

doi: 10. 6046/zrzyyg. 2020418

引用格式: 高文龙,张圣微,林汐,等. 煤矿开采中 SOM 的遥感估算和时空动态分析[J]. 自然资源遥感,2021,33(4):235 – 242. (Gao W L,Zhang S W,Lin X,et al. The remote sensing – based estimation and spatial – temporal dynamic analysis of SOM in coal mining[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(4):235 – 242.)

煤矿开采中 SOM 的遥感估算和时空动态分析

高文龙¹, 张圣微^{1,2,3}, 林 汐¹, 雒 萌¹, 任照怡¹

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院,呼和浩特 010018; 2. 内蒙古自治区水
资源保护与利用重点实验室,呼和浩特 010018; 3. 内蒙古自治区
农牧业大数据研究与应用重点实验室,呼和浩特 010018)

摘要: 土壤是储存碳的最大潜在储层,土壤有机质 (soil organic matter,SOM) 含量则是影响土壤碳的关键驱动因素,因此,SOM 是分析土壤碳储量变化的重要指标。了解煤矿开采过程中光谱对 SOM 含量最佳响应波段以及整体煤矿区的 SOM 时空动态格局变化情况,以位于陕蒙交界的典型煤矿区为研究区,利用实测 SOM、近地高光谱反射率和卫星多光谱反射率线性回归分析,对研究区 2019 年 6 月 1 日、7 月 4 日和 9 月 21 日 SOM 变化进行定量分析,同时监测井工矿(大海则、巴拉素、纳林河二号、营盘壕)及其所在流域周边的 SOM 变化情况。结果表明:与实测 SOM 对比,近地高光谱反射率一阶微分变换的 SOM 反演效果最佳。通过对高光谱、多光谱特征波段提取以及 SOM 相关性分析,建立回归反演模型,验证精度结果表明,反演 SOM 预测值与 SOM 实测值相关性达到 0.90;研究区内土壤有机质含量呈东高西低态势,河流上、中、下游及河口处 SOM 逐渐降低。采矿前模拟 SOM 含量得到结果与采矿过程中遥感估算的 SOM 相比高 5%,说明煤矿开采在一定程度影响 SOM 含量。证明线性回归 SOM 反演模型具有推广应用前景。上述结果将对研究区土壤资源和生态环境定量研究、管理以及可持续发展提供依据。

关键词: 成像高光谱; 土壤有机质 (SOM); 煤矿; 土壤含水量; 高光谱遥感

中图法分类号: TP 79; S 15 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097 – 034X(2021)04 – 0235 – 08

0 引言

全球和局部碳循环研究一直是近年生态环境领域的研究热点^[1]。土壤是最大的陆地碳储层,其储存的碳量是大气的两倍以上^[2]。土壤有机质 (soil organic matter, SOM) 包括各种动植物残体、微生物以及分解和合成的各种有机物质,是土壤中碳的主要表现形式,被称作植物的“养分银行”^[3–5]。因此,测量 SOM 是判断土壤肥力的重要途径之一^[6]。常规实验测定方法费事且成本较高,无法满足大范围应用、快速有效监测的需求,而多波段、信息丰富的遥感技术为解决这一问题提供了一种新途径^[7]。但卫星遥感数据也存在空间分辨率较低、对地观测受天气和大气条件影响较多等问题^[8]。以往的研究主要集中在提高农业生产、环境污染监测、土地利

用变化等方面的 SOM 预测^[9–11],而对开采中的煤矿区的研究却很少见。煤矿开采过程中,土壤理化性质会发生很大程度的改变^[12],因此及时有效地监测矿区土壤质量状况、快速全面地得到区域性量化指标、准确估算矿区 SOM 对于其生态环境监测和修复具有十分重要的意义^[13]。

近地高光谱遥感相较于卫星遥感来说,能准确地得到实时地表状态、快速获取土壤连续光谱数据,可获得成百甚至上千个窄波段光谱信息,进而得到完整连续的地物光谱曲线^[14]。近几年学者通过高光谱技术对 SOM 与反射光谱之间的关系、土壤反射光谱特性、光谱数据变换方法、有机质敏感波段和定量反演建模方法等进行了深入研究,取得了很多重要成果^[15–19]。同时也发现,土壤有机质的含量变化引起的光谱差异,会受到土壤水分和土壤质地等因素影响^[20–21]。在利用高光谱进行 SOM 反演过程

收稿日期: 2020 – 12 – 24; 修订日期: 2021 – 03 – 21

基金项目: 国家重点研发计划项目“大型煤矿和有色金属矿矿井水高效利用技术与示范”(编号: 2018YFC0406401)、内蒙古自治区自然科学基金杰出青年培育基金“典型草原水土土壤植被对改变降雨及放牧的响应机理研究”(编号: 2019JQ06)、内蒙古自治区科技计划项目“采煤驱动下西部典型矿区地质环境治理与生态修复关键技术研究及示范”(编号: 2020GG0076)和中央引导地方科技发展资金项目“内蒙古不同草原类型下植物对土壤氮的获取策略研究”(编号: 2020ZY0008)共同资助。

第一作者: 高文龙 (1995 –),男,硕士研究生,主要从事地学和生态水文遥感相关方面研究。Email: gao19950723@126.com。

通信作者: 张圣微 (1979 –),男,博士,教授,博士生导师,主要从事定量遥感和生态水文方面研究。Email: zsw@imau.edu.cn。

中要综合考虑土壤水分和质地等影响因素,同时由于近地高光谱监测范围有限,只有利用其获取的精确土壤光谱数据与卫星遥感数据相结合,才能更好的对区域 SOM 进行准确的估算^[22-23]。

