**引 用 格 式**:SHI Ming,SHI Yang,LIN Fei,*et al*.Mapplication progress and prospect of remote sensing technology in soil organic matter inversion and mapping[J].Remote Sensing Technology and Application,2025,40(4):1052-1066.
[时鸣,史杨,林飞,等.土壤有机质遥感反演与制图研究进展[J].遥感技术与应用,2025,40(4):1052-1066.]
DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2025.4.1052

# 土壤有机质遥感反演与制图研究进展

时 鸣[1,2],史 杨[1,3],林 飞[1,3],竞 霞[2],胡宜敏[1,3],李冰玉[2]
(1.中国科学院合肥物质科学研究院智能机械研究所,安徽 合肥 230031;
2.西安科技大学 测绘科学与技术学院,陕西 西安 710054;
3.安徽省智慧农业工程实验室,安徽 合肥 230031)

**摘要**:土壤有机质(Soil Organic Matter,SOM)是土壤固相部分的重要组成成分,可为植物提供生长所必需的养分,也是评价土壤肥力的一个重要参考指标。近年来,遥感技术为实现SOM的高效估算与制图提供了新途径,但环境干扰与数据复杂性仍是重要挑战。本文系统综述了常用的多光谱、高光谱数据在SOM反演与制图中的应用,并探讨了相关数据处理方法。研究表明:实验室控制条件下获取的光谱数据因环境稳定,其模型精度与稳健性显著优于野外实测数据;针对高光谱数据的特征选择与提取可降低数据维度与多重共线性,从而提升反演精度;融合机器学习与深度学习的集成建模框架,相较于单一模型,能更有效刻画土壤系统的非线性复杂特征;多时相数据通过整合植被季相动态与时间演变信息,进一步提高了模型预测能力。然而,光学数据易受大气条件制约,尤其在中国南方多云雨地区难以获取高质量影像,而微波遥感凭借全天候观测、地形适应性强等优势成为重要补充。未来研究需侧重多源技术协同:通过光学—SAR融合、多传感器平台联用及物理信息驱动的机器学习,削弱秸秆覆盖、土壤水分等混杂因素的影响;利用小波分析与盲源分离等预处理技术分离土壤特征光谱;构建融合土壤类型、农艺措施及气候变量的时空建模框架,增强预测普适性。同时,需发展可解释性人工智能模型与地理自适应的空间插值方法,以提升模型科学性与全球尺度的适用性。本研究为多源遥感技术支撑精准农业与可持续土地管理提供了理论与实践参考。

**关 键 词**:反射率;土壤有机质;遥感反演
**中图分类号**:TP751;S153.621 **文献标志码**:A **文章编号**:1004-0323(2025)04-1052-15

## 1 引 言

土壤有机质主要来源于植物、动物及微生物残体,是经过微生物作用形成的一类特殊、复杂、性质比较稳定的高分子有机化合物[1]。准确、大范围、快速获取土壤有机质含量分布情况能为我国农田土壤肥力的空间分布、耕地质量评价、精准施肥、土壤碳循环、土壤污染、土地整治等提供科学有效的数据支持,这对于我国耕地的可持续发展及保障粮食安全至关重要[2]。土壤有机质的传统测量方法是通过野外采集土壤样本,然后在实验室进行相关的化验分析[3-4]。该类方法对于有机质含量的测量精度较高,但费时费力、人工成本高,在数据获取时对于土壤具有破坏性,尤其是在土地利用类型复杂、地块破碎、农业活动密集的地区其代表性差,无法实现土壤有机质含量的大范围实时动态监测。遥感技术因其能提供地面同步或准同步的高时空分辨

**收稿日期**:2024-07-26;**修订日期**:2025-03-19
**基金项目**:国家重点研发计划项目(2021YFD2000200)。
**作者简介**:时 鸣,硕士,研究实习员,主要从事环境遥感方向研究。E-mail: mshi@iim.ac.cn
**通信作者**:胡宜敏,博士,副研究员,主要从事农业遥感信息挖掘方向研究。E-mail: ymhu@iim.ac.cn

率、光谱信息丰富的数据,且具有监测范围广、实时性强的特点,已成为土壤有机质含量反演与制图的重要技术[5]。

土壤反射光谱与土壤的物质组成、结构特征、理化属性等密切相关,不同的土壤有不同形状的反射特征曲线[6]。对于土壤有机质,其在可见光和近红外区域具有独特的光谱特性,而对于不同有机质含量的土壤,其反射特征也有差异,这表明有机质含量可以通过土壤光谱反射率得到一定程度的反映[7-8]。Baumgardner等[9]发现土壤反射光谱与土壤有机质含量呈显著负相关,土壤中的有机质含量是决定其在土壤反射光谱中所起的作用,当有机质含量高于2%时,其在描述土壤反射特性时起主导作用;当有机质含量低于2%时,其对土壤中其他物质对土壤光谱影响的遮蔽作用有所下降。而遥感技术正是通过接受地物反射的电磁波信号来识别和反演地物信息。从土壤有机质含量预测和制图所使用到的数据源出发,分别介绍了多光谱数据、高光谱数据以及其他遥感数据在土壤有机质含量反演及制图领域的应用,然后介绍了不同数据源之间的数据处理方法与建模方法,并说明各方法的优点及局限性,最后,总结和概括了近年来遥感技术在土壤有机质含量反演及制图领域急需解决的关键问题,对未来发展趋势进行了展望。

## 2　文献计量分析

本研究对近年来关于土壤有机质反演和制图的相关论文进行整理和分析,总结和概括了遥感技术在土壤有机质含量反演及制图领域的应用及关键问题,并对未来发展趋势进行了展望。研究数据来源于Web of Science和CNKI文献检索数据库。对于中文文献,在CNKI中以“土壤有机质”、“遥感”为关键词进行搜索,共搜索出与主题相关的论文156篇,其中硕、博士学位论文44篇,占论文搜索总数的28%,期刊论文112篇,占论文搜索总数的72%。在这112篇期刊论文中综述性论文为9篇,占期刊性论文的8%。对于外文文献,在Web of Science中以“remote sensing of soil organic matter”为关键词进行搜索,从2002至2023年查找到相关主题论文1 710篇。对收集到的文献以时间为横轴,以论文发表篇数为纵轴,统计各年的论文发表总数,其柱状趋势图如图1所示。从图1可以看出,对于土壤有机质含量遥感反演与制图这一主题发文量逐年增加,尤其是近3年,其发文量迅猛增长,以2021年的236篇发文量为目前的峰值,且整个发文量随时间呈现增长趋势,这一结果表明土壤有机质反演和制图已经被各个国家的学者和研究团队所重视,已成为目前的一个研究重点和热点。通过对各研究团队和学者的发文期刊进行分析,对于中文期刊,其主要的发表期刊以农学类、水土环境类以及光谱分析类为相关主题的期刊,如《农业工程学报》、《土壤通报》、《光谱学与光谱分析》、《干旱区科学》等,而对于英文论文,其发表期刊与中文期刊发表主题类似,如《Remote Sensing》《Soil and Tillage Re-

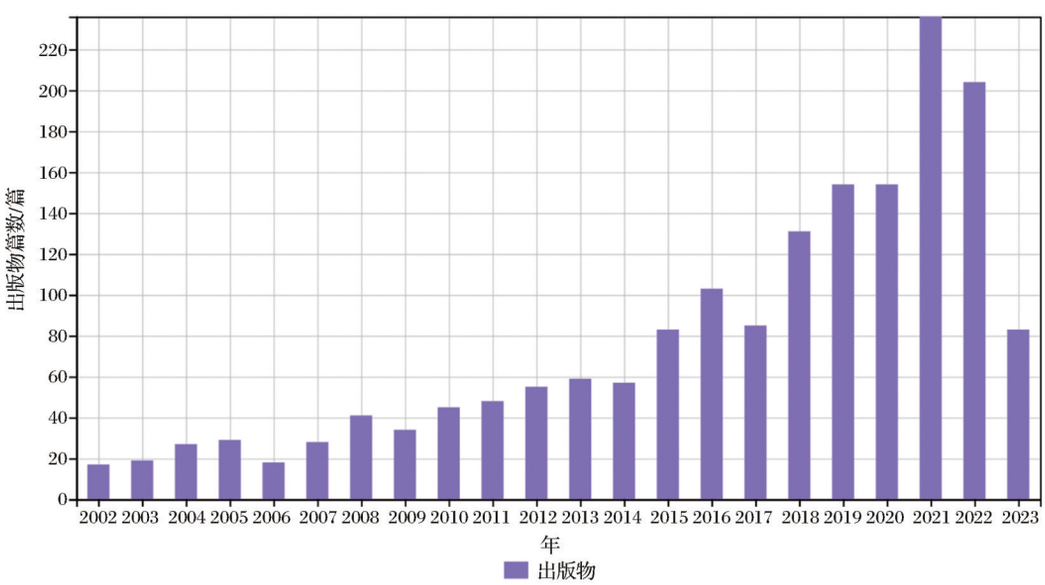


**图1　2002～2023土壤有机质遥感相关论文发表篇数统计**

**Fig.1　Statistics of publications related to remote sensing of soil organic matter from 2002 to 2023**

search》《Agriculture》《Geodema》《Science of the Total Environment》《Remote Sensing of Environment》等。

对于各期刊论文的第一完成单位进行分析，对于我国，其主要发文机构如山东农业大学、中国农业大学、中国地质大学、南京农业大学、中国科学院南京土壤研究所、中国林业科学研究院、中国科学院东北地理与生态研究所、西北农林科技大学、浙江大学等大学和研究机构。对于外国，其主要的发文机构如亥姆霍兹国家研究中心、巴西圣保罗大学、加州大学、世界土壤组织、NASA、佛罗里达州立大学等大学和研究机构。

