红,刘素红,等. 从高光谱卫星数据中提取植被覆盖区铜污染信息[J]. 光谱学与光谱分析,2015(11):3176-3181.
- [49] 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(2):575-581.
- [50] 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.
- [51] CAI L, XU Z, REN M, et al. Source identification of eight hazardous heavy metals in agricultural soils of Huizhou, Guangdong Province, China[J]. Ecotoxicol environ saf, 2012, 78:2-8.
- [52] 李慧,蔺启忠,刘庆杰,等. 基于反射光谱预测哈图-包古图金矿区地球化学元素异常的可行性研究[J]. 遥感信息,2009(4):43-49.
- [53] 胡芳,蔺启忠,王钦军,等. 土壤钾含量高光谱定量反演研究[J]. 国土资源遥感,2012(4):157-162.
- [54] 黄长平,刘波,张霞,等. 土壤重金属 Cu 含量遥感反演的波段选择与最佳光谱分辨率研究[J]. 遥感技术与应用,2010(3):353-357.
- [55] 夏军. 准东煤田土壤重金属污染高光谱遥感监测研究[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2014.
- [56] Siebielec G, Mccarty G W, Stuczynski T I. Near- and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for measuring soil metal content[J]. Journal of environmental quality, 2004, 33(6):2056-2069.
- [57] 杨灵玉,高小红,张威,等. 基于 Hyperion 影像植被光谱的土壤重金属含量空间分布反演——以青海省玉树县为例[J]. 应用生态学报,2016(6):1775-1784.
- [58] 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(12):3839-3844.
- [59] 郭云开,刘宁,刘磊,等. 土壤 Cu 含量高光谱反演的 BP 神经网络模型[J]. 测绘科学,2018(1):135-139.
- [60] 吕杰,徐静,闫振国. 基于小波神经网络的矿区土壤铜含量反演研究[J]. 矿业研究与开发,2015(4):68-70.
- [61] Liu M, Liu X, Wu M, et al. Integrating spectral indices with environmental parameters for estimating heavy metal concentrations in rice using a dynamic fuzzy neural-network model[J]. Computers & geosciences, 2011, 37(10):1642-1652.
- [62] 胡大伟,卞新民,李思米,等. 基于 GRNN 网络模型的土壤重金属空间分布的研究[J]. 土壤通报,2007(2):334-340.
- [63] 王世芳,韩平,王纪华,等. X 射线荧光光谱分析法在土壤重金属检测中的应用研究进展[J]. 食品安全质量检测学报,2016(11):4394-4400.
- [64] 周雄,梁金禄,谭茂波,等. 遗传算法优化神经网络的重金属污染源预测[J]. 钦州学院学报,2017(5):34-39.
- [65] 马伟波,谭琨,李海东,等. 基于超限学习机的矿区土壤重金属高光谱反演[J]. 生态与农村环境学报,2016(2):213-218.
- [66] 谭琨,张倩倩,曹茜,等. 基于粒子群优化支持向量机的矿区土壤有机质含量高光谱反演[J]. 地球科学:中国地质大学学报,2015(8):1339-1345.
- [67] 许吉仁,董霁红,杨源,等. 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[J]. 光子学报,2014(5):108-115.
- [68] 滕靖,何政伟,倪忠云,等. 西范坪矿区土壤铜元素的高光谱响应与反演模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2016(11):3637-3642.

引用格式:韩玲,刘志恒,宁昱铭,等. 矿区土壤重金属污染遥感反演研究进展[J]. 矿产保护与利用,2019,39(1):109-117.

HAN Ling, LIU Zhiheng, NING Yuming, et al. Research process of remote sensing inversion of soil heavy metal pollution in mining area[J]. Conservation and utilization of mineral resources, 2019, 39(1):109-117.