因此,本文以位于陕西省榆林市和内蒙古鄂尔多斯市交界处的中煤集团榆林矿区为研究区,通过全区域样点土壤取样,测得土壤有机质含量;利用成像高光谱仪获得样品光谱数据,采用光谱分析、相关性分析和逐步回归分析等方法,构建基于高光谱和 Landsat8 OLI 卫星多光谱数据的 SOM 反演模型。使用所建立的反演模型,对研究区内的大海则、营盘壕、纳林河二号、巴拉素等重点煤矿进行 SOM 反演,并对矿区开采前后 SOM 的空间变化状况进行探讨。这些结果将对矿区土壤资源和生态环境定量研究、管理以及可持续发展提供依据。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

研究区位于陕西省榆林市与内蒙古鄂尔多斯市境内,地理位置在 E108°38′~109°26′、N37°59′~38°42′之间,北连鄂尔多斯市市区,南接榆林市横山县,总面积约为 3 800 km²;地势自西北向东南降低,海拔范围在 989~1 409 m,横跨乌审旗、榆阳区、横山县;年降水量 200~400 mm,属于旱半干旱地区。研究区内遍布煤矿,以井工煤矿为主,包括:中煤集团的大海则煤矿、纳林河二号煤矿,兖矿集团营盘壕煤矿,延长石油巴拉素矿等 15 个采样点;流域水系主要为纳林河、海流兔河和硬地梁河并全部汇入无定河流域(图 1)。

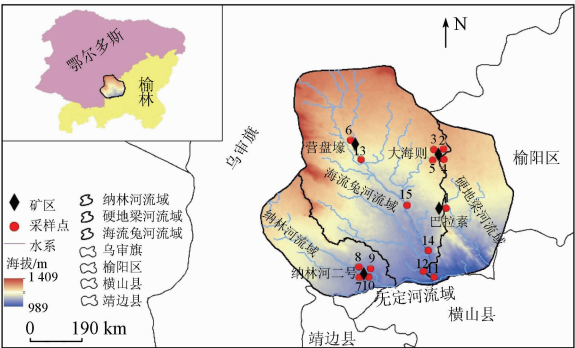


图 1 研究区概况及采样点位置

Fig.1 Overview of study area and sampling point location

1.2 遥感数据获取

光谱数据包括卫星遥感影像和近地土壤高光谱数据。2019 年分别在 15 个采样点位置,在不同月份,对近地土壤高光谱和土壤样本数据进行 3 次采样,采集时间分别为:6 月 1 日、7 月 4 日和 9 月 21

日。卫星遥感影像取自美国地质调查局(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)空间分辨率 30 m 的 Landsat8 OLI 影像的 3 景少云数据,并且遥感数据是在实地采样前后 5 d 内(近同步)获取的。近地高光谱和土样采集分布在大海则矿、营盘壕矿、纳林河二号、巴拉素矿及流域周边(海流兔河汇流口、纳林河上煤矿首采区等)(图 1)。

近地高光谱数据在 10:00—14:00 之间,日照充足、无云的条件下完成采样^[24]。土样光谱反射率测定通过便携式高光谱成像系统完成,该系统主要由成像高光谱相机 Resonon 的 Pika L、水平旋转云台(Isuzu Optics Corp, China)、笔记本电脑、数据采集软件(SpectrononPro)、三脚架和电源装置等组成。波长观测范围约为 400~1 000 nm。为保证 SOM 含量与实际情况高度一致,高光谱波段曲线提取直接在野外布点的 0.5 m×0.5 m 样方内完成,光谱测量几何条件为:光源方位角 70°,光源照射方向与垂直夹角 15°,传感器垂直放置在土壤表层中心上方 50 cm 处,光源到土壤表层距离 100 cm。每次测量前进行一次标准白板标定,每个样点重复测量 5 次,取 5 条高光谱曲线反射率的算术平均值作为该土样的实际光谱反射率。在实际测定过程中发现高光谱成像仪获取的波谱范围为 380~1 020 nm;因此,为了降低噪声和水汽吸收产生的影响,需要去除信噪比较低的边缘波段 380~399 nm 和 1 001~1 020 nm^[25]。

土壤有机质样本采集方式为十字法,在光谱采集结束后,取同一位置深度为 0~10 cm 的土壤样本 5 个,并利用全球定位系统记录采样点位置。土样带回实验室后均匀混合,3 次合计得到样本 45 个,经自然风干、研磨过 100 目孔筛后,采用重铬酸钾氧化外加热法测定 SOM^[26],计算公式为:

$$SOM = \frac{C(V_0 - V) \cdot 10^{-3} \times 3.0 \times 1.33}{0.5} \times 1\,000 \quad (1)$$

式中: C 为 0.5 mol·L⁻¹(1/6 K₂Cr₂O₇)标液浓度, mol·L⁻¹; V₀ 为空白滴定用去的 FeSO₄ 体积, mL; V 为样品滴定用去的 FeSO₄ 体积, mL。

1.3 高光谱数据数学变换和拟合评价

1.3.1 数学变换

为了建立 SOM 含量与高光谱反射率的敏感关系,采用光谱曲线数学变换方程、相关分析等方法对土壤光谱反射率(R)以及其变换形式—反射率的倒数(1/R)、反射率的对数(lgR)、反射率的一阶微分(R′)进行分析,数学变换方程为:

$$1/R = \frac{1}{R(\lambda_i)} \quad , \quad (2)$$

$$\lg R = \lg R(\lambda_i) \quad , \quad (3)$$

$$R' = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}} \quad , \quad (4)$$