## 3 土壤有机质含量反演及制图数据源

数据是遥感科学研究的重要基础，尤其是面对土壤这种复杂多变的自然对象，通过对海量的数据进行分析才能从中找寻出有用的数据信息。对于土壤中有机质反演与制图这一科学问题，通过对CNKI的156篇文献和Web of Science筛选出的近2年高度相关的59篇文献进行总结和归纳，发现通常具有两种解决方法，一种是以土壤中有机质组成的化学物质的化学键对辐射的吸收和散射作用，引起波谱维的变化，通过成像或非成像的遥感信息获取方式来探测这一变化进行分析和反演的波谱分析法[9]；另外一种则是以Jenny等[10]在1941年提出的土壤成土因子学说为主，及地理学第一定律为理论基础，通过遥感数据提供环境协变量，在土壤景观模型这一框架下进行的成土因子环境协变量法[11]。遥感数据根据传感器在不同平台的位置可分为星载、机载和近地3类。对研究区位于我国境内的文献进行分析，对其遥感传感器搭载平台进行统计分析，其结果如图2所示。对重复的研究区进行筛选和去除后剩余文献146篇。研究区位于我国境内的各论文所使用的数据类型仍以星载遥感数据为主，共有71篇，约占论文总数的49%，这是由于星载传感器具有监测范围广、性价比高等特点。其次使用最多的是近地传感器，共有58篇，约占论文总数的40%。对各研究区的位置进行统计分析，发现对于土壤有机质的反演与制图这一科学问题，位于东北地区的研究区最多，为41个；其次是华东地区，为36个。对于华南和西南地区为研究区的研究较少，可能是由于华南和西南地区多山，且多云多雨，耕

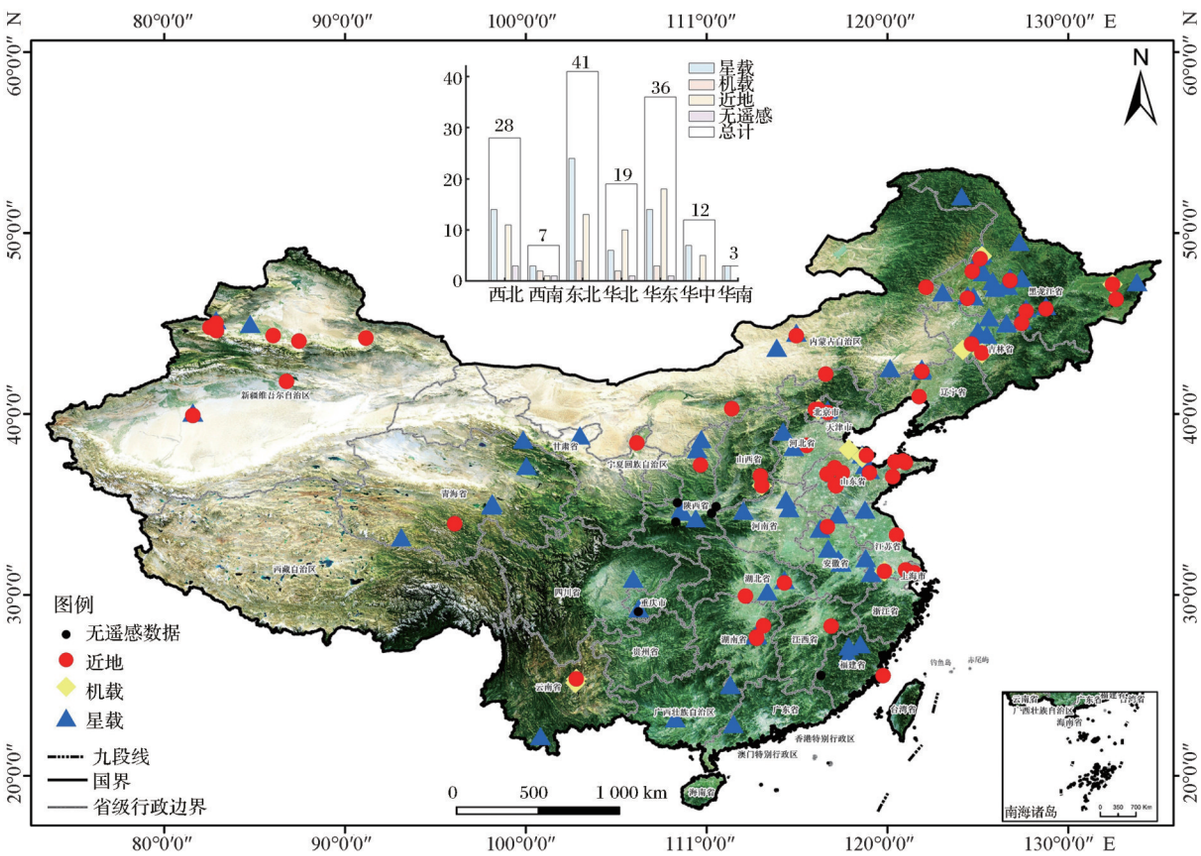


图2 研究区与传感器分布

审图号：GS(2024)0650

Fig.2 Study area and sensor distribution

地破碎化严重,不利于数据获取。相较而言,尤其是对于东北地区的黑土地,其地势平坦、种植结构单一且种植面积大,易于大面积的遥感信息获取。

### 3.1　多光谱数据

多光谱传感器是指在可见光和红外谱段范围同时获得同一目标的多个不同谱段图像的传感器,又称多谱段传感器[12]。星载多光谱遥感数据是最常用的遥感数据类型之一。Landsat 5卫星作为较早升空且能提供大面积多光谱数据的卫星而被广泛关注,如宋立生等[13]及Nikou等[14]。后来,随着Landsat 7卫星的升空,被研究者应用到土壤有机质反演中,如曾远文等[15]。Landsat 7卫星搭载的增强型专题制图仪相比于Landsat 5多了一个15 m空间分辨率的全色波段以及其热红外波段空间分辨率从120 m提升至60 m,可为后续研究提供分辨率更高、更多地表信息的多光谱影像。丁美清[16]利用Landsat 5、Landsat 7遥感数据对湘潭县研究区的土壤参数进行了定量反演。2013年2月Landsat 8卫星由NASA发射升空,王丽萍等[17-19]利用Landsat 8卫星携带的OLI和TIRS两种传感器所获取的地表信息进行了土壤有机质相关研究。由此可见,Landsat系列卫星为全球的研究者们提供了大量的影像资料,被成功地应用到了土壤研究领域。除了美国的Landsat系列卫星之外,欧盟也发起了哥白尼计划。哨兵系列卫星作为哥白尼计划的一部分,主要的目标就是对地球展开观测任务。2015年极轨高分辨率成像卫星Sentinel-2发射升空,其搭载的多光谱成像仪(MSI)覆盖13个光谱带,被用于陆地监测,以提供包括植被、土壤、水覆盖等场景的影像。陈超群等[20-21]利用Sentinel-2 MSI数据对研究区的土壤有机质进行了反演。Sentinel-3携带有海洋和陆地颜色仪相比于Sentinel-2的290 km幅宽,其幅宽达到1 270 km,每两天就能提供一次全球覆盖,Odebiri等[22]建议该数据更适合于全球、洲际、国家尺度的土壤变化研究。此外,法国的SPOT系列卫星创新性地引入了THR超级模式,能从两景5 m分辨率影像中创建2.5 m分辨率的影像,其空间分辨率相对于Landsat、Sentinel系列更高,被研究者们所重视。如韩云霞等[23-24]。最新的SPOT卫星为SPOT 7。目前法国空间研究中心已经开放了SPOT 1至SPOT 5的数据供用户免费下载,时间范围为1986年至2014年。国内外的学者们基于国外优秀的多光谱卫星数据如Landsat系列、Sentinel系列、SPOT系列做了大量的研究工作。随着我国航天科技的长足进步,也发射了一大批的卫星,其上携带的多光谱载荷也为土壤有机质含量的反演与制图工作提供了大量的影像数据,如Sun等[25-26]利用GF-1 WFV数据、叶治山[27]利用GF-6 MSS数据进行了土壤有机质反演与制图。除高分系列卫星之外,WU等[28]利用我国的北京1号(BJ-1)卫星,王祥峰[29]利用我国的环境1号(HJ-1)卫星等载荷上的多光谱数据也开展了土壤领域的广泛应用与研究工作。总体来看,国内外的学者们利用Landsat系列数据、Sentinel系列数据开展土壤有机质反演和制图工作较多,这是由于上述两种数据向全球用户免费发放,获取手段简洁,卫星重访周期较短,易于大面积获取高质量的多波段遥感数据。除了星载多光谱数据外,随着近年来无人机技术的发展,出现了一系列机载多光谱遥感平台,其中最具代表性的为中国大疆创新科技公司生成的系列无人机。王曦等[30]在山东省滨州市无棣县利用DJ-M600 Pro六旋翼无人机搭载Parrot Sequoia农业专用多光谱相机开展了土壤有机质反演与制图相关户外实验。杨栋淏等[31]利用Dj-M100无人机飞行器在昆明市云南农业大学后山试验田开展土壤相关研究工作。Turgay等[32]利用无人机搭载Tetracam ADC Snap多光谱相机在土耳其开展土壤有机质研究工作。表1总结了目前常用于土壤有机质反演与制图领域的多光谱数据的基本信息。

从表1可以看出,对于土壤有机质的反演和制图所使用的波段范围基本在可见光、近红外、中红外范围内。大多数常用的多光谱数据的空间分辨率在10～30 m之间。虽然机载的多光谱数据空间分辨更高,但其覆盖范围小,且需要一定的设备投入,对于目前的研究,在多光谱数据选择上仍以星载的遥感数据为主。Sentinel-2由于其重返周期短,Sentinel-3卫星由于其幅宽大的特征,能短时间内获取到覆盖全球的影像数据,更适合于开展全球尺度、洲际尺度和国家尺度的土壤参数反演工作。Landsat、BJ-1、高分系列、HJ-1等卫星其空间分辨较高,重访周期稍短,更适合于县域尺度、乡镇尺度的土壤参数反演工作。而SPOT系列、无人机系列因其极高的空间分辨率,更适合于农场尺度、田块尺度的土壤参数反演工作。

