

# 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测进展与展望

王敬哲<sup>1,2</sup>, 丁建丽<sup>3,4</sup>, 葛翔宇<sup>3,4</sup>, 彭杰<sup>5</sup>, 胡忠文<sup>6</sup>

1. 深圳职业技术大学 人工智能学院, 深圳 518055;

2. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

3. 新疆大学 地理与遥感科学学院, 乌鲁木齐 830017;

4. 新疆大学 新疆绿洲生态自治区重点实验室, 乌鲁木齐 830017;

5. 塔里木大学 农学院, 阿拉尔 843300;

6. 深圳大学 自然资源部大湾区地理环境监测重点实验室, 深圳 518060

**摘要:** 土壤盐渍化是全球面临的土壤退化和环境恶化的共性问题。近地传感、卫星遥感与机载遥感等星地传感技术的蓬勃发展使得高效且准确的土壤盐分周期监测成为可能, 并为土壤盐渍化研究提供了坚实技术支撑。本文针对土壤盐渍化星地传感监测的发展进程, 以“数据—方法—应用”为脉络, 详细分析梳理了土壤盐渍化监测的原理、主要数据源及主流方法; 随后归纳总结当前技术体系的发展现状和监测数据、监测方法及尺度效应等局限性; 最后针对基于星地传感技术的土壤盐渍化监测研究的进一步发展提出了展望和设想, 明确了多源星地数据融合的次生土壤盐渍化监测; 依托多平台开展土壤盐渍化的多尺度协同监测; 借助学科交叉加深土壤盐渍化的探测深度; 以及基于云计算的土壤盐渍化共享数据集与平台开发等未来需要重点关注的研究方向。

**关键词:** 土壤盐渍化, 遥感, 近地传感, 时空变化, 数字土壤制图

**中图分类号:** S159/P2

**引用格式:** 王敬哲, 丁建丽, 葛翔宇, 彭杰, 胡忠文. 2024. 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测进展与展望. 遥感学报, 28(9): 2187-2208

Wang J Z, Ding J L, Ge X Y, Peng J and Hu Z W. 2024. Monitoring soil salinization on the basis of remote sensing and proximal soil sensing: progress and perspective. National Remote Sensing Bulletin, 28(9): 2187-2208 [DOI: 10.11834/jrs.20233164]

## 1 引言

土壤盐渍化是全球面临的土壤退化和环境恶化的共性问题; 它具体指由自然或人类活动引起的易溶性盐分在土壤表层及剖面面积聚的现象或过程 (杨劲松, 2008; Ivushkin 等, 2019b)。它不仅广泛分布于干旱、半干旱地区, 沿海区域也饱受土壤盐渍化问题的困扰。据联合国粮农组织 FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) 统计, 土壤盐渍化影响了全世界 100 多个国家 10 亿 ha 以上的土地 (FAO 2016)。更令人担心的是, 盐渍化土地的面积正以惊人的速度增加

(>150 万 ha/a)。此外, 土壤盐渍化在造成严重土壤退化的同时, 也正在威胁全球粮食安全、陆生生态系统健康及部分联合国可持续发展目标的实现 (Daliakopoulos 等, 2016)。因此, 土壤盐渍化被认为是 21 世纪乃至 21 世纪最紧迫的环境挑战之一 (Griggs 等, 2013)。

土壤盐分被认为是衡量土壤盐渍化程度的重要指标。过去的几十年里, 全球各地学者通过传统的田间取样结合浸提液法、质量法、溶液电导率 EC (Electrical Conductivity) 法等多种方法对土壤的盐分进行测定 (刘梅先和杨劲松, 2011)。尽管此类传统方法能够得到准确的土壤盐分数据,

收稿日期: 2023-05-19; 预印本: 2023-10-09

基金项目: 天山创新团队 (编号: 2022TSYCTD0001); 新疆维吾尔自治区自然科学基金重点项目 (编号: 2021D01D06); 国家自然科学基金 (编号: 42261016); 广东省基础与应用基础研究基金 (编号: 2023A1515011273, 2020A1515111142); 深圳市高等院校稳定支持计划 (编号: 20220811173316001); 深圳职业技术大学校级科研项目 (编号: 6023310031K, 6023271008K); 资源与环境信息系统国家重点实验室开放基金