式中: λ_{i-1} , λ_i , λ_{i+1} 为光谱相邻波长; $R(\lambda_i)$ 为光谱反射率; R 为 λ_i 波长的倒数反射率; $1/R$ 为 λ_i 波长的倒数反射率; $\lg R$ 为 λ_i 波长的倒数反射率; R' 为 λ_i 波长的一阶微分反射率。

1.3.2 拟合评价

拟合评价包括决定系数 (R^2) 和均方根误差 ($RMSE$), 计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=0}^n (SOM_{\text{实}} - SOM_{\text{预}})^2}{\sum_{k=0}^n (SOM_{\text{实}} - \overline{SOM_{\text{实}}})^2} \quad , \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (SOM_{\text{实}} - SOM_{\text{预}})^2}{n}} \quad , \quad (6)$$

式中: n 为样本总数; $SOM_{\text{实}}$ 为 SOM 的实测值; $SOM_{\text{预}}$ 为 SOM 的预测值; $\overline{SOM_{\text{实}}}$ 为 SOM 实测值的均值。

此外, 本文还通过比较实测值和预测值的偏离程度, 得到特征提取波段组中的最优组合, 进行区域性 SOM 反演。

2 结果与分析

2.1 高光谱土壤特征波段提取

SOM 是土壤重要的赋色成分, 土壤光谱反射率对其含量的高低会产生一定响应。但在获取土壤样本和测量样本理化性质时, 检测各条光谱反射率是否存在异常值是必不可少的。本文通过人工逐条检验法, 对 45 个反射率光谱曲线进行异常样本排除。同时利用 Savitzky - Golay 滤波对全部土壤样本在高光谱 400 ~ 1 000 nm 谱段的光谱反射率数据进行平滑去噪处理^[27]。

对土壤光谱反射率进行数学变换, 既能降低背景噪声对目标光谱的影响, 又能将非线性关系变为线性关系^[28]。本文将原始反射率和 3 种数学变换 (倒数、对数和一阶微分) 结果用于光谱曲线特征波段的选取和统计分析, 以确定最佳光谱变换形式, 从而得到相应的特征波段, 如图 2 所示。

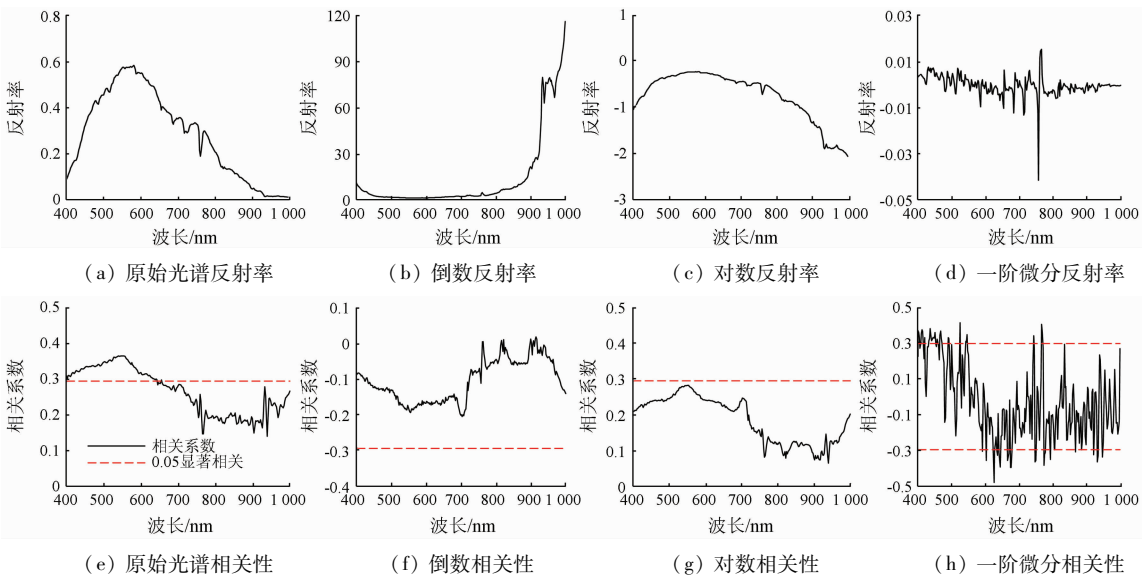


图 2 土壤有机质实测值与光谱相关性关系

Fig.2 Correlation between SOM and Spectrum

将 45 个土壤光谱反射率及反射率变换处理 (倒数、对数和一阶微分) 结果分别与 SOM 含量进行相关性分析 (图 2 (b) — (h)), 并基于 0.05 水平上做相关系数 (r) 的显著相关检验。结果表明, SOM 与原始高光谱反射率在 400 ~ 642 nm 波段范围内相关性较好; 而反射率的倒数 ($1/R$) 和反射率的对数 ($\lg R$) 与 SOM 含量相关性绝对值呈弱相关 (相关系数最优分别为 -0.21 和 0.28), 并未达到显著水平;

但在反射率一阶微分 (R') 中: 波长范围 400 ~ 404 nm, 410 ~ 414 nm, 420 nm, 432 ~ 451 nm, 457 ~ 459 nm, 465 ~ 469 nm, 490 ~ 492 nm, 541 ~ 544 nm, 592 nm, 602 nm, 623 ~ 628 nm, 634 ~ 636 nm, 640 ~ 644 nm, 666 ~ 668 nm, 674 ~ 679 nm, 767 ~ 769 nm, 773 ~ 778 nm, 806 nm, 868 nm 和 885 nm 处均处于 0.05 显著相关, 相关顺序为 $R' > R > \lg R > 1/R$, 并且一阶微分与 SOM 含量之间正相关性最高 (相关系数为