### 3.2　高光谱数据

高光谱遥感技术借助成像光谱仪革命性地将

表1 常用于土壤有机质含量反演与制图的多光谱数据

Table 1 Often used for multispectral data of soil organic matter content inversion and mapping

| 数据 | 利用波段 | 空间分辨率/m | 波段范围/μm | 重访周期/d | 类型 |
|---|---|---|---|---|---|
| Landsat 5 TM | B、G、R、NIR、SWIR | 30 | 0.45～2.35 | 16 | 星载 |
| Landsat 7 ETM+ | B、G、R、NIR、SWIR | 30 | 0.45～2.35 | 16 | 星载 |
| Landsat 8 OLI | B、G、R、NIR、SWIR | 30 | 0.45～2.3 | 16 | 星载 |
| Sentinel-2 MSI | B、G、R、VRE、NIR、SWIR | 10 | 0.44～2.19 | 5 | 星载 |
| Sentinel-3 OLCI | NIR、SWIR | 300 | 0.4～1.02 | 2 | 星载 |
| Spot-5 HRG | G、R、NIR、MIR | 10(2.5) | 0.5～1.75 | 5 | 星载 |
| GF-1 WFV | B、G、R、NIR | 16 | 0.45～0.89 | 2 | 星载 |
| GF-6 MSS | B、G、R、NIR | 8 | 0.45～0.89 | 4 | 星载 |
| BJ-1 CCD | G、R、NIR | 32 | 0.523～0.9 | 2 | 星载 |
| HJ-1 CCD | B、G、R、NIR、MIR | 30 | 0.43～0.9 | 2 | 星载 |
| DJ-M600 Sequoia | G、N、VRE、NIR | — | 0.53～0.81 | -- | 机载 |
| ADC Snap | G、R、NIR | — | 0.52～0.92 | -- | 机载 |

注：其中B、G、R、NIR、MIR、SWIR分别代表蓝光波段、绿光波段、红光波段、近红外波段、中红外波段、短波红外波段

成像技术和细分光谱技术结合在一起，同传统的全色和多光谱遥感相比，高光谱遥感具有光谱分辨率高、图谱合一、连续成像等优点[33]。高光谱数据能获取的地表图像包含着丰富的空间、辐射和光谱3重信息，因此被国内外学者应用到土壤有机质反演和制图中。根据传感器的搭载平台为划分标准，可将高光谱数据分为星载、机载和近地3类。对于国内的高光谱卫星来说，主要包括携带可见短波红外高光谱相机AHSI的GF-5卫星[34]和搭载OHS传感器的珠海一号[35-36]。对于国外的卫星，主要包括搭载Hyperion传感器的EO-1卫星[37-38]、携带中分辨率成像光谱仪（MODIS）的EOS AM-1卫星[39]和PRISMA高光谱卫星[40]。相对于星载传感器的大面积信息获取，机载传感器因其可以快速部署受到很多学者的亲睐[41-47]。表2总结了目前常用的高光谱数据的基本信息。

表2 常用于土壤有机质含量反演与制图的星载与机载高光谱数据

Table 2 Often used for spaceborne and airborne hyperspectral data for soil organic matter content inversion and mapping

| 数据 | 波段数 | 空间分辨率/m | 波段范围/nm | 国家 | 类型 |
|---|---|---|---|---|---|
| GF-5 AHSI | 330 | 30 | 400～2 500 | 中国 | 星载 |
| EO-1 Hyperion | 220 | 30 | 400～2 500 | 美国 | 星载 |
| EOS AM-1 MODIS | 36 | 250/500/1 000 | 405～14 385 | 美国 | 星载 |
| PRISMA PRISMA HSI | 239 | 30 | 400～2 500 | 意大利 | 星载 |
| 珠海1号 OHS | 256 | 10 | 400～1 000 | 中国 | 星载 |
| OMISI | 127 | — | 460～12 500 | 中国 | 机载 |
| CASI-1500/SASI-600 | 388 | — | 380～2 450 | 中国 | 机载 |
| GaiaSky-Mini2-VN | 1 440(1X) | — | 400～1 000 | 中国 | 机载 |
| pika L | 281 | — | 400～1 000 | 美国 | 机载 |
| Micro-Hyperspec A/X | 325 | — | 400～1 000 | 美国 | 机载 |

从表2可以看出，相对于多光谱数据，高光谱数据其覆盖波段范围广，波段多，能提供地物更详尽的信息。但能提供高光谱数据的卫星相对于能提供多光谱数据的卫星数量非常稀少，一定程度上制约了土壤高光谱研究。近地高光谱数据也是目前常用的数据类型之一。其中美国ASD公司生产的不同型号的近地光谱测量设备被广泛应用：ASD FieldSpec 3型光谱仪[48-49]、ASD FieldSpec 4型光谱仪[50]、ASD FieldSpec Pro FRTM型光谱仪[51]、QualitySpec Trek手持接触式光谱仪[52]。此外PSR+3500地物光谱仪和HySpex高光谱相机[53]、SR-5400高分辨率地物光谱仪[54]、Antaris型傅立叶变换近红外光谱仪[55]也是常用的近地光谱测量仪器。表3总结了目前研究中常用到的近地高光谱仪器的信息。利用近地高光谱仪器获取的数据相对于无人机和星载高光谱数据其覆盖范围更小，但其数据采

**表 3　常用于土壤有机质含量反演与制图的近地高光谱仪器信息**

**Table 3　Near-earth hyperspectral instrument information is commonly used for soil organic matter content inversion and mapping**

| 数据 | 光谱分辨率/nm | 是否成像 | 波段范围/nm | 国家 |
|---|---|---|---|---|
| ASD FieldSpec 3 | 3(350～1 000)、10(1 000～2 500) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| ASD FieldSpec 4 | 3 (@700)、8(@1 400/2 100) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| ASD FieldSpec Pro FRTM | 3.5(350～1 000)、10(1 000～2 500) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| PSR＋3500 | 3(@700)、8(@1 500)、6(@2 100) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| SOC710-VP | 1.3 | 是 | 400～1 000 | 美国 |
| SVC HR-768 | — | 是 | 350～2 500 | 美国 |
| Cary 5E 分光光度计 | — | 否 | 175～3 300 | 澳洲 |
| ASD FieldSpec HH2 | 3(@700) | 否 | 325～1 075 | 美国 |
| ASD FR2500 | 3(350～1 000)、10(1 000～2 500) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| FOSS XDS近红外 | — | 否 | 400～2 500 | 丹麦 |
| ASD FieldSpec 4 Hi-Res | 3(@700)、6(@1 400/2 100) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| ASD QualitySpec Trek | 3(@700)、9.8(@1 400)、8.1(@2 100) | 否 | 250～2 500 | 英国 |
| Thermo Nicolet Antaris | 0.6(@1 250) | 否 | 833～2 630 | 美国 |
| SVC HR-1024 | 3.5(350～1 000)、9.5(1 000～1 850)、6.5(1 850～25 000) | 否 | 350～2 500 | 美国 |
| GER-IRIS-Ⅲ | 2(可见光)、4(近红外—短波红外) | 否 | 400～2 500 | 美国 |
| ISI921VF-512 | 2 | 否 | 380～1 080 | 中国 |

集方式灵活,可充分考虑时间、天气条件等因素。

从表3可以看出,常用于土壤有机质反演的近地高光谱的波段范围大部分在350～2 500 nm的波段范围内,包含可见光、近红外、短波红外等波段区域。而这些波段范围恰好包含了有机质的敏感波段[56-60]。

### 3.3　公开数据集

公开数据集是进行土壤有机质反演的重要数据来源之一。其中使用最广泛的数据集为LUCAS数据集[61-64],该数据集为欧盟开展的关于欧洲土地利用和覆盖的统计调查这一框架下所收集的欧洲23国不同土地覆盖类型和土壤类型的19 036个土壤样本,通过取样后对土壤的理化性质进行了测定,并扫描了样品的可见光近红外光谱范围而获得的高光谱数据集。该数据集的资料由欧盟授权欧洲土壤数据中心对外公开免费申请使用。我国的研究人员也利用LUCAS数据集,取得了一定成果[65-67]。他们发现土壤组分中的典型土壤理化参数会影响研究工作,需要样本集具有一定程度的空间异质性,为了避免目前在影响因素的研究中存在的问题,需要依托于较大数量的样本集,因此选择借助LUCAS数据集进行相关工作。

## 4　光谱与地形数据处理方法

### 4.1　多光谱数据处理

基于多光谱数据的土壤有机质反演建模的过程中存在许多不稳定因素,常常会受到一些与待测样品性质无关的信息的干扰,为了建立一个更加稳定、可靠的土壤参数多光谱反演模型,需要对多光谱数据进行预处理[68]。常用的预处理方法主要有对原始光谱进行数学变换,如导数、微分、连续统去除等;以及对原始光谱进行光谱指数计算。已有研究成果显示经过数学变换和光谱指数计算可以使土壤光谱曲线的一些特征波段突出和强化,扩大光谱曲线特征的差异,提高模型精度[69]。

由于可见光区域原始光谱值比较低,对原始光谱数据进行数学变换以后,不仅能增强可见光区域光谱差异,还能减少由于光照条件变化所导致的乘性因素影响,如曾远文等[15,24,60,70],这些研究者的论文证实了对原始光谱数据进行对数变换处理后能够提高土壤有机质含量的遥感反演精度。孙铭岳等[44,71-72]的研究表明倒数、平方、根号变换可以明显加强可见光范围内的光谱特征,同时减弱光谱测定时光照变化的影响。陈超群等[20,73]等的研究指出,微分变换能够有效地减弱土壤质地差异带来的影响,有效地消除噪声等干扰因素,反射率在变化后的信噪比也发生明显变化。与此同时微分变换将会加强局部波段范围内的光谱特征,有效的提高土壤有机质与反射率的相关性。由上述研究可以说明将土壤光谱曲线做数学变换处理能够去除一些外部因素的干扰。Odebiri等[22,74-77]的研究结果表明,对于光谱指数法,其构建时能一定程度上克服

