引文格式：赵俊,杜文涛,李新萍,等. 珠海一号高光谱反演表层土壤有机质含量方法研究[J]. 地理空间信息, 2025, 23(4):67-70. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2025.04.014

珠海一号高光谱反演表层土壤有机质含量方法研究

赵　俊[1,2]，杜文涛[1,2*]，李新萍[1,2]，王智枭[1,2]，孟成真[1,2]，张启超[1,2]，
张　辉[1,2]，孙子文[3]，张惠怡[4]

（1. 河南省第一地质矿产调查院有限公司，河南 洛阳 471000；
2. 河南省金银多金属成矿系列与深部预测重点实验室，河南 洛阳 471000；
3. 洛阳师范学院地理与旅游学院，河南 洛阳 471000；4. 河南省地质局矿产资源勘查中心，河南 郑州 450006）

摘　要：高光谱反演有机质研究大部分聚焦在小尺度区域研究，为了更好地体现其大尺度模拟的有效性和实用性，以伏牛山脉北麓的伊川县为研究区，珠海一号高光谱卫星（orbita hyper spectral，OHS）和农田实测表层（0~20 cm）土壤有机质（soil organic matter，SOM）含量为对象，采用多元逐步回归、偏最小二乘和随机森林方法探索 OHS 数据反演县尺度有机质含量。结果表明，随机森林反演模型的拟合度较高（$R^2=0.68$），均方根误差为 1.89。利用 OHS 数据反演有机质能够快速掌握监测区域有机质空间分布状况，为高光谱大尺度反演有机质研究提供了依据和参考。

关键词：高光谱；有机质；土壤反演；珠海一号
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）04-0067-04

Inversion of Farmland Soil Organic Matter Content by Hyperspectral Remote Sensing Images of Zhuhai-1

ZHAO Jun[1,2], DU Wentao[1,2], LI Xinping[1,2], WANG Zhixiao[1,2], MENG Chengzhen[1,2], ZHANG Qichao[1,2], ZHANG Hui[1,2], SUN Ziwen[3], ZHANG Huiyi[4]

(1. Henan First Geology and Mineral Survey Institute Co., Ltd., Luoyang 471000, China;
2. Key Laboratory of Au-Ag-Polymetallic Deposit Series and Deep-seated Metallogenic Prognosis of Henan Province, Luoyang 471000, China;
3. School of Geography and Tourism Luoyang Normal University, Luoyang 471000, China;
4. Mineral Resources Exploration Center of Henan Geological Bureau, Zhengzhou 450006, China)

Abstract: Most hyperspectral inversion research of organic matter focus on small scale area. In order to demonstrate the validity and practicability of large scale simulation, taking Yichuan County at the northern foot of Funiu mountain as the study area, taking Zhuhai-1 hyperspectral satellites (OHS) and measured surface (0~20 cm) SOM content as the objects, we used multiple stepwise regression, partial least squares and random forest methods to invert county SOM content from OHS data. The results show that the random forest inversion model has a high degree of fit (R^2=0.68), RMSE is 1.89. The inversion of organic matter with OHS data can quickly grasp the spatial distribution of organic matter in the monitoring area, and provide a basis and reference for hyperspectral large-scale inversion of organic matter research.

Key words: hyperspectral, organic matter, soil inversion, Zhuhai-1

土壤中有机质（soil organic matter，SOM）含量是对土壤肥力高低进行判断的重要指标[1-2]。准确、快速监测土壤有机质含量对改善土壤质量、提高农作物产量乃至精细农业的实施均具有重要意义[3]。传统通过野外采样和利用化学试剂测试 SOM 含量的方法费时费力，且难以实时监测 SOM 含量[4]。遥感技术具有卫星影像覆盖面积广、数据现势性强、生产成本低和信息量丰富等优点，被广泛应用于反演土壤有机质的研究中[5-7]。　由于模型反演精度在不同研究区和土壤类型差异很大，故实际应用效果有待具体探索[8-14]。受卫星水平的限制，高光谱卫星反演 SOM 的空间尺度往往不大，对于大尺度区域的反演需进一步研究[15-20]。我国自主发射的珠海一号高光谱卫星（orbita hyper spectral，OHS）以其特有的高空间分辨率（10 m）、高光谱分辨率（2.5 nm）以及约为 1 d 的重访周期，具备对植被、土壤、海洋等地物进行高精准、定量化分析的能力，在土壤元素监测中具有重要潜力。由于珠海一号高光谱卫星投入运行时间不长，进行有机质研究的方法有待进一