0.453),负相关性最高(相关系数为-0.477)。

结合土壤反射率及其与3种类型数学变换结果的相关系数,不难发现使用一阶微分变换的反射率反演区域SOM效果最佳。为保证冗余度低,凸显有效信息,采用了400 nm,412 nm,420 nm,436 nm,457 nm,467 nm,490 nm,546 nm,592 nm,602 nm,625 nm,636 nm,644 nm,666 nm,676 nm,767 nm,773 nm,806 nm,868 nm和885nm单波段处的变换反射率,其中包括9个正相关波段、11个负相关波段。

2.2 SOM空间分布格局分析

将2019年6月1日、7月4日、9月16日获取的3景Landsat8 OLI多光谱影像的7个可见光波段进行预处理(辐射定标、大气校正、几何纠正、研究区提取等)后,再与每一个高光谱特征波段做相关分析。结果表明,相关性大于0.7的波段分别为546 nm(绿波段)、666 nm(红波段)和868 nm(近红外波段), R^2 分别为0.70,0.79和0.82。将3次取样的45个样本按照2:1的比例,随机抽取30个样本用于模型建立(表1)。变异系数(C_v)反映特性参数的空间变异程度,揭示区域化变量的离散程度;变异系数越大,说明数据的差异和离散程度越大。一般认为, $C_v < 0.1$ 为弱变异性, $0.1 \leq C_v \leq 1$ 为中等变异性, $C_v > 1$ 为高等变异性^[29]。从变异系数来

表1 土壤有机质含量基本统计特征

Tab.1 Basic statistic characteristic values of SOM content

样本类型	样本数/个	最小值 (Min)/ (g·kg ⁻¹)	最大值 (Max)/ (g·kg ⁻¹)	均值 (Mean)/ (g·kg ⁻¹)	标准差 (Sd)/ (g·kg ⁻¹)	变异系数 (C _v)/%
建模样本	30	0.14	4.66	1.96	1.29	0.66
验证样本	15	0.72	3.99	2.12	1.05	0.50
总体样本	45	0.14	4.66	2.01	1.21	0.60

看,SOM指标空间变异不大,为中等变异。将绿波段、红波段、近红外波段及其波段组合与SOM做线性回归分析,其余15个样本用于精度验证(表2),得到SOM与Landsat8 OLI多波段数据的最优线性回归方程为:

$$Y=0.08X_{绿}+0.19X_{红}+0.18X_{近红}-1.9。$$
 (7)

表2 线性回归比较

Tab.2 Linear regression comparison

波段组合	回归方程	R^2	RMSE
绿	$Y=2.27 X_{绿}+3.14$	0.32	5.31
红	$Y=1.42 X_{红}+4.72$	0.46	4.39
近红	$Y=1.38 X_{近红}-4.83$	0.70	4.24
绿+红+近红	$Y=0.08 X_{绿}+0.19 X_{红}+0.18 X_{近红}-1.9$	0.82	2.03

根据线性回归得出的结论,对6月1日、7月4日和9月21日获取的3景Landsat8图像反演研究区的SOM。为消除植被对SOM反演的影响,对研究区内NDVI>0.15的区域进行剔除,得到不同月份矿区的SOM(图3)。

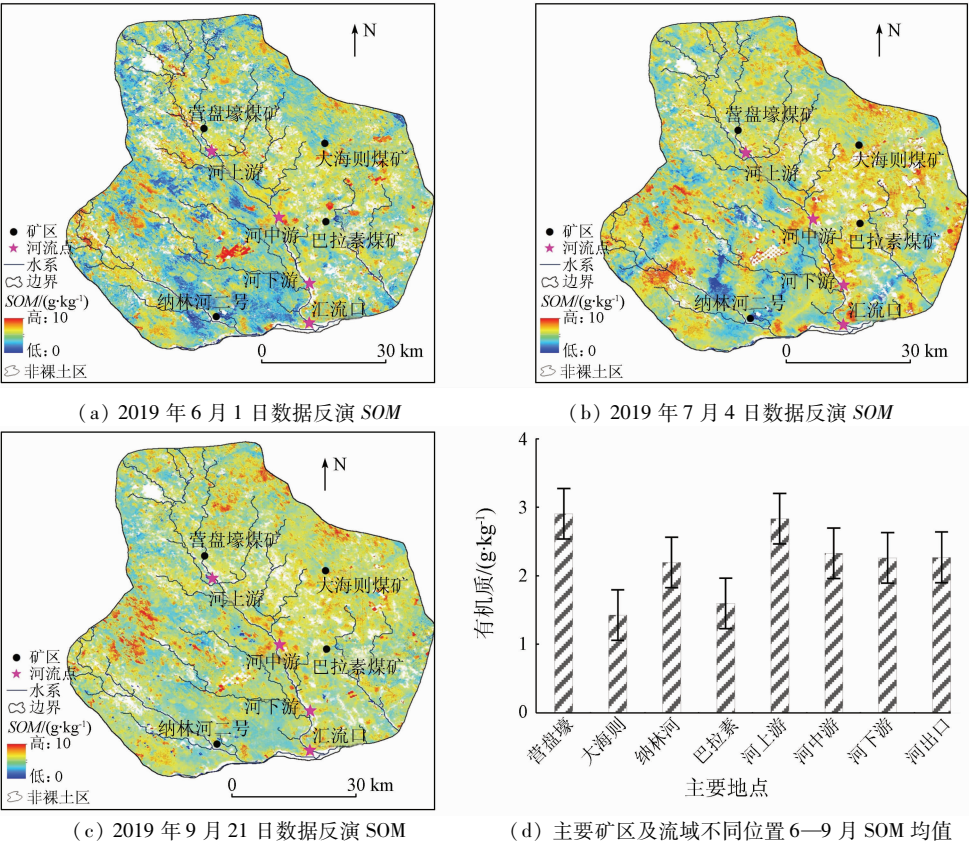
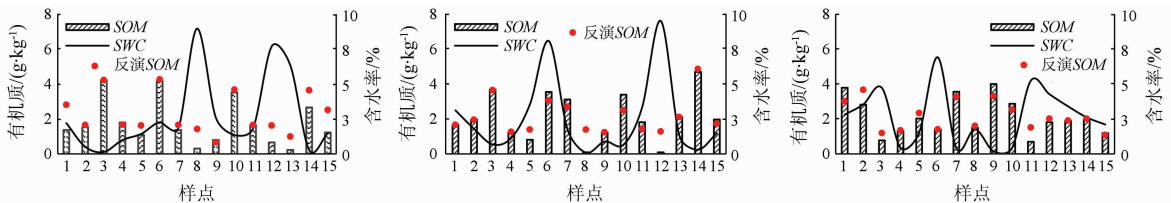