第一作者简介: 王敬哲, 研究方向为干旱区资源环境遥感。E-mail: jzwang@szpu.edu.cn

通信作者简介: 丁建丽, 研究方向为干旱区遥感科学与技术。E-mail: watarid@xju.edu.cn

但在耗时、成本、效率等方面明显受限，且缺乏时空连续性 (Hartemink 和 McBratney, 2008)。因此，很难全面且动态地对大范围土壤盐渍化状况进行高效评估。此外，由于各个国家土壤盐渍化的详细情况不尽相同，采用的分类系统也并非完全统一，导致结果往往存在较大差异且很难具有可比性 (Shahid, 2013)。土壤近地传感指利用原位传感器获取土壤近地面信息的一种科学技术。自 1925 年初代土壤信息采集装置诞生以来，土壤近地传感 PSS (Proximal Soil Sensing) 技术迅速发展 (史舟等, 2018)。凭借其宏观、动态、快速等优势，遥感 RS (Remote Sensing) 技术更是为土壤盐渍化研究提供了新机遇 (Metternicht 和 Zinck, 2008)。此外，遥感技术在长期对地观测过程中形成了有价值的海量历史数据，为开展土壤盐渍化的长时序、大尺度动态监测研究提供了充分数据支持 (张甘霖等, 2020)。因此，近地传感、星载遥感与机载遥感等星地传感技术的蓬勃发展使得高效且准确的土壤盐分周期监测成为可能，并为

土壤盐渍化研究提供了坚实支撑。尽管 Metternicht 和 Zinck (2003)、翁永玲和宫鹏 (2006)、李建国等 (2012) 以及 Gorji 等 (2015) 等学者已初步回顾了基于星地多源数据的土壤盐渍化监测机理与应用研究所取得的进展；然而，在星地传感技术与土壤盐渍化研究的结合中，其研究重要性、数据、方法与应用四者之间的关系缺乏进一步梳理。此外，随着新技术与算法的不断进步，现阶段尚未有研究系统回顾星地传感技术在土壤盐渍化监测中的最新进展，以及这些进展将如何进一步推进土壤盐渍化监测、模拟、预测及评估等主题的发展。

鉴于此，本文针对土壤盐渍化星地传感监测的发展进程，综合回顾相关文献，以“数据—方法—应用”为脉络 (图 1)，首先分析并梳理土壤盐渍化监测的原理、主要数据源及主流方法；其次在上述基础上归纳总结当前研究工作的局限性；最后面向未来发展与实际应用需求对基于星地传感技术的土壤盐渍化监测研究方向进行展望。

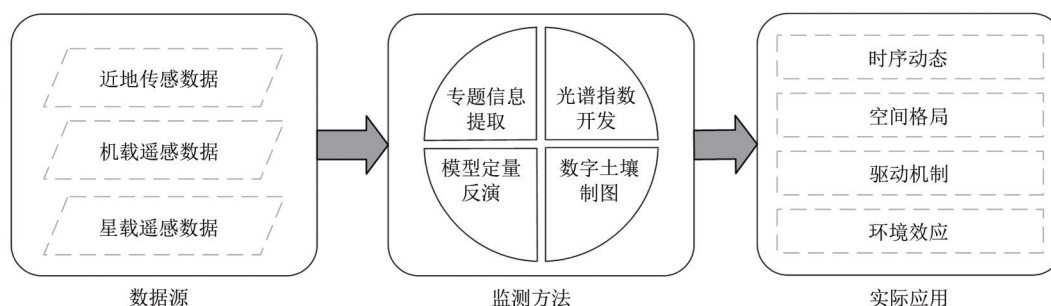


图 1 基于星地观测的土壤盐渍化监测研究框架

Fig. 1 Conceptual framework of remote and proximal sensing technology in soil salinization monitoring

## 2 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测原理与数据源

多源星地传感技术为土壤盐渍化监测提供了空前的数据支持。安装于不同平台上的星/地传感器可以提供不同时间、空间及波谱分辨率的对地观测信息。

### 2.1 不同平台高度

按照平台高度，它们可以划分为近地面传感、机载遥感及星载遥感 (图 2)。星载遥感几乎实现了不同波段的全覆盖，其空间分辨率覆盖也最为广泛，亚米级数据一般用于田间尺度，公里级的数据则更多地用于全球尺度的土壤盐渍化监测

(Corwin 和 Scudiero, 2019)。机载遥感平台一般依赖于有人机、飞艇或无人机；目前无人机 UAV (Unmanned Aerial Vehicle) 遥感已经成为星载和航空遥感的重要补充。相较于传统遥感平台，它兼顾了灵活性、实时性和高空间分辨率等优势，可搭载的传感器与星载平台类似 (Ivushkin 等, 2019a)。近地面传感则一般指的是基于原位传感器从地表或近地表 (2 m) 收集土壤信息的技术，常用的传感器包括但不限于可见—近红外反射光谱 VNIR (Visible-Near Infrared)、傅里叶变换红外光谱 FTIR (Fourier Transform Infrared Spectroscopy) 探地雷达 GPR (Ground Penetrating Radar) 和电磁感应 EMI (Electromagnetic induction) (Metternicht 和 Zinck, 2003)。