项目来源：河南省自然资源厅 2021 年科技项目（豫自然资函〔2021〕157 号）。
第一作者简介：赵俊（1995—），硕士，助理工程师，从事资源与环境遥感工作，E-mail：2726967230@qq.com。
通信作者：杜文涛（1993—），硕士，工程师，从事资源与环境遥感工作，E-mail：805469991@qq.com。

步探索。伊川县地处伏牛山脉系的丘陵地区，而伏牛山脉作为长江、黄河以及淮河三大水系的重要分水岭，至今尚未建立起估算SOM含量的高光谱反演模型。鉴于此，以伊川县为研究区，采样并测定农田SOM数据，基于OHS影像结合多元逐步回归分析、偏最小二乘回归分析和随机森林方法，开展利用建立SOM与反射率数据之间的反演模型，以期为利用高光谱影像进行伏牛山脉丘陵地区SOM的有效测定和区域农业施肥管理提供参考。

1 研究区概况及采样点设计

1.1 研究区概况

研究区伊川县（112°11′~112°47′E，34°13′~34°33′N）地处河南省西部，北依洛阳市区，南与嵩县相邻，西与宜阳县接壤，伊河纵横南北。全县辖12镇1乡2个街道办事处，总面积1 234 km^2，属于豫西浅山丘陵区，地貌特征为“一山二川七分岭”，地势东西高，中间低，土壤类型主要为褐土和红粘土，光热资源丰富，年均降水量673 mm。伊川县着力发展特色农业以破解传统农业效益低、增收难的困境，鸦岭红薯、伊川小米等农产品享誉全国，是洛阳市重要的农业生产基地。

1.2 采样点设计

土壤样本的采集时间为2022年12月，共采集覆盖研究区的92个土壤样本，采样地点为耕地且地表无覆盖的裸露区域。采样过程中，在30 m×30 m样方内按照五点梅花法采集0~20 cm深度土壤约1 kg，装入布袋封存。借助手持RTK-GPS进行样点定位，以获取OHS遥感影像上对应样点的光谱反射率。

将样本送往河南省地矿一院实验室进行有机碳含量测定，测定方法为重铬酸钾法去除异常样本后，按照其含量由低到高等间隔挑选出2/3为建模样本，剩余为验证样本，分别为60和30个。有机质含量可由有机碳含量乘以1.724得出。

2 珠海一号数据处理及信息提取

OHS影像一共有32个波段（用Bi表示，i=1…32）。选取覆盖研究区2022年10月24日的OHS遥感影像3景，云覆盖率0%，格式为TIF。影像的预处理包括辐射定标、大气校正、坐标系转换、几何校正、影像的镶嵌及裁剪等操作。

借助ENVI软件将影像的灰度值（DN值）转换成辐射值（或反射率）完成辐射定标，选用基于MODTRAN5辐射模型的FLAASH方法进行影像大气校正，以消除或削弱传感器在成像过程中自身及外界如大气水汽、甲烷、臭氧等气体的影响，使得遥感影像中所表示的地物反射率更准确，有利于提高土壤有机质含量的反演精度。校正前后植被光谱曲线对比图见图1。利用通用型成像几何模型（RPC）进行正射校正，利用大气校正结果和数字高程模型（DEM）数据进行无控制点的正射校正，以RTK定位点为基础，对遥感影像进行几何精校正，校正误差小于一个像元。通过采样点坐标获取OHS影像对应位置的土壤光谱，选取10样品点的光谱曲线见图2。由图可以看出，OHS土壤光谱反射率变化趋势较为一致，起伏较缓，峰值主要出现在波长470、530 mn和596 mn，谷值主要出现在波长510、550、665 mn，反射值主要集中在0.06~0.08之间。