图3 不同时间SOM的空间分布情况
Fig.3 Spatial distribution of SOM in different times

从图 3(a) — (c) 可以看出,研究区内土壤有机质含量分布不均匀,空间差异较大,水系流域周边的 SOM 明显高于无水系区域;东部、南部地区普遍高, SOM 平均含量达 3.98 g/kg;西部、西北部地区普遍较低, SOM 平均含量仅 1.57 g/kg。整个研究区 SOM 含量处于较低水平,7 月 SOM 总体均值低于 6 月和 9 月,这是因为研究区位于毛乌素沙地腹地,土壤表层为栗钙土,加之常年处于煤矿开采作业的影响下,导致地表植被较少, SOM 较低。

对 2019 年 6—9 月份研究区内的几个主要煤矿周边及纳林河上、中、下游及流域出口位置的 SOM 进行统计分析(图 3(d))。可以看出,营盘壕矿、纳林河二号矿相较于大海则矿、巴拉素矿 SOM 含量高 32%,这是因为大海则和巴拉素矿目前正在建设中,还没有正式开始开采。此外,对于纳林河流域而言,上、中、下游到流域出口 SOM 逐渐减少,总体下降 0.57 g/kg。



(a) 7 月 4 日 SOM 和 SWC 影响关系 (b) 6 月 1 日 SOM 和 SWC 影响关系 (c) 9 月 21 日 SOM 和 SWC 影响关系

图 4 土壤含水量对土壤有机质的影响
Fig. 4 Influence of SWC to SOM

为 6 月 1 日、7 月 4 日和 9 月 21 日实测的 SOM 和 SWC 的关系以及反演样点处的 SOM 含量。

从图 4(a) — (c) 可以看出,土壤样品 SWC 值都处于 10% 以下,其中 84% 的土样 SWC 值处于 5% 以下,除部分样点部分时期 SOM 与 SWC 呈相反关系外,其余大部分没有明显关联性,证明此区域 SOM 并未受到 SWC 的影响。

3.2 采矿前后有机质含量的变化

图 5 为采矿前 SOM 反演图。煤矿的开采会对矿区

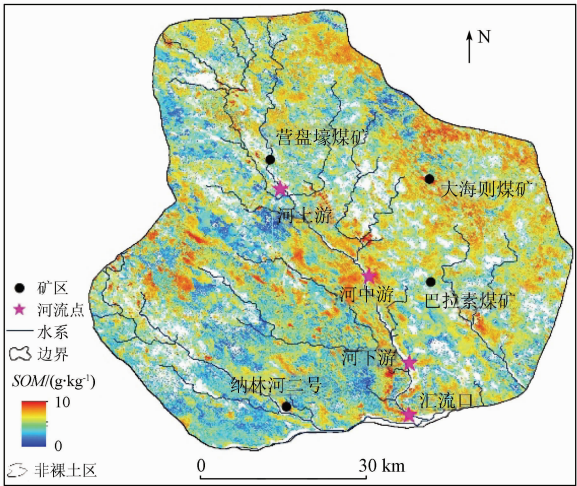


图 5 采矿前 SOM 反演
Fig. 5 SOM inversion before mining

3 问题与讨论

3.1 水分对有机质反演的影响

利用遥感技术研究表层 SOM 空间分布具有省时省力且可信度较高的特点^[30],为土壤环境监测与可持续利用开辟了一条新路^[31]。然而土壤含水量(soil water content, SWC)被普遍认为是 SOM 光谱特征提取的最主要干扰因子^[32],在气温气候、地形地貌、土壤类型等影响因素基本相同的条件下,水与有机质对土壤原始光谱的相互影响是客观存在的,并且对土壤光谱的作用程度从大到小依次为:水、有机质和二者相互作用^[33-34]。当 SWC > 10% 时,与 SOM 含量呈现显著的负相关关系^[35-36];但当 SWC < 10% 时,原始光谱能较好反映有机质的作用。