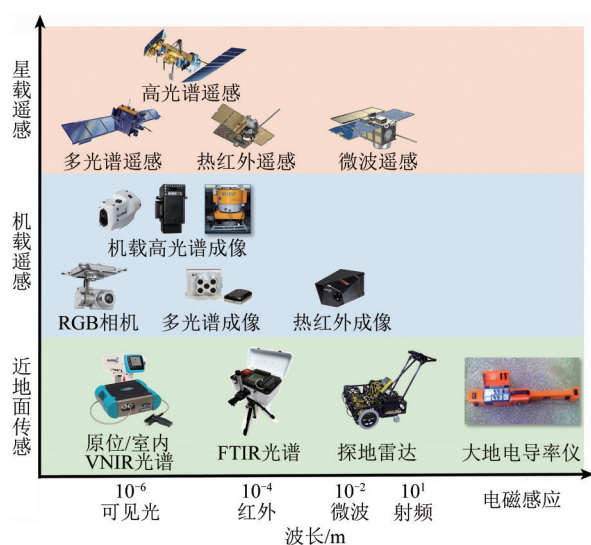


图2 可用于土壤盐渍化研究的星地观测平台概览

Fig. 2 Overview of different remote and proximal sensing data acquisition platforms for soil salinization monitoring

## 2.2 不同工作原理

按照工作原理，它们可以划分为电磁型及光学与辐射型（史舟等，2018）。其中，光谱成像、热红外传感器等适用于多种观测平台；而以大地电导率仪为代表EMI等仅适用于近地面监测工作（表1）。

### 2.2.1 电磁型传感器

在本文中，电磁型传感器主要指的是大地电导率仪与GPR。大地电导率仪通过发射电磁场信号使得大地产生微弱涡流及其衍生的次级磁场，

并通过信号接收端捕获土壤的原/次生磁场信息（Guo等，2019）。大地电导率仪无需直接接触土壤，通过计算两种电磁场间的对应关系即可解析地下土壤表观电导率 $EC_a$ （apparent Electrical Conductivity）的变化。需要说明的是， $EC_a$ 是不同深度土层电导率的加权。由于其数据收集效率高、易用性强、运行成本低廉，加之全球定位系统（GPS）与数据处理技术的高度集成促进了大地电导率仪在田间与景观尺度土壤盐分监测中的应用。当前主流的电磁感应传感器包括DUALEM-1/2、EM31、EM38、EM38-DD、EM38-MK2和Profiler EMP-400等（Doolittle和Brevik，2014）。但是，基于大地电导率仪获得 $EC_a$ 校准方程和建模结果通常不能直接外推至其他区域。此外，当土壤含盐量过高（ $>100 \text{ ds} \cdot \text{m}^{-1}$ ）时，解耦 $EC_a$ 与土壤盐分间的关系也将变得极为复杂（Doolittle和Brevik，2014）。GPR是另一种基于电磁技术的地球物理探测工具，它可以使用射频信号对浅地表进行成像。与大地电导率仪类似，GPR在工作时发射天线向地面发射高频极化电磁脉冲，当信号触及具有不同介电常数的边界时，接收天线会记录反射回波信号的变化。这种回波信号一般是由 $EC$ 、介电常数和磁导率共同决定的（Al Hagrey和Müller，2000；Metternicht和Zinck，2008）。然而，GPR技术对作业要求比较苛刻（必须为平坦地面），运行成本也比较高，因此更多地用于小尺度的土壤盐渍化调查之中。

表1 不同传感器与星地观测平台的匹配

Table 1 Pairing of different sensors with the remote and proximal sensing data acquisition platforms

观测平台	电磁型			光与辐射型				
	大地电导率仪	探地雷达	VNIR光谱	RGB相机	多光谱成像	高光谱成像	热红外	微波
近地	√	√	√					
机载				√	√	√	√	
星载					√	√	√	√

注：√代表传感器设备能够与对应的星地观测平台进行配对。

### 2.2.2 光学与辐射型传感器

光学与辐射型传感器主要通过主动发射或被动接收土壤的电磁辐射特性进行分析。盐渍土中含有矿物盐成分以及不同的盐离子。不同盐渍化程度土壤内部的化学组分不同，电子运动与核子跃迁能量特征也具有明显差异。因此，当不同频率、波长的电磁波作用于土壤表面时就会产生