光照和大气等因素对光谱信息产生的影响，增加波段反射率与SOM之间的相关性。在实际的数据处理中，两类方法可同时使用，以获取不同的数据特征组合形式，提高模型的泛化能力。

### 4.2 高光谱数据处理

大气中水分吸收会对高光谱数据造成很大影响，因此需要剔除1 350～1 420 nm、1 800～1 950 nm、2 380～2 500 nm等水汽的吸收峰波段[78]。研究发现当噪声频率较高时，采用移动平均法具有一定的消除噪声的作用[79]。此外，光谱重采样也是常用的去除数据噪声的方法[79]。

高光谱数据的相邻波段具有很强的相关性，导致数据冗余。在监督学习过程中易产生“维度灾难”[80]。对于数据降维，一种是波段选择，这种方法不改变高光谱数据的物理结构，只是按照一定的指标如相关系数等从原始的高光谱数据中选取一部分子集，这类子集最大程度保留了原始的特征信息[81]。另一种是特征提取，这种方法改变了原始高光谱数据的物理结构，通过一系列的数学变换来压缩波段信息[82]。对于高光谱常用的数据特征，其生成方法与多光谱数据类似，包括光谱指数[34]和数学变换[83-85]两大类。

光谱预处理虽然可以提高有机质反演精度，但不能解决由于土壤组分含量差异对有机质反演精度的影响。由于温度、水分等外部参数对光谱反射率产生的影响，造成土壤有机质反演精度降低，可以通过对校正集样本在固定温度、烘干水分等控制条件的情况下测量样本基准光谱反射率，通过光谱滤波去除外部参数影响，提高有机质反演模型性能[67]，为下一步的模型构建提供可靠的特征数据集。

### 4.3 非光学遥感数据处理

除光谱数据外，地形、气候、成土母质等非光学遥感因子也是广泛应用于土壤有机质反演与制图中的数据源[86]。通过对研究区的地表高程数据(DEM)进行计算，可得到各种地形因子。研究表明：在沟谷、旱/湿平地等地形单元通常土壤有机质含量较高，而在山脊、背坡等地形单元，由于地形呈现凹凸不平形态，水土流失导致土壤侵蚀严峻，有机质累积少，在沟谷至山脊的过渡地形区呈现显著的渐变规律，有机质含量同样呈现渐变规律[87]。因此提取坡面因子可用于探究地形的弯曲程度、方向和结构等特征对土壤有机质含量高低的影响[88-92]。表4搜集了目前常用的地形因子。除了遥感光谱数据与地形因子外，气温、降水、经度、纬度、土壤类型等参数也是土壤有机质反演与制图中的常用因子。

**表4 常用于土壤有机质含量反演与制图的环境因子**

**Table 4 Environmental factors commonly used for soil organic matter content inversion and mapping**

| 地形因子 | 参数 | | |
|---|---|---|---|
| 地形因子 | 高程 | 渲染分析 | 水流流向 |
| | 坡度 | 收敛指数 | 高程变异系数 |
| | 坡向 | 坡度坡长因子 | 河流动能指数 |
| | 平面曲率 | 相对坡度位置 | 径流强度指数 |
| | 剖面曲率 | 总积水面积 | 坡向正弦 |
| | 坡度变率 | 地形位置指数 | 坡向余弦 |
| | 地表起伏度 | 潜在太阳辐射 | 比汇水面积 |
| | 地表切割深度 | 潜在地下水位深 | 到沟谷距离 |
| | 地形粗糙度 | 泥沙输移比 | 水流长度 |
| 气候因子 | 年均温度 | 相对湿度 | 年降水量 |
| | 积温 | 太阳辐射量 | |
| 其他因子 | 成土母质 | 植被类型 | 土地利用类型 |
| | 地貌类型 | 采样点经纬度 | 土壤侵蚀类型 |

对于大尺度(小比例尺)制图，常选用气候因子如年均温、年降水、太阳辐射量等；生物因子如植被类型、植被物候等；母质因子如母岩类型；地形地貌以及土地利用类型等因子作为模型输入特征。对于小尺度(大比例尺)制图，常选用生物因子如植被指数、叶面积指数、郁闭度等；母质因子如成土母质、土壤类型、土壤湿度变化指数等；地形因子如高程、坡度、坡向、曲率等以及土地利用类型等因子作为模型输入特征。

## 5 有机质反演与制图方法

### 5.1 遥感波谱分析反演法

无论是哪种方式的遥感光谱技术在估算土壤有机质含量的原理上有一定的共性，均是将有机质含量相关的特征波段或其他参数与实测有机质含量进行回归建模，然后用构建的模型对土壤有机质含量进行估算。常用的建模方法主要包括线性[81,93-95]、非线性回归模型[34]以及机器学习或深度学习两大类。洪永胜等[96]通过敏感波段反射率、敏感光谱指数作为自变量，SOM为因变量，采用线性模型PLSR方法进行反演建模。尚天浩等[84]分析6个光谱指数与土壤有机质含量间的二维相关性，筛选出最优光谱指数，分别建立反向神经网络、地理加权回归等模型估算土壤有机质含量。Cao等[97]利用灰色加权距离计算待反演样本与已知模式的灰色关联度，建立土壤有机质含量的局部线性回归估

计模型。

传统的线性模型以及非线性模型大多经历光谱去噪、剔除异常样本、光谱变化、特征波段选择和建模5个阶段。不同建模方法会导致反演估算精度存在一定的差异。在前期的4个阶段选取特征因子的过程中需要进行复杂的数据预处理操作,且模型易出现过拟合现象。机器学习的回归算法能够解决多变量过拟合问题。随着人工智能技术的不断发展,越来越多的学者采用机器学习或深度学习模型进行土壤属性与其环境因子之间关系的研究,如刘杰亚等[82,98-99]都开展了相关研究工作。Chen等[90]利用决策树、装袋决策树、随机森林、梯度提升回归树等机器学习方法对河北省土壤有机质含量进行了反演。隗季芳[100]利用卷积神经网络建模方法,建立了基于高光谱数据的果园土壤有机质反演模型。姚聪[101]采用卷积神经网络CNN完成了耕层土壤有机质含量估测,与BP模型、PLSR模型、SVM模型等传统模型相比,卷积核能够提取数据的有效特征结构进行训练和学习,能够获取一个更为精准的有机质估测模型。

除了直接使用遥感波谱分析之外,基于辐射传输的理论方法也被研究者们所重视。袁静[102]基于KM理论推导反射率与变换反射率之间的关系,然后使用与有机质含量相关的吸收系数及散射系数将有机质含量引入模型,从而构建了基于光谱反射率信息的有机质反演模型。欧德品[103]通过基于K-M理论的厚度方程计算散射系数,发现理论模型在实际光谱计算中出现修正项,建立修正后的K-M厚度模型。使用修正后的K-M厚度模型计算散射系数α进行土壤有机质含量反演,该模型具有精度高、鲁棒性强等特点。张远[104]使用Hapke模型将非线性的土壤光谱转换至物理上线性组合的单次散射反照率空间,进而结合多元曲线分辨思想与非负矩阵分解算法,从土壤单次散射反照率矩阵中分解有机质基向量和质量分数向量,实现完全约束最小二乘算法的土壤有机质的反演。

### 5.2　基于环境协变量的空间插值法

空间插值是一种常用的将点位数据扩展到区域数据的方法,李维友等[105-107]将其应用于土壤有机质含量预测与制图中。李启权等[108]利用径向基神经网络建立了空间坐标与邻近样点土壤有机质间的非线性映射关系,模拟了土壤有机质的空间分布。杨顺华等[109-110]利用地理加权回归克里金法对研究区的SOM进行了预测,克服了回归模型中不同空间位置的环境因子权重不一致的不足。王丹等[88]利用高程、坡度、平面和剖面曲率、地形湿度指数、归一化植被指数等环境因子作为辅助变量,利用普通克里格插值法和反距离权重插值法获得了研究区的有机质和全氮含量的空间分布。陆访仪等[111]在土壤采样点数量较有限的情况下,分别采用普通克里格插值法、反距离权重插值法、遥感波谱反演法和基于土壤学专业知识这4种方法对耕层土壤有机质含量进行了空间预测。Mirzaee等[112]评估了普通克里格、简单克里格等地统计学方法以及回归—简单克里格和BP—简单克里格等混合地统计学方法预测SOM含量的能力。综上研究结果表明,利用环境协变量的空间插值方法的预测精度要高于未使用环境协变量时的预测精度。

## 6　结　语

目前遥感技术已被成功应用于土壤有机质反演与制图研究中,为快速、实时、准确获得土壤信息提供了技术与理论的支持。利用反射光谱数据反演土壤信息已成为研究热点,建模的方法也越来越丰富。由于土壤是一个极其复杂的实体,秸秆覆盖、土壤表面粗糙度、土壤水分含量、植被覆盖、观测角度等的差异会对光谱数据获取产生影响,导致土壤养分建模的精度严重下降。通过对近年来的文献进行总结分析,得出如下结论,总体来看:

(1) 在对室内外不同条件下得到的光谱数据进行土壤有机质含量的反演研究中,结果表明室内条件无论是预测精度还是模型的稳定性均要高于室外条件下模型的预测精度和稳定性。这说明,室内条件下测量环境相对稳定,但其所能测量的数据数量有限。

(2) 对数据信息进行特征选择和提取,会使得模型的反演精度提高,尤其是对于高光谱数据,其反演精度高于未经过特征提取处理的模型的反演精度。这进一步说明对高光谱数据进行特征提取能降低原始数据的维度,得到更多、自相关性更低的有用信息,从而提高模型预测精度。