本研究中同时获取了 SWC 与 SOM 数据,图 4

及其周边生态环境造成重要影响, SOM 也会发生变化。利用 2003 年 9 月 9 日研究区煤矿建设开采前的 Landsat5 多光谱数据,使用本文构建的线型模型反演了采矿前研究区 SOM 的空间分布状况(图 5)。通过对比发现,开矿前 SOM 明显高于开采后, SOM 范围为 0 ~ 10 g/kg,说明采矿过程对于 SOM 影响极大^[37-38]。

3.3 SOM 回归反演模型的精度评价

一阶微分光谱的线性回归模型是本研究内的最优估算模型,取得良好的预测结果,其实测 SOM 和预测 SOM 量化数据的相关系数达到 0.90,如图 6 所

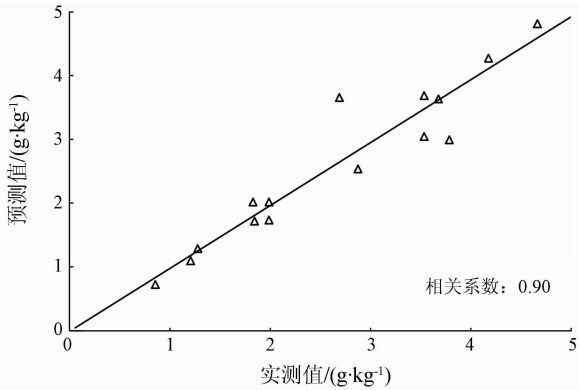


图 6 SOM 反演精度评价
Fig. 6 Accuracy evaluation of SOM inversion

示。采用该方法反演干旱半干旱区的井工矿区域具有很高的可行性,也为更加快速、准确地估测 SOM 含量提供了一个新思路。

干旱半干旱地区 SOM 含量被长期忽视,可能有大量的碳循环过程的存在,其碳循环内部以及煤矿开采过程、生态恢复过程中动态含量变换仍无法在我国西北地区完全精准提取 SOM 含量^[39],主要由于干旱半干旱地区地貌广阔,本次研究区的范围对于整个西北干旱半干旱地区仍然面积较小,因此,基于本次 SOM 空间分布格局研究仍为将来实时监测 SOM 奠定了理论基础。

4 结 论

1)对土壤高光谱反射率及数学变换结果与实测 SOM 作相关分析分析,得到相关性为 $R' > R > \lg R > 1/R$; 并通过 0.05 显著相关性检验,提取关系显著的特征波段为: 400 nm,412 nm,420 nm,436 nm,457 nm,467 nm,490 nm,546 nm,592 nm,602 nm,625 nm,636 nm,644 nm,666 nm,676 nm,767 nm,773 nm,806 nm,868 nm 和 885 nm。

2)对高光谱、多光谱和 SOM 进行相关性分析,得到了最优线性回归方程,并反演预测 SOM,得到 2019 年 6 月 1 日、7 月 4 日、9 月 21 日的区域 SOM 量化数值,量化数据的相关性达到 0.90。

3)对研究区 SOM 空间分布格局及流域不同位置处 SOM 的分析表明: 研究区总体 SOM 普遍处于较低水平,流域上、中、下游到流域出口的 SOM 逐渐减少,且采矿前 SOM 含量明显高于采矿后,说明采矿过程对于 SOM 影响极大。

参考文献 (References) :

[1] Tian S Q, Wang L, Liu Y L, et al. Degradation of organic pollutants by ferrate/biochar: Enhanced formation of strong intermediate oxidative iron species[J]. Water Research, 2020, 183, 116054.

[2] Thomas G, Léa C, Yann Q, et al. Historical CO₂ emissions from land use and land cover change and their uncertainty[J]. Biogeosciences, 2020, 17(15): 4075–4101.

[3] Emily E, Oldfield S, et al. Direct evidence using a controlled greenhouse study for threshold effects of soil organic matter on crop growth[J]. Ecological Applications, 2020, 30(4): 1–12.

[4] Cheng Q, Jia W, Hu G X, et al. Enhancement and improvement of selenium in soil to the resistance of rape stem against Sclerotinia sclerotiorum and the inhibition of dissolved organic matter derived from rape straw on mycelium[J]. Environmental Pollution, 2020, 265, 114827.

[5] 程朋根, 吴 剑, 李大军, 等. 土壤有机质高光谱遥感和地统计定量预测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 142–147.

Cheng P G, Wu J, Li D J, et al. Quantitative prediction of soil organic matter content using hyper spectral remote sensing and geo-statistics[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(3): 142–147.

[6] Sparling G P, Wheeler D, Vesely E T, et al. What is soil organic matter worth? [J]. Journal of Environmental Quality, 2006, 35(2): 548–557.

[7] 夏 楠, 丁建丽, 等. 基于多光谱数据的荒漠矿区土壤有机质估算模型[J]. 农业工程学报, 2016, 32(6): 263–267.

Xia N, Ding J L, et al. Estimation model of soil organic matter in desert mining area based on multispectral image data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(6): 263–267.

[8] Qiao X X, Wang C, Feng M C, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter based on different spectral preprocessing techniques[J]. Spectroscopy Letters, 2017, 50(3): 156–163.

[9] 刘明杰, 徐卓揆, 郇允兵, 等. 基于机器学习的稀疏样本下的土壤有机质估算方法[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(9): 1799–1813.

Liu M J, Xu Z K, Gao Y B, et al. Estimating soil organic matter based on machine learning under sparse sample[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(9): 1799–1813.

[10] Paula A, Luis E, Sáenz de M, et al. Influence of environmental variables on the structure and composition of soil bacterial communities in natural and constructed wetlands[J]. Science of the Total Environment, 2015, 506–507: 380–390.