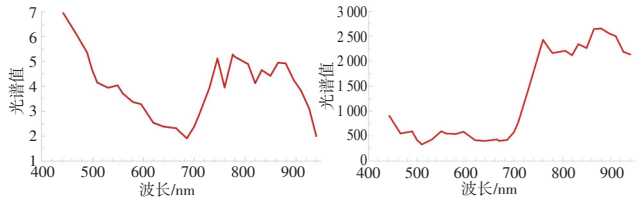


图1 大气校正前、后植被光谱曲线

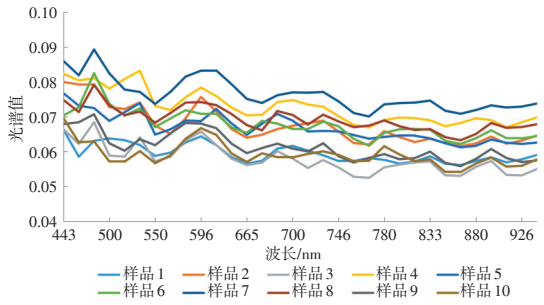


图2 不同样点的土壤光谱反射率曲线

完成OHS高光谱影像的预处理后，利用ArcGIS软件提取OHS影像对应样点的每个波段的反射率，用于数据分析和反演建模。

3 光谱指数构建

研究表明，将光谱反射率进行适当的数学变换，构建光谱指数，可减小由地形、大气等对反射率产生的误差，提高与土壤有机质含量的相关性。本文对预处理后的OHS影像光谱反射率进行多种数学变换，定义波段λ_i、λ_j反射率为$\rho(\lambda_i)$和$\rho(\lambda_j)$，得到反射率差值$M(\lambda_i)$，反射率比值$N(\lambda_i)$和反射率归一化指数$O(\lambda_i)$。差值处理是对不同波段辐射值两两相减，可以增强土壤之间的辐射差别；比值处理通过对不同波段辐射值两两相除以增强土壤之间的辐射差别；为了消除不同光谱测试过程中可能存在的各种随机误差，需要对光谱反射数据进行归一化处理。公式如下：

$$M(\lambda_i)=\rho(\lambda_i)-\rho(\lambda_j) \tag{1}$$

$$N(\lambda_i)=\frac{\rho(\lambda_i)}{\rho(\lambda_j)} \tag{2}$$

$$O(\lambda_i)=\frac{\rho(\lambda_i)-\rho(\lambda_j)}{\rho(\lambda_i)} \tag{3}$$

4　反演模型建立与验证

4.1　模型介绍

多元逐步线性回归（multiple stepwise linear regression，MSLR）是最常用的多元线性回归模型的一种，能解决多重共线性问题，减少数据冗余，选出较为精简的有效变量组合构建模型。MSLR模型借助SPSS软件建立。

偏最小二乘回归（partial least squares regression，PLSR）是基于多元线性回归建模方法的改进，它简化了数据结构，解决了自变量之间多重相关的问题。在The Unscrambler软件中完成PLSR模型建立。

随机森林（random forest，RF）预测模型是由多个决策树组合而成的集成算法模型，擅长于非线性问题的解决。因为光谱反射率跟SOM不是简单地线性关系，还会受到其他土壤性质（如含水量、微量元素等）的影响，因此RF模型对于SOM的反演更有优势，建立RF模型在R语言中的Random Forest包进行。

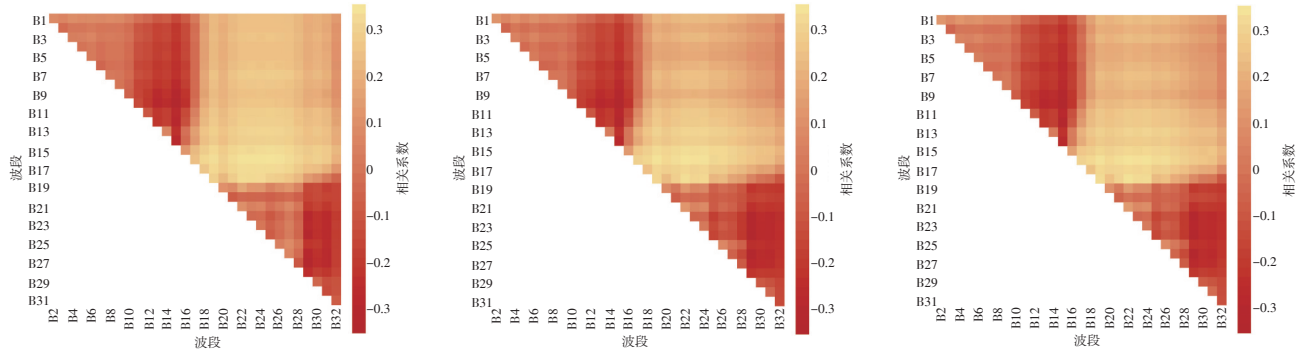
4.2　精度评估

为了评判有机质反演模型的稳定性与预测能力，引入模型决定系数 R^2 和均方根误差RMSE作为评价指标，公式如下：

$$R^2=\frac{(\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\dot{Y})(Z_i-\dot{Z}))^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\dot{Y})^2\sum_{i=1}^{n}(Z_i-\dot{Z})^2} \tag{1}$$

$$\mathrm{MSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i-Z_i)^2} \tag{2}$$