(3) 多个模型协同反演的精度要优于单一模型的反演精度。每个模型均有一定的适用条件,单一模型对于土壤这个复杂的结构体的数学描述明显不足。

(4) 多时相数据的反演精度要高于单一时相的

反演精度。多时相数据与单一时相相比除光谱信息外还包含着如植被季相节律、时间演变等随时间变化的信息,因此可提供额外的数据信息,从而提高模型精度。

(5)机器学习、深度学习算法建模相对于传统的回归模型可增加反演结果的准确性、鲁棒性、可移植性。

当前研究还是以光学数据为主,其数据质量易受到大气条件的影响,尤其是对于我国南方地区,作物生长季多云雨覆盖,光学传感器难以获取高质量的地表影像。微波在一定程度上能够穿透云层和雾霾,在天气条件差时的适用性强,同时可以进行多角度、多极化方式的地表信息获取,为土壤有机质的反演与制图提供新的信息获取手段。

在未来的研究中,要综合考虑不同土壤类型、不同土壤参数对土壤反射光谱的影响。利用混合像元分解、盲源信号分离、小波分析等方法减弱秸秆、植被等覆盖对土壤光谱的影响,通过校正方法得到相对纯净的土壤光谱数据。利用高时间、空间分辨率的遥感数据协同,结合土壤类型,种植模式、温度湿度条件等因子建立反演模型。光学与微波数据相结合,星、机、地一体化协同反演。

此外,要对所获得的数据进行预处理,以削弱各波段间、各个特征之间的自相关性,降低模型的复杂程度。在模型构建时,要采用机器学习、深度学习等擅长处理大规模复杂非线性数据的方法进行有机质反演模型构建。对于空间插值方法,需探索更多的环境协变量因子,因地制宜,充分考虑不同地理位置、不同耕种模型、不同气候条件的土壤特征的差异性,提高插值模型的精度。

在未来研究中还需注意,需要将土壤科学知识深度融合到机器学习中,提高预测的可靠性和可解释性。以期有效解决数据稀缺和模型可解释性不足的关键挑战,使机器学习、深度学习模型在土壤有机质含量反演、数字土壤制图等应用中更具科学合理性和推广性。

**参考文献(References):**


[1] CHEN Huaiman. Environmental soil science (2nd ed)[M]. Beijing: Science Press, 2010.[陈怀满. 环境土壤学(2版)[M]. 北京:科学出版社, 2010.]

[2] SHEN Renfang, YAN Xiaoyuan, ZHANG Ganlin, *et al*. Status quo of and strategic thinking for the development of soil science in China in the new era[J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57(5): 1051-1059.[沈仁芳, 颜晓元, 张甘霖, 等. 新时期中国土壤科学发展现状与战略思考[J]. 土壤学报, 2020, 57(5): 1051-1059.]

[3] WU Jianhu, ZHANG Xiuli, CONG Xiang'an. Study on measurement method of soil organic matter[J]. Gansu Agriculture, 2006(11): 382-383.[吴建虎, 张秀丽, 丛祥安. 土壤有机质测量方法研究[J]. 甘肃农业, 2006(11): 382-383.]

[4] WU Caiwu, XIA Jianxin, DUAN Zhengrong. Review on Detection Methods of Soil Organic Matter (SOM)[J]. Soils, 2015, 47(3):453-460.[吴才武, 夏建新, 段峥嵘. 土壤有机质测定方法述评与展望[J]. 土壤,2015,47(3):453-460.]

[5] LIU Zunfang, LEI Haochuan, SHENG Haiyan. Remote sensing inversion of soil nutrient on farmland in Huangshui River Basin based on XGBoost model[J]. Arid Land Geography, 2023, 46(10): 1643-1653.[刘尊方, 雷浩川, 盛海彦. 基于XGBoost模型的湟水流域耕地土壤养分遥感反演[J]. 干旱区地理, 2023, 46(10): 1643-1653.]

[6] WANG Xiang, LI Sijia, SONG Kaishan, *et al*. Soil organic matter prediction method based on spectral shape features: CN115656416B[P]. 2025-01-21.[王翔, 李思佳, 宋开山, 等. 基于光谱形状特征的土壤有机质预测方法: CN115656416B[P]. 2025-01-21.]

[7] BOWERS S A, HANKS R J. Reflection of radiant energy from soils[J]. Soil Science, 1965, 100(2): 130-138. DOI: 10.1097/00010694-196508000-00009

[8] KRISHNAN P, ALEXANDER J D, BUTLER B J, *et al*. Reflectance technique for predicting soil organic matter[J]. Soil Science Society of America Journal, 1980, 44(6): 1282-1285. DOI: 10.2136/sssaj1980.03615995004400060030x

[9] BAUMGARDNER M F, KRISTOF S, JOHANNSEN C J, *et al*. Effects of organic matter on the multispectral properties of soils[J]. Journal of Computer Chemistry Japan, 1970, 10(3):105-108. DOI:10.2477/jccj.H2310.

[10] JENNY H. Factors of soil formation: A system of quantitative pedology[J]. Soil Science, 1941, 42(5):415. DOI:10.1134/S1064229309120138.

[11] MCBRATNEY A B, MENDONÇA SANTOS M L, MINASNY B. On digital soil mapping[J]. Geoderma, 2003, 117(1/2): 3-52. DOI: 10.1016/S0016-7061(03)00223-4

[12] DAI Liqun, XU Lina, ZHOU Jianyong. Signal process system for space-borne multi-spectral sensor[J]. Laser & Infrared, 2017, 47(6): 761-766.[戴立群, 徐丽娜, 周建勇. 一种全谱段多光谱遥感器的星上信息处理系统[J]. 激光与红外, 2017, 47(6): 761-766.]

[13] SONG Lisheng, ZHAO Zhizhong, XU Jianbo, *et al*. Spatial pattern of grassland soil organic matter based on TM image in the Maduo County[J]. Pratacultural Science, 2011, 28(12): 2069-2073.[宋立生, 赵之重, 徐剑波, 等. 基于TM遥感影像的玛多县草地土壤有机质的时空格局反演[J]. 草业科学, 2011, 28(12): 2069-2073.]

[14] HAMZEHPOUR N, SHAFIZADEH-MOGHADAM H, VALAVI R. Exploring the driving forces and digital mapping

of soil organic carbon using remote sensing and soil texture[J]. Catena, 2019, 182: 104141. DOI: 10.1016/j. catena. 2019. 104141

[15] ZENG Yuanwen, CHEN Fu, WANG Yuchen, *et al*. Predicting surface soil organic matter contents with remote sensing images in mining areas[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2013, 33(2): 169-172.[曾远文, 陈浮, 王雨辰, 等. 采煤矿区表层土壤有机质含量遥感反演[J]. 水土保持通报, 2013, 33(2): 169-172.]

[16] DING Meiqing. Study on soil quality evaluation of land development and consolidation region based on quantitative remote sensing[D]. Changsha: Central South University, 2014.[丁美青. 土地开发整理区土壤质量遥感定量评价研究[D]. 长沙: 中南大学, 2014.]

[17] WANG Liping, LIU Huanjun, ZHENG Shufeng, *et al*. Soil organic matter inversion in agro-pastoral ecotone of Northeast China[J]. Soils, 2022, 54(1): 184-190.[王丽萍, 刘焕军, 郑树峰, 等. 东北农牧交错带耕地土壤有机质遥感反演研究[J]. 土壤, 2022, 54(1): 184-190.]

[18] CHEN Debao, CHEN Guifen. Inversion of soil organic matter content in black soil region based on Landsat 8 remote sensing image[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(6): 194-198.[陈德宝, 陈桂芬. 基于Landsat8遥感图像的黑土区土壤有机质含量反演研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(6): 194-198.]

[19] BOUASRIA A, NAMR K I, RAHIMI A, *et al*. Evaluation of Landsat 8 image pansharpening in estimating soil organic matter using multiple linear regression and artificial neural networks[J]. Geo-spatial Information Science, 2022, 25(3): 353-364. DOI: 10.1080/10095020.2022.2026743

[20] CHEN Chaoqun, DAI Huimin, FENG Yulin, *et al*. Sentinel-2A based inversion of the organic matter content of soil in the Sunwu area[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(5): 1141-1148.[陈超群, 戴慧敏, 冯雨林, 等. 基于Sentinel-2A的孙吴地区土壤有机质反演研究[J]. 物探与化探, 2022, 46(5): 1141-1148.]

[21] SULEYMANOV A, GABBASOVA I, KOMISSAROV M, *et al*. Random forest modeling of soil properties in saline semi-arid areas[J]. Agriculture, 2023, 13(5): 976. DOI: 10.3390/agriculture13050976

[22] ODEBIRI O, MUTANGA O, ODINDI J, *et al*. Modelling soil organic carbon stock distribution across different land-uses in South Africa: A remote sensing and deep learning approach[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 188: 351-362. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.04.026

[23] HAN Yunxia, LI Minzan, LI Daoliang. Estimation of soil properties in mine wasteland based on spectroscopy and remote sensing[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(1): 254-258.[韩云霞, 李民赞, 李道亮. 基于光谱学与遥感技术的矿区废弃地土壤特性参数分析[J]. 吉林大学学报(工学版), 2009, 39(1): 254-258.]

[24] DING Meiqing, XIAO Hongguang, CHEN Songling, *et al*. Remote sensing quantitative retrieval of soil organic matter content in the land development and consolidation region based on BP neural network[J]. Natural Science Journal of Xiangtan University, 2012, 34(2): 103-106.[丁美青, 肖红光, 陈松岭, 等. 基于BP神经网络的土地开发整理区土壤有机质含量遥感定量反演[J]. 湘潭大学自然科学学报, 2012, 34(2): 103-106.]

[25] SUN Q Q, ZHANG P, JIAO X, *et al*. A remotely sensed framework for spatially-detailed dryland soil organic matter mapping: Coupled cross-wavelet transform with fractional vegetation and soil-related endmember time series[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1701. DOI: 10.3390/rs14071701

[26] GUO L, FU P, SHI T Z, *et al*. Exploring influence factors in mapping soil organic carbon on low-relief agricultural lands using time series of remote sensing data[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 210: 104982. DOI: 10.1016/j.still.2021.104982

[27] YE Zhishan. Spatial distribution prediction and mapping of soil organic matter content based on Google Earth Engine and machine learning[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2022: 1-79.[叶治山. 基于Google Earth Engine和机器学习的土壤有机质含量空间分布预测和制图[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2022: 1-79.]