[11] Ana M G, Leopoldo G. Land-use/cover change effects and carbon controls on volcanic soil profiles in highland temperate forests[J]. Geoderma, 2012(170): 390–402.

[12] 贺军亮, 韩超山, 韦 锐, 等. 基于偏最小二乘的土壤重金属镉间接反演模型[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(4): 96–103. doi: 10.6046/gtzyyg. 2019. 04. 13.

He J L, Han C S, Wei R, et al. Research on indirect hyperspectral estimating model of heavy metal Cd based on partial least squares regression[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(4): 96–103. doi: 10.6046/gtzyyg. 2019. 04. 13.

[13] 聂 哲, 李秀芬, 吕家欣, 等. 东北典型黑土区表层土壤有机质含量高光谱反演研究[J]. 土壤通报, 2019, 50(6): 1285–1293.

Nie Z, Li X F, Lyu J X, et al. Hyperspectral retrieval of surface soil organic matter content in a typical black soil region of northeast china[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2019, 50(6): 1285–1293.

[14] Lin C, Zhu A X, Wang Z F, et al. The refined spatiotemporal representation of soil organic matter based on remote images fusion of Sentinel-2 and Sentinel-3[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2020, 89, 1102094.

[15] Galvao L S, Vitorello I. Variability of laboratory measured soil lines of soils from southeastern Brazil[J]. Remote Sensing of Environment, 1998(63): 166–181.

[16] 亚森江·喀哈尔, 杨胜天, 尼格拉·塔什甫拉提, 等. 基于分数阶微分优化光谱指数的土壤电导率高光谱估算[J]. 生态学报, 2019, 39(19): 7237–7248.

Yasenjiang K, Yang S T, Nigara T, et al. Hyperspectral estimation of soil electrical conductivity based on fractional order differentially

- optimised spectral indices [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39 (19): 7237 – 7248.
- [17] 徐彬彬,段昌达. 南二坡光谱反射率特性与有机质含量的相关性[J]. *科学通报*, 1980(6): 282 – 284.
- Xu B B, Duan C D. Correlation between spectral reflectance and organic matter content of the Nanerpo [J]. *Science Bulletin*, 1980 (6): 282 – 284.
- [18] 叶勤,姜雪芹,李西灿,等. 基于高光谱数据的土壤有机质含量反演模型比较[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(3): 164 – 172.
- Ye Q, Jiang X Q, Li X C, et al. Comparison on inversion model of soil organic matter content based on hyperspectral data [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48 (3): 164 – 172.
- [19] Zhu M K, Kong F L, Li Y, et al. Effects of moisture and salinity on soil dissolved organic matter and ecological risk of coastal wetland [J]. *Environmental Research*, 2020, 187, 109659.
- [20] Hong Y S, Chen S C, Zhang Y, et al. Rapid identification of soil organic matter level via visible and near – infrared spectroscopy: Effects of two – dimensional correlation coefficient and extreme learning machine [J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 644: 1232 – 1243.
- [21] Al – Abbas A H, Swain P H, Baumgardner M F, et al. Relating organic matter and clay content to the multi – spectral radiance of soils [J]. *Soil Science*, 1972, 114(6): 477 – 485.
- [22] 国佳欣,朱青,赵小敏,等. 不同土地利用类型下土壤有机碳含量的高光谱反演[J]. *应用生态学报*, 2020, 31(3): 863 – 871.
- Guo J X, Zhu Q, Zhao X M, et al. Hyper – spectral inversion of soil organic carbon content under different land use types [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(3): 863 – 871.
- [23] 毛丽,苏志珠,王国玲,等. 毛乌素沙地不同土地利用类型的土壤粒度及有机质特征[J]. *干旱区研究*, 2019, 36(3): 589 – 598.
- Mao L, Su Z Z, Wang G L, et al. Soil particle size and organic matter content of different land use types in the Mu Us sandland [J]. *Arid Zone Research*, 2019, 36(3): 589 – 598.
- [24] Lin L X, Gao L P, Xue F C, et al. Hyperspectral analysis of total nitrogen in soil using a synchronized decoloring fuzzy measured value method [J]. *Soil & Tillage Research*, 2020, 202: 104658.
- [25] 亚森江·喀哈尔,茹克亚·萨吾提,尼加提·卡斯木,等. 优化光谱指数的露天煤矿区土壤重金属含量估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(8): 2486 – 2494.
- Yasenjiang K, Rukeya S, Nijat K, et al. Estimation of heavy metal contents in soil around open pit coal mine area based on optimized spectral index [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39 (8): 2486 – 2494.
- [26] Tatiana F R, Luiza C, et al. Temperature sensitivity of soil organic matter decomposition varies with biochar application and soil type [J]. *Pedosphere*, 2020, 30(3): 336 – 345.
- [27] 侯增福,刘镭源,闫柏琨,等. 基于波段选择与学习字典的高光谱图像异常探测[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(1): 33 – 41. doi: 10.6046/gtzyyg. 2019. 01. 05.
- Hou Z F, Liu R Y, Yan B K, et al. Hyperspectral imagery anomaly detection based on band selection and learning dictionary [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(1): 33 – 41. doi: 10.6046/gtzyyg. 2019. 01. 05.
- [28] Patel S S, Ramachandran P. A comparison of machine learning techniques for modeling river flow time series: The case of upper Cauvery River Basin [J]. *Water Resources Management*, 2015, 29 (2): 589 – 602.
- [29] 郑昭佩,刘新作. 土壤质量及其评价[J]. *应用生态学报*, 2003, 14(1): 131 – 134.
- Zheng Z P, Liu X Z, et al. Soil quality and its evaluation [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2003, 14(1): 131 – 134.
- [30] Moura – Bueno J M, Dalmolin R S D, Caten A T, et al. Stratification of a local VIS – NIR – SWIR spectral library by homogeneity criteria yields more accurate soil organic carbon predictions [J]. *Geoderma*, 2019, 337: 565 – 581.
- [31] Gomez C, Adeline K, Bacha S, et al. Sensitivity of clay content prediction to spectral configuration of VNIR/SWIR imaging data, from multispectral to hyperspectral scenarios [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 18 – 30.
- [32] 张敏,刘爽,刘勇,等. 黄土丘陵缓坡风沙区不同土地利用类型土壤水分变化特征[J]. *水土保持学报*, 2019, 33(3): 115 – 120, 128.
- Zhang M, Liu S, Liu Y, et al. Soil moisture variation characteristics of different land use types in the moderate slope sandy area of loess hilly region [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2019, 33 (3): 115 – 120, 128.
- [33] Wang D, He N P, Wang Q, et al. Effects of temperature and moisture on soil organic matter decomposition along elevation gradients on the Changbai Mountains, Northeast China [J]. *Pedosphere*, 2016, 26(3): 399 – 407.
- [34] Peng F, Katherine M H, Guan K Y, et al. Estimating photosynthetic traits from reflectance spectra: Asynthesis of spectral indices, numerical inversion, and partial least square regression [J]. *Plant, Cell & Environment*, 2020, 43(5): 1103 – 1330.
- [35] 吴志远,彭苏萍,杜文凤,等. 干旱地区煤层开采对地表土壤理化性质的影响[J]. *水土保持研究*, 2019, 26(5): 75 – 80.
- Wu Z Y, Peng S P, Du W F, et al. Effect of coal mining on surface soil physicochemical of sandy land in the arid region [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2019, 26(5): 75 – 80.
- [36] Kaczmarek – Derda W, Helgheim M, Netland J, et al. Impacts of soil moisture level and organic matter content on growth of two *Juncus* species and *Poa pratensis* grown under acid soil conditions [J]. *Weed Research*, 2019, 59(6): 490 – 500.
- [37] 毕银丽,胡晶晶,刘京. 煤矿微生物复垦区灌木林下土壤养分的空间异质性[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(8): 2908 – 2917.
- Bi Y L, Hu J J, Liu J. Spatial heterogeneity of soil nutrients under shrubbery in micro – reclamation demonstration base in coal mine areas of China [J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(8): 2908 – 2917.
- [38] 刘军,张成福,孙冬杰,等. 草原区煤矿开采对周边旱作农田土壤养分和重金属的影响[J]. *生态与农村环境学报*, 2019, 35 (7): 909 – 916.
- Liu J, Zhang C F, Sun D J, et al. The impact of coal mining on soil nutrients and heavy metals in rainfed farmland in arid grassland area [J]. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 2019, 35(7): 909 – 916.
- [39] Yang F, Huang J P, Zhou C L, et al. Taklimakan desert carbon –