式中，Y_i 为实测值；Z_i 为反演值；$\bar{Y}$ 为实测值的平均值；$\bar{Z}$ 为反演值的平均值；n 为样本个数。为防止出现虚假相关，引入显著水平 p 进行判断，将满足相关系数要求且通过显著性检验的波段及其变换作为土壤有机质的特征波段。与建模样本有机质含量进行相关分析，两者的相关性分析热度图见图3。



a 差值　　b 比值　　c 归一化

图3　光谱预处理后与有机质含量相关性热度分析

图中B1对应OHS第一个波段443 nm，B32对应最后一个波段940 nm。由图3a差值可以看出，其相关系数在0.3以上且满足 $p<0.01$ 的显著性检验的较多，主要集中在B11至B18与B19至B27的差值上。由图3b比值可以看出，其相关系数在0.3以上且满足 $p<0.01$ 的显著性检验的少于差值，主要集中在B13至B18与B19至B27的比值上。由图3c归一化可以看出，其相关系数在0.3以上且满足 $p<0.01$ 的显著性检验的少于比值，主要集中在B15至B18与B19至B26的归一化上。

基于光谱变换后的特征波段和实验室测定SOM数据，构建多元逐步回归（MSLR）、偏最小二乘回归（PLSR）和随机森林（RF）反演模型，结果表明，归一化变换后构建的RF模型的 R^2 最大，建模集达到0.75、验证集0.68，RMSE最小；建模集1.65、验证集1.89，建模反演的效果要优于其他方法。因此，本文基于经归一化变换的OHS地表反射率数据，结合随机森林反演估算研究区土壤有机质含量并完成空间分布格局制图。

5　研究区有机质含量反演

基于OHS构建的土壤有机质随机森林反演模型对研究区土壤有机质含量进行反演，再通过耕地范围，对反演结果进行掩膜、制图，最终得到研究区耕地土壤有机质含量空间分布图（图4）。伊川县农田平均有机质含量为19.74 g/kg，高值主要分布在伊川县中西部、中部、东部，即高山镇–平等乡–白元镇–白沙镇一线，以及吕店镇和江左镇，值普遍高于20 g/kg。低

值主要分布在西北部鸦岭镇、南部酒后镇、北部河滨街道和彭婆镇等区域，值多低于14 g/kg。

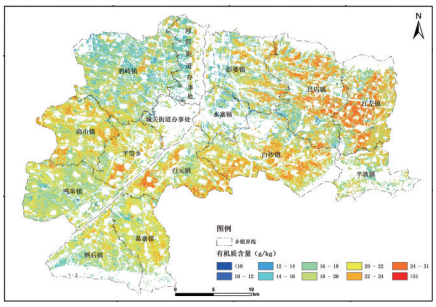


图4 伊川县农田土壤有机质含量分布图（遥感反演法）

审图号：豫洛S(2024)001号

对实验室测定的采样点有机质数据进行插值处理得到研究区农田土壤有机质含量。伊川县农田平均有机质含量为21.29 g/kg，两者差距仅为1.55 g/kg，利用该模型进行。通过对比可以看出，在伊川县中西部高山镇、平等乡，东北部的吕店镇、江左镇均为高值分布区；在伊川县中北部，遥感反演结果较低，插值结果高，在南部、中南部白元镇遥感反演结果较高，插值结果低。分析出现差异的原因可能因为在伊川县中部分布的采样点的有机质含量较高，导致插值时主要考虑这几个样点，进而中部区域含量高。在伊川县西南、东南边缘的酒后镇、葛寨镇、半坡镇等仅根据边缘个别样点进行插值，无法保证插值精度。而使用遥感反演的方法，是通过土壤独特的光谱曲线进行制约，不需要对项目区有机质分布提前了解，也不需要找寻极具特征的高值点、低值点和变异点，减少了人为干扰所导致的偏差。