[28] WU J J, GAO Z H, LI Z Y, *et al*. Quantitative retrieval for soil organic matter in sandy land based on BJ-1 multispectral image[C]//Proceedings of the Remote Sensing of the Environment: 18th National Symposium on Remote Sensing of China. SPIE, 2014: 91580O. DOI: 10.1117/12.2063700

[29] WANG Xiangfeng. Remote sensing monitoring of soil nutrients based on spectral features and nutrients indicate factors[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2015: 1-67.[王祥峰. 基于光谱特征以及养分指示因子的土壤养分遥感监测研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2015: 1-67.]

[30] WANG Xi, LI Yuhuan, WANG Ruiyan, *et al*. Remote sensing inversion of surface soil organic matter at jointing stage of winter wheat based on unmanned aerial vehicle multispectral[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2020, 31(7): 2399-2406.[王曦, 李玉环, 王瑞燕, 等. 基于无人机的冬小麦拔节期表层土壤有机质含量遥感反演[J]. 应用生态学报, 2020, 31(7): 2399-2406.]

[31] YANG Donghao, LI Yaqiang, DAO Jian, *et al*. Estimation of soil main nutrient content based on UAV multispectral and ground hyperspectral remote sensing[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2022, 50(2): 178-186.[杨栋淏, 李亚强, 刀剑, 等. 基于无人机多光谱与地面高光谱遥感的土壤主要养分含量估测[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(2): 178-186.]

[32] DINDAROĞLU T, KıLıÇ M, GÜNAL E, *et al*. Multispectral UAV and satellite images for digital soil modeling with gradient descent boosting and artificial neural network[J]. Earth Science Informatics, 2022, 15(4): 2239-2263. DOI: 10.1007/s12145-022-00876-7

[33] ZHANG Yanbin. Study and evaluation of desert grassland fractional vegetation coverage based on UAV hyperspectral remote sensing[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2022:1-146.[张燕斌. 基于无人机高光谱遥感的荒漠草原覆盖度研究与评价[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2022:1-146.]

[34] ZHAO Rui, CUI Ximin, LIU Chao. Inversion estimation of soil organic matter content based on GF-5 hyperspectral remote sensing image[J]. China Environmental Science, 2020, 40(8): 3539-3545.[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): 3539-3545.]

[35] ZHENG Jianle, ZHANG Jiazhen, LIU Wei, *et al*. Study on quantitative inversion of soil organic matter content by hyperspectral[J]. Northern Horticulture, 2022(16): 83-91.[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(16): 83-91.]

[36] SUN Haoran, ZHAO Zhigen, ZHAO Jiaxing, *et al*. Inversion of topsoil organic matter content by hyperspectral remote sensing of Zhuhai-1[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 40-46.[孙浩然, 赵志根, 赵佳星, 等. 珠海一号高光谱遥感的表层土壤有机质含量反演方法[J]. 遥感信息, 2020, 35(4): 40-46.]

[37] WANG Xiaopan, ZHENG Xiaopo, LIU Fujiang, *et al*. Analysis and extraction soil organic matter information based on hyperspectral remote sensing[J]. Geospatial Information, 2012, 10(5): 75-78.[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.]

[38] QIU He, CHEN Hanyue, XING Shihe, *et al*. Soil organic matter estimation models based on Hyperion data[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2017, 46(4): 460-467.[邱壑, 陈瀚阅, 邢世和, 等. 基于Hyperion数据的耕地土壤有机质含量遥感反演[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2017, 46(4): 460-467.]

[39] WANG Yinyin, QI Yanbing, CHEN Yang, *et al*. Prediction of soil organic matter based on multi-resolution remote sensing data and random forest algorithm[J]. Acta Pedologica Sinica, 2016, 53(2): 342-354.[王茵茵, 齐雁冰, 陈洋, 等. 基于多分辨率遥感数据与随机森林算法的土壤有机质预测研究[J]. 土壤学报, 2016, 53(2): 342-354.]

[40] ANGELOPOULOU T, TZIOLAS N, BALAFOUTIS A, *et al*. Remote sensing techniques for soil organic carbon estimation: A review[J]. Remote Sensing, 2019, 11(6): 676. DOI: 10.3390/rs11060676

[41] LIU Weidong. Study on extraction of soil information and data mining by hyperspectral remote sensing[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences (IRSA), 2002.[刘伟东. 高光谱遥感土壤信息提取与挖掘研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2002.]

[42] ZHANG Donghui, ZHAO Yingjun, QIN Kai, *et al*. Influence of spectral transformation methods on nutrient content inversion accuracy by hyperspectral remote sensing in black soil[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(20): 141-147.[张东辉, 赵英俊, 秦凯, 等. 光谱变换方法对黑土养分含量高光谱遥感反演精度的影响[J]. 农业工程学报, 2018, 34(20): 141-147.]

[43] YANG Yuechao, ZHAO Yingjun, QIN Kai, *et al*. Prediction of black soil nutrient content based on airborne hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(20): 94-101.[杨越超, 赵英俊, 秦凯, 等. 黑土养分含量的航空高光谱遥感预测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(20): 94-101.]

[44] SUN Mingyue. Inversion of soil salinity and organic matter on arable land in the yellow river delta based on multi-source remote sensing[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2022.[孙铭岳. 基于多源遥感的黄河三角洲耕地土壤盐分和有机质含量反演[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.]

[45] GUO Qi. Identification of nutrient factors of cultivated land in mining area based on hyperspectral remote sensing[D].Taigu: Shanxi Agricultural University, 2021.[郭琦. 基于高光谱遥感的矿区耕地养分因子识别[D]. 太谷: 山西农业大学, 2021.]

[46] CHEN Wei, XU Zhanjun, GUO Qi. Estimation of soil organic matter by UAV hyperspectral remote sensing in coal mining areas[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(8): 98-106.[陈玮, 徐占军, 郭琦. 煤炭矿区耕地土壤有机质无人机高光谱遥感估测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(8): 98-106.]

[47] GUO L, SUN X R, FU P, *et al*. Mapping soil organic carbon stock by hyperspectral and time-series multispectral remote sensing images in low-relief agricultural areas[J]. Geoderma, 2021, 398: 115118. DOI: 10.1016/j.geoderma. 2021. 115118

[48] WANG X, LI L, LIU H J, *et al*. Prediction of soil organic matter using VNIR spectral parameters extracted from shape characteristics[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 216: 105241. DOI: 10.1016/j.still.2021.105241

[49] NANNI M R, DEMATTÊ J A M, RODRIGUES M, *et al*. Mapping particle size and soil organic matter in tropical soil based on hyperspectral imaging and non-imaging sensors[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1782. DOI: 10.3390/rs1309 1782

[50] CAO X S, LI X C, REN W J, *et al*. Hyperspectral estimation of soil organic matter content using grey relational local regression model[J]. Grey Systems: Theory and Application, 2021, 11(4): 707-722. DOI: 10.1108/gs-08-2020-0099

[51] ZHOU Ping, WANG Runsheng, YAN Bokun, *et al*. Extraction of soil organic matter information by hyperspectral remote sensing[J]. Progress in Geography, 2008, 27(5): 27-34.[周萍, 王润生, 阎柏琨, 等. 高光谱遥感土壤有机质信息提取研究[J]. 地理科学进展, 2008, 27(5): 27-34.]

[52] WANG Jianyi, YANG Wen, WANG Yuchuan, *et al*. A hy-

perspectral prediction model for organic matter content in soil developed from loess-like parent material in Liaoning Province [J]. Chinese Journal of Soil Science, 2022, 53(6): 1320-1330.[王荐一，杨雯，王玉川，等. 辽宁省黄土状母质发育土壤有机质含量高光谱预测模型的构建[J]. 土壤通报，2022，53(6)：1320-1330.]

[53] ANGELOPOULOU T, CHABRILLAT S, PIGNATTI S, *et al*. Evaluation of airborne HySpex and spaceborne PRISMA hyperspectral remote sensing data for soil organic matter and carbonates estimation[J]. Remote Sensing, 2023, 15(4): 1106. DOI: 10.3390/rs15041106

[54] YANG Kuankuan. Design and verification of soil nutrient content inversion model based on improved SVM algorithm[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2021: 1-84.[杨宽宽. 基于改进SVM算法的土壤养分含量反演模型设计及验证[D]. 泰安：山东农业大学，2021：1-84.]

[55] ZHANG Juanjuan, TIAN Yongchao, YAO Xia, *et al*. The spectral index for estimating soil OM, TN and an Content Simultaneously using near-infrared spectroscopy[J]. Acta Pedologica Sinica, 2012, 49(1): 50-59.[张娟娟，田永超，姚霞，等. 同时估测土壤全氮、有机质和速效氮含量的光谱指数研究[J]. 土壤学报，2012，49(1)：50-59.]

[56] GU X H, WANG Y C, SUN Q, *et al*. Hyperspectral inversion of soil organic matter content in cultivated land based on wavelet transform[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 105053. DOI: 10.1016/j.compag.2019.105053

[57] JIN X L, DU J, LIU H J, *et al*. Remote estimation of soil organic matter content in the Sanjiang Plain, Northest China: The optimal band algorithm versus the GRA-ANN model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 218: 250-260. DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.12.062

[58] WANG X, LI L, LIU H J, *et al*. Prediction of soil organic matter using VNIR spectral parameters extracted from shape characteristics[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 216: 105241. DOI: 10.1016/j.still.2021.105241

[59] ZHANG Quanwang, GUO Hui. Hyperspectral inversion of soil organic matter in tensile fracture zone of coal mining[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(5): 78-83.[张全旺，郭辉. 采煤拉张裂隙区土壤有机质高光谱反演[J]. 测绘通报，2023(5)：78-83.]