sink decreases under climate change[J]. Science Bulletin, 2020, 65(6): 431–433.

The remote sensing – based estimation and spatial – temporal dynamic analysis of SOM in coal mining

GAO Wenlong¹, ZHANG Shengwei^{1,2,3}, LIN Xi¹, LUO Meng¹, REN Zhaoyi¹

(1. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China;
2. Key Laboratory of Protection and Utilization of Water Resources of Inner Mongolia Atuonomous Region, Hohhot 010018, China; 3. Inner Mongolia Autonomous Region Key Laboratory of Big Data Research and Application of Agriculture and Animal Husbandry, Hohhot 010018, China)

Abstract: Soil is the largest potential reservoir of carbon, and the content of soil organic matter (SOM) is the key influencing factor of soil carbon storage. Therefore, SOM is an important index in the analysis of the changes in soil carbon storage. This paper aims to understand the optimal response bands in spectra to the SOM content in the process of coal mining and the changes in the temporal – spatial dynamic patterns of the SOM in a whole coal mining area. Based on the linear regression analysis of measured SOM, near – earth hyperspectral reflectance, and satellite multispectral reflectance, the SOM changes in the study area on June 1, July 4, and September 21, 2019 were quantitatively analyzed, and the SOM changes in underground coal mines (named Dahaize, Balasu, Nalinhe 2, and Yingpanhao) and their surrounding river basins were monitored. The SOM inversion results obtained using the first – order differential transformation of the near – earth hyperspectral reflectance were the closest to the measured SOM. A regression inversion model was established based on the extracted hyperspectral and multispectral characteristic bands and their correlation with the SOM. As indicated by the precision verification results, the correlation between the values predicted through SOM reversion and measured SOM values reached 0.90. Meanwhile, the SOM content in the study area was high in the east and low in the west and it gradually decreased along the upper, middle, and lower reaches of rivers and estuaries. The SOM content obtained through pre – mining simulation was 5% higher than that acquired via remote sensing – based estimation, indicating that coal mining affects the SOM content to a certain extent. It is also proven that the linear regression model of SOM inversion has the prospect of wide application. The above results will provide bases for quantitative research, management, and sustainable development of soil resources and ecological environment in the study area.

Keywords: hyperspectral images; soil organic matter(SOM); coal mine; soil moisture content; hyperspectral remote sensing

(责任编辑: 李 瑜)