6 结 语

本文以珠海一号高光谱影像为数据源，以伊川县农田土壤反射率及反射率多种变换形式为光谱指标，联合研究区土壤采样的有机质化验数据，利用相关性分析及多元逐步回归分析、偏最小二乘回归和随机森林3种建模方法，反演研究区农田土壤有机质含量。结果显示，归一化变换后的特征波段建立起的RF模型相对于MSLR和PLSR具有较高的反演精度与稳定性，模型的拟合度较高，可用于伏牛山脉丘陵地区SOM含量的有效估算，为高光谱在大尺度区域反演SOM提供了支持；利用OHS数据反演有机质参数可行，能够快速掌握监测区域有机质空间分布状况，从而弥补传统监测模式的不足，为区域农业施肥管理与精准农业提供科学管理支持；模型反演的SOM空间分布图与实测有机质数据插值得到的分布特征基本吻合，为SOM反演制图提供了新的思路和方法。

参考文献

[1] 刘占锋,傅伯杰,刘国华,等. 土壤质量与土壤质量指标及其评价[J]. 生态学报,2006,26(3):901-913

[2] 王清奎,汪思龙,冯宗炜,等. 土壤活性有机质及其与土壤质量的关系[J]. 生态学报,2005,25(3):513-519

[3] 杨景成,韩兴国,黄建辉,等. 土壤有机质对农田管理措施的动态响应[J]. 生态学报,2003,23(4):787-796

[4] 沙晋明,陈鹏程,陈松林. 土壤有机质光谱响应特性研究[J]. 水土保持研究,2003,10(2):21-24,54

[5] 吴裕,申广荣,刘璐,等. 土壤有机质高光谱特征及其反演研究[J]. 上海交通大学学报(农业科学版),2019,37(4):37-44

[6] 杨建锋,马军成,王令超. 基于地貌类型的土壤有机质多光谱遥感反演[J]. 地理空间信息,2015,13(2):48-50

[7] 史舟. 土壤地面高光谱遥感原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2014

[8] 马驰. 基于Landsat8吉林中北部地区土壤有机质定量反演研究[J]. 干旱区资源与环境,2017,31(2):167-172

[9] 王婷,刘振华,彭一平,等. 华南地区土壤有机质含量高光谱反演[J]. 江苏农业学报,2020,36(2):350-357

[10] 王小攀,郑晓坡,刘福江,等. 高光谱遥感土壤有机质含量信息提取与分析[J]. 地理空间信息,2012,10(5):75-78

[11] 郑森,王翔,李思佳,等. 黑土区土壤有机质和全氮含量遥感反演研究[J]. 地理科学,2022,42(8):1 336-1 347

[12] 丁启东,王怡婧,张俊华,等. 基于高光谱信息的宁夏土壤有机质含量估算[J]. 生态学杂志,2023,25(8):35-48

[13] 郑建乐,张家祯,刘微,等. 土壤有机质含量高光谱定量反演研究[J]. 北方园艺,2022,32(16):83-91

[14] 赵瑞,崔希民,刘超. GF-5高光谱遥感影像的土壤有机质含量反演估算研究[J]. 中国环境科学,2020,40(8):3 539-3 545

[15] 范承志,王梓文,杨兴超,等. 基于地物高光谱和无人机多光谱的黄河三角洲土壤盐分机器学习反演模型[J]. 智慧农业(中英文),2022,4(4):61-73

[16] 沈润平,丁国香,魏国栓,等. 基于人工神经网络的土壤有机质含量高光谱反演[J]. 土壤学报,2009,46(3):391-397

[17] 卢艳丽,白由路,杨俐苹,等. 基于主成分回归分析的土壤有机质高光谱预测与模型验证[J]. 植物营养与肥料学报,2008,14(6):1 076-1 082

[18] 于雷,洪永胜,耿雷,等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报,2015,31(14):103-109

[19] 于雷,洪永胜,周勇,等. 连续小波变换高光谱数据的土壤有机质含量反演模型构建[J]. 光谱学与光谱分析,2016,36(5):1 428-1 433

[20] 齐雁冰,王茵茵,陈洋,等. 基于遥感与随机森林算法的陕西省土壤有机质空间预测[J]. 自然资源学报,2017,32(6):1 074-1 086