[60] JIA Lujing, YANG Lian'an, JI Yongfan, *et al*. Review on inversion of soil organic matter using satellite remote sensing [J]. Remote Sensing Information, 2023, 38(2): 1-9.[贾鲁净，杨联安，冀泳帆，等. 卫星遥感反演土壤有机质研究进展[J]. 遥感信息，2023，38(2)：1-9.]

[61] PANAGOS P, MEUSBURGER K, BALLABIO C, *et al*. Soil erodibility in Europe: A high-resolution dataset based on LUCAS[J]. Science of The Total Environment, 2014, 479: 189-200. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2014.02.010

[62] STEVENS A, NOCITA M, TÓTH G, *et al*. Prediction of soil organic carbon at the European scale by visible and near InfraRed reflectance spectroscopy[J]. PLoS One, 2013, 8(6): e66409. DOI: 10.1371/journal.pone.0066409

[63] BALLABIO C, PANAGOS P, MONATANARELLA L. Mapping topsoil physical properties at European scale using the LUCAS database[J]. Geoderma, 2016, 261: 110-123. DOI: 10.1016/j.geoderma.2015.07.006

[64] ORGIAZZI A, BALLABIO C, PANAGOS P, *et al*. LUCAS Soil, the largest expandable soil dataset for Europe: A review[J]. European Journal of Soil Science, 2018, 69(1): 140-153. DOI: 10.1111/ejss.12499

[65] QIAO H L, SHI X B, CHEN H Z, *et al*. Effective prediction of soil organic matter by deep SVD concatenation using FT-NIR spectroscopy[J]. Soil and Tillage Research, 2022, 215: 105223. DOI: 10.1016/j.still.2021.105223

[66] SHI Yang, WANG Rujing, WANG Yubing. Soil organic carbon prediction based on convolutional neural networks and near infrared spectroscopy[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(10): 147-152.[史杨，王儒敬，汪玉冰. 基于卷积神经网络和近红外光谱的土壤有机碳预测模型[J]. 计算机应用与软件，2018，35(10)：147-152.]

[67] TAN Yang. Analysis on influence facters and model optimization of soil organic matter predicton accuracy based on vis-NIR spectra[D]. Changchun: Jilin University, 2022.[谭洋. 高光谱土壤有机质含量反演精度影响因素分析及模型优化[D]. 长春：吉林大学，2022.]

[68] MA Teng. Study on retrieval method of soil moisture and salt content in farmland using multi-source remote sensing[D]. Xi'an: Changan University, 2022.[马腾. 农田表层土壤水盐含量多源遥感反演方法研究[D]. 西安：长安大学，2022.]

[69] NIE Xiaojun, ZHAO Xinghui, GILL A, *et al*. Inversion of coal-derived carbon content in mine soils based on hyperspectral index and machine learning[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(7): 2869-2880.[聂小军，赵星辉，AMMARA Gill，等. 基于光谱特征指数与机器学习的矿区土壤煤源碳质量分数反演[J]. 煤炭学报，2023，48(7)：2869-2880.]

[70] GUO Y K, ZENG F, DING M Q, *et al*. Research on SPOT-5 image-based soil organic matter content estimation [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 409/410: 246-251. DOI: 10.4028/www.scientific.net/amm.409-410.246

[71] MA Chi. Comparison on inversion accuracy of soil organic matter in surface layer based on GF-1 and Landsat 8 remote sensing data[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2017, 29(1): 137-143.[马驰. 基于GF-1与Landsat 8遥感数据的耕地表层土壤有机质含量反演精度对比研究[J]. 浙江农业学报，2017，29(1)：137-143.]

[72] YANG Shaowen. Estimation of soil organic matter content in surface soil of dry farmland in northern Anhui Province based on support vector machine[J]. Journal of Heilongjiang Institute of Technology, 2021, 35(3): 17-22.[杨邵文. 基于支持向量机的皖北旱作区表层土壤有机质含量估测[J]. 黑龙江工程学院学报，2021，35(3)：17-22.]

[73] CHENG Bin. Study on quantitative retrieval of soil organic matter and related elements in the black soil in Songliao plain

based on RS data[D]. Changchun: Jilin University, 2007.[程彬. 松辽平原黑土有机质及相关元素遥感定量反演研究[D]. 长春: 吉林大学, 2007.]

[74] GUO L, ZHAO C, ZHANG H T, *et al*. Comparisons of spatial and non-spatial models for predicting soil carbon content based on visible and near-infrared spectral technology[J]. Geoderma, 2017, 285: 280-292. DOI: 10.1016/j.geoderma.2016.10.010

[75] ABDOLI P, KHANMIRZAEI A, HAMZEH S, *et al*. Use of remote sensing data to predict soil organic carbon in some agricultural soils of Iran[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2023, 30: 100969. DOI: 10.1016/j.rsase.2023.100969

[76] LI Yaqiang, YANG Donghao, DAO Jian, *et al*. Inversion of main nutrient contents in red soil of mountain plain based on UAV multispectral remote sensing[J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2021, 33(9): 63-67.[李亚强, 杨栋淏, 刀剑, 等. 无人机多光谱遥感的山原红壤主要养分含量的反演研究[J]. 江西农业学报, 2021, 33(9): 63-67.]

[77] GUO Jing, LONG Huiling, HE Jin, *et al*. Predicting soil organic matter contents in cultivated land using Google Earth Engine and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(18): 130-137.[郭静, 龙慧灵, 何津, 等. 基于Google Earth Engine和机器学习的耕地土壤有机质含量预测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(18): 130-137.]

[78] WANG Xiumei. Remote sensing retrieval of aboveground biomass of typical steppe in Inner Mongolia—based on the integration of multi-source data[D]. Huhehaote: Inner Mongolia University, 2022.[王秀梅. 内蒙古典型草原植被地上生物量遥感反演——基于多源数据的整合[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2022.]

[79] LI Houxuan, WANG Xiang, YU Ziyang, *et al*. Effects of different testing conditions on the accuracy of soil organic matter spectral prediction model[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2020, 51(6): 1359-1365.[李厚萱, 王翔, 于滋洋, 等. 不同测试条件对土壤有机质光谱预测模型精度的影响[J]. 土壤通报, 2020, 51(6): 1359-1365.]

[80] ZHAO Lei. Research on key technologies of forest tree species classification based on hyperspectral remote sensing image[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2021.[赵磊. 基于高光谱遥感数据的森林树种分类关键技术研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2021.]

[81] JIANG Yelin, WANG Ranghui, LI Yan, *et al*. Hyper-spectral retrieval of soil nutrient content of various land-cover types in Ebinur Lake Basin[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2016, 24(11): 1555-1564.[蒋烨林, 王让会, 李焱, 等. 艾比湖流域不同土地覆盖类型土壤养分高光谱反演模型研究[J]. 中国生态农业学报, 2016, 24(11): 1555-1564.]

[82] LIU Jieya, LI Xican, XU Guozhi, *et al*. Estimation of soil organic matter based on hyperspectral data and CNN-FCM[J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2023, 54(1): 124-128.[刘杰亚, 李西灿, 徐国智, 等. 基于CNN-FCM与光谱数据的土壤有机质高光谱估测[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2023, 54(1): 124-128.]

[83] ZHOU Ping. Quantitative retrieval of soil constituents using hyperspectrum[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2006.[周萍. 高光谱土壤成分信息的量化反演[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2006.]

[84] SHANG Tianhao, CHEN Ruihua, ZHANG Junhua, *et al*. Estimation of soil organic matter content in Yinchuan Plain based on fractional derivative combined with spectral indices[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2023, 34(3): 717-725.[尚天浩, 陈睿华, 张俊华, 等. 基于分数阶微分联合光谱指数估算银川平原土壤有机质含量[J]. 应用生态学报, 2023, 34(3): 717-725.]

[85] QIAO Lu. Hyperspectral characteristics of soil and quantitative remote sensing inversion on TM data in Harbin[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2010.[乔璐. 哈尔滨城区土壤高光谱特性与TM遥感的定量反演[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2010.]

[86] WANG Sufang. Digital soil mapping research in transition region of plain and hill[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022.[王苏放. 平原丘陵混合区域数字土壤制图研究[D]. 武汉:华中农业大学, 2022.]

[87] ZHANG Jing. Research on spatial interpolation method of soil nutrients in loess hilly and mountainous areas based on topographic classification[D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2021.[张婧. 基于地形分类的黄土丘陵山区土壤养分空间插值方法研究——以山西省偏关县为例[D]. 太谷: 山西农业大学, 2021.]

[88] WANG Dan, SONG Xuan, CHEN Jie. Prediction and mapping of soil nutrients based on environmental factors—A case study of Fengqiu County[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2014, 42(4): 277-280.[王丹, 宋轩, 陈杰. 基于环境因子的土壤养分预测制图——以河南省封丘县为例[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(4): 277-280.]

[89] LIU Eryong, LIU Jian, YU Kunyong, *et al*. Spatial prediction of forest soil organic matter based on environmental factors and R-STPS interpolation methods[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 133-137.[刘二永, 刘健, 余坤勇, 等. 基于环境因子和R-STPS的林地土壤有机质预测模型[J]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 133-137.]

[90] CHEN D, CHANG N J, XIAO J F, *et al*. Mapping dynamics of soil organic matter in croplands with MODIS data and machine learning algorithms[J]. Science of The Total Environment, 2019, 669: 844-855. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.03.151

[91] YANG Jinfan, YANG Yang, LIU Tingting, *et al*. Digital mapping of soil organic matter content in Yunnan based on neural network optimization algorithm—Take Jinghong City as an example[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2023, 54

(2)：273-285.[杨晋帆，杨阳，刘婷婷，等. 基于神经网络优化算法的云南土壤有机质含量数字制图——以景洪市为例[J]. 土壤通报，2023，54(2)：273-285.]

[92] YANG Yucen，YANG Lian'an，REN Li，*et al*. Prediction for spatial distribution of soil organic matter based on random forest model in cultivated area[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis，2018，30(7)：1211-1217.[杨煜岑，杨联安，任丽，等. 基于随机森林的农耕区土壤有机质空间分布预测[J]. 浙江农业学报，2018，30(7)：1211-1217.]

[93] ZHANG M W，HAO C K，WANG X Q，*et al*. Application of generalized linear geostatistical model for regional soil organic matter mapping：The effect of sampling density[J].Geoderma，2023，433：116446. DOI：10.1016/j.geoderma.2023.116446

[94] HE S F，SHEN L M，XIE H X. Hyperspectral estimation model of soil organic matter content using generative adversarial networks[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2021，41(6)：1905-1911. DOI：10.3964/j.issn.1000-0593(2021)06-1905-07

[95] LIAN Gang，GUO Xudong，FU Bojie，*et al*. Spatial variability and prediction of soil organic matter at county scale on the Loess Plateau[J]. Progress in Geography，2006，25(2)：112-122.[连纲，郭旭东，傅伯杰，等. 黄土丘陵沟壑区县域土壤有机质空间分布特征及预测[J]. 地理科学进展，2006，25(2)：112-122.]

[96] HONG Yongsheng，ZHU Yaxing，SU Xueping，*et al*. Estimation of soil organic matter content using hyperspectral techniques combined with normalized difference spectral index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2017，37(11)：3537-3542.[洪永胜，朱亚星，苏学平，等. 高光谱技术联合归一化光谱指数估算土壤有机质含量[J]. 光谱学与光谱分析，2017，37(11)：3537-3542.]

[97] CAO X S，LI X C，REN W J，*et al*. Hyperspectral estimation of soil organic matter content using grey relational local regression model[J]. Grey Systems：Theory and Application，2021，11(4)：707-722. DOI：10.1108/gs-08-2020-0099

[98] SUN Xinqi，ZHANG Bangbang，CHAI Chaoqing，*et al*. Spatial-temporal characteristics of land use and soil organic matter in Yulin under sandy land remediation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2022，38(24)：207-217.[孙欣琪，张蚌蚌，柴朝卿，等. 沙地整治下榆林土地利用及土壤有机质时空分异特征[J]. 农业工程学报，2022，38(24)：207-217.]

[99] HU Guigui，YANG Fenli，YANG Lian'an，*et al*. Spatial prediction modeling of soil organic matter content based on principal components and machine learning[J]. Arid Land Geography，2021，44(4)：1114-1124.[胡贵贵，杨粉莉，杨联安，等. 基于主成分和机器学习的土壤有机质含量空间预测建模[J]. 干旱区地理，2021，44(4)：1114-1124.]

[100] KUI/WEI) Jifang . Research on inversion model of soil nutrients in orchard based on hyperspectral[D]. Taian：Shandong Agricultural University，2021.[隗季芳. 基于高光谱的果园土壤养分信息反演研究[D]. 泰安：山东农业大学，2021.]

[101] YAO Cong. Study on estimation model of soil organic matter content in plowed layer based on convolutional neural network[D]. Taian：Shandong Agricultural University，2020.[姚聪. 基于卷积神经网络的耕层土壤有机质含量估测模型研究[D]. 泰安：山东农业大学，2020.]

[102] YUAN Jing. Research on retrieval of soil organic matter content and soil moisture content and spectral remote sensing parameters[D]. Changchun：Changchun Institute of Optics，Fine Mechanics and Physics，Chinese Academy of Sciences，2021.[袁静. 土壤有机质和水含量反演及光谱遥感参数研究[D]. 长春：中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所)，2021.]

[103] OU Depin . Hyperspectral soil component inversion based on Kubelka-Munk model and deep regression network[D]. Xuzhou：China University of Mining and Technology，2021：1-160.[欧德品. 基于Kubelka-Munk模型与深度回归网络的高光谱土壤成分反演[D]. 徐州：中国矿业大学，2021：1-160.]

[104] ZHANG Yuan. Retrieval of soil moisture and organic matter contents considering spectral radiative transfer theory[D]. Xuzhou：China University of Mining and Technology，2021.[张远. 顾及光谱辐射传输机理的土壤水分与有机质含量反演研究[D]. 徐州：中国矿业大学，2021.]

[105] LI Weiyou，DUAN Liangxia，XIE Hongxia，*et al*. Determination of reasonable sample density for spatial interpolation of soil organic matter in cultivated land of county region based on conditional Latin hypercube sampling[J]. Chinese Journal of Soil Science，2022，53(3)：505-513.[李维友，段良霞，谢红霞，等. 基于条件拉丁超立方抽样的县域耕地土壤有机质空间插值合理样本密度的确定[J]. 土壤通报，2022，53(3)：505-513.]

[106] ZHOU Wentao，ZHANG Xin，KONG Xiangyun，*et al*. Exploration on interpolation method of soil properties for classification and evaluation of cultivated land resources quality[J]. Modern Agricultural Equipment，2022，43(2)：56-60.[周文涛，张鑫，孔祥芸，等. 耕地资源质量分类评价土壤性状插值方法探索[J]. 现代农业装备，2022，43(2)：56-60.]

[107] XIE Mengjiao，WANG Yang，KANG Ying，*et al*. Accuracy study of spatial predicting in soil attributes based on interpolations by artificial neural network and ordinary Kriging[J]. Journal of Ecology and Rural Environment，2021，37(7)：934-942.[谢梦姣，王洋，康营，等. 人工神经网络与普通克里金插值法对土壤属性空间预测精度影响研究[J]. 生态与农村环境学报，2021，37(7)：934-942.]

[108] LI Qiquan，WANG Changquan，ZHANG Wenjiang，*et al*.Prediction of soil nutrients spatial distribution based on neural network model combined with goestatistics[J]. Chinese Journal of Applied Ecology，2013，24(2)：459-466.[李启权，王昌全，张文江，等. 基于神经网络模型和地统计学方法的土壤养分空间分布预测[J]. 应用生态学报，2013，24(2)：459-466.]

[109] YANG Shunhua，ZHANG Haitao，GUO Long，*et al*. Spatial interpolation of soil organic matter using regression Kriging and geographically weighted regression Kriging[J]. Chinese

Journal of Applied Ecology, 2015, 26(6): 1649-1656.[杨顺华, 张海涛, 郭龙, 等. 基于回归和地理加权回归Kriging的土壤有机质空间插值[J]. 应用生态学报, 2015, 26(6): 1649-1656.]

[110] CHEN Lin, REN Chunying, WANG Zongming, *et al*. Prediction of spatial distribution of topsoil organic matter content in cultivated land using Kriging methods[J]. Arid Zone Research, 2017, 34(4): 798-805.[陈琳, 任春颖, 王宗明, 等. 基于克里金插值的耕地表层土壤有机质空间预测[J]. 干旱区研究, 2017, 34(4): 798-805.]

[111] LU Fangyi, ZHAO Yongcun, HUANG Biao, *et al*. Comparison of predicting methods for mapping the spatial distribution of topsoil organic matter content in cropland of Hailun[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2012, 43(3): 662-667.[陆访仪, 赵永存, 黄标, 等. 海伦市耕层土壤有机质含量空间预测方法研究[J]. 土壤通报, 2012, 43(3): 662-667.]

[112] MIRZAEE S, GHORBANI-DASHTAKI S, MOHAMMADI J, *et al*. Spatial variability of soil organic matter using remote sensing data[J]. Catena, 2016, 145: 118-127. DOI: 10.1016/j.catena.2016.05.023

# MApplication Progress and Prospect of Remote Sensing Technology in Soil Organic Matter Inversion and Mapping

SHI Ming[1,2], SHI Yang[1,3], LIN Fei[1,3], JING Xia[2], HU Yimin[1,3], LI Bingyu[2]

(1.*Institute of Intelligent Machines*, *Hefei Institute of Physical Science*, *Chinese Academy of Sciences*, *Hefei* 230031, *China*;

2.*College of Geomatics*, *Xi'an University of Science and Technology*, *Xi'an* 710054, *China*;

3.*Agriculture Engineering Laboratory of Anhui Province*, *Hefei* 230031, *China*)

**Abstract**: Soil Organic Matter (SOM), a vital component of the soil solid phase, provides essential nutrients for plant growth and serves as a key indicator of soil fertility. Recent advancements in remote sensing technology have introduced novel approaches for efficient SOM estimation and mapping, yet challenges persist due to environmental interference and data complexity. This review systematically examines the applications of multispectral and hyperspectral data in SOM inversion and mapping, alongside critical data processing methodologies. Comparative analyses demonstrate that laboratory-acquired spectral data under controlled conditions exhibit significantly higher model accuracy and robustness compared to field-collected data, attributed to stable measurement environments. Feature selection and extraction, particularly for hyperspectral datasets, enhance inversion precision by mitigating data dimensionality and multicollinearity. Ensemble modeling frameworks integrating machine learning and deep learning outperform single-model approaches by effectively characterizing the nonlinear complexity of soil systems. Multi-temporal datasets further improve predictive capabilities by incorporating seasonal vegetation dynamics and temporal evolutionary patterns. However, optical data remain susceptible to atmospheric disturbances, especially in cloud-prone regions such as southern China, while microwave remote sensing emerges as a complementary solution for its all-weather operability and topographic adaptability. Future research should prioritize multi-source synergy strategies, including optical-SAR synergies, multi-sensor platform integration, and physics-informed machine learning to address confounding factors like crop residue cover and soil moisture. Advanced preprocessing techniques, such as wavelet analysis and blind source separation, are essential for isolating soil-specific spectral signatures. Spatiotemporal modeling frameworks that integrate soil types, agronomic practices, and climatic variables will enhance prediction generalizability. Concurrently, developing interpretable artificial intelligence models and geographically adaptive spatial interpolation methods is crucial to ensure scientific rigor and global scalability. This study provides theoretical and practical insights for leveraging multi-source remote sensing in precision agriculture and sustainable land management.

**Key words**: Reflectance; Soil Organic Matter(SOM); Remote Sensing Monitoring