各异的光谱特性（史舟，2014）。光学与辐射型传感器适用于所有平台，也具有更为广泛的波谱范围（覆盖可见光至微波波段）。常用的光学与辐射型传感器包括：原位/室内VNIR、FTIR、RGB相机、星/机载多光谱成像、星/机载热红外成像、星/机载高光谱成像及星载微波遥感等。

不同盐土矿物在水分与晶格结构上的结合

特性不同,使得不同盐渍化程度与类型的土壤呈现出不同的反射与吸收特性。已有研究表明盐渍土在VNIR波谱范围内具有明显的吸收特性(400—770 nm、900—1030 nm、1270—1700 nm、1900—2150 nm、2150—2310 nm、2320—2400 nm)(Csillag等,1993)。土壤盐分也会改变土壤颜色及其表面粗糙度状况,一般情况下土壤的反射率会随着盐分含量的增加而升高。盐渍土的这种光谱表现这使得利用原位/室内VNIR技术对其进行监测成为可能(Peng等,2019)。此外,受土壤水分、盐土矿物基谱振动、离子吸收特性的影响,不同盐渍化程度的土壤也具有不同的热红外发射特性。现有研究证实盐分含量与土壤发射率呈正相关关系,普遍认为在8—11  $\mu\text{m}$ 范围内的FTIR热红外发射光谱具有盐类及其含量识别的能力(Xu等,2021)。基于航空相片监测土壤盐渍化一般是结合区域地貌特征分析图像色调、纹理来实现的,通过简单的波段重组及原位工作,可以有效地识别地表盐壳以及开裂情况(Xu等,2020b;Ren等,2016)。多光谱传感器多见于机载与星载遥感平台。基于多光谱传感器,能够获得土壤在不同光谱通道(如蓝色、绿色、红色、红边、近红外、短波红外等波段)的反射率,进而通过统计学方法表征土壤盐分与光谱间的关系(Wang等,2019)。受盐分影响的土壤在VNIR区域显示出比非盐渍土更强的光谱响应。由于具有宽视场、实时信息获取和周期性表面覆盖的能力,多光谱遥感是当今使用最为广泛的大尺度土壤盐渍化监测技术手段(Ivushkin等,2019b)。近40年来,星载多光谱遥感数据提供了持续时间最长的对地观测数据,以MODIS、WorldView系列、Landsat系列、Sentinel-2、IKONOS、环境一号(HJ-1)和高分一号(GF-1)等为代表的多光谱数据已被成功地应用于监测全球各地的土壤盐渍化信息(曹雷等,2016;Wang等,2018b,2019,2020b;Allbed等,2014;Zhang等,2015)。

高光谱成像技术能具有“图谱合一”的特性,能够同步获取土壤的空间信息及连续的光谱信息。高光谱数据具有光谱分辨率高、波段数量多、信息量大等特点,其精细的光谱分辨率可以细化土壤光谱特征的微小差异与变化(童庆禧等,2006)。早期的高光谱传感器(HyMap、DAIS-7915、AVIRIS)多搭载于航空平台,而搭载有

Hyperion高光谱传感器的EO-1卫星于2000年11月发射升空则标志着星载高光谱时代的开端(Weng等,2010)。目前,主要用于土壤盐渍化监测的星载高光谱数据主要有Hyperion、HJ-1A、高分五号(GF-5)、珠海一号(OHS)等(Zhong等,2021;Kahaer等,2020;Fan等,2016;Wang等,2018b)。近来,随着无人机与传感器技术的发展,基于“无人机+多光谱”与“无人机+高光谱”的研究异军突起,其兼具星载(重访时间短)和航空平台(空间分辨率高)的特点,为土壤盐渍化监测提供了前所未有的机会(Ivushkin等,2019a)。已有研究结合了土壤高光谱影像与采样数据,直接估算了区域尺度的土壤盐分(Hu等,2019)。此外,还有一些学者利用机载传感器获得的植被光谱等间接指标对土壤盐渍化进行监测(Al-Rahbi等,2019)。热红外波段范围的电磁波谱记录了由不同盐类(如硫酸盐、磷酸盐和氯化物)能量吸收引起的发射特性差异,研究表明结合使用包括热红外在内的多源数据能够有效提高盐分的识别精度(Ivushkin等,2017)。然而,可见光、近红外与热红外波段属于广义的光学遥感范畴,仅能够获得地表的波谱信息,同时受大气条件的限制明显。相较而言,微波传感器不受天气影响,同时具有一定的穿透能力,可以全天时、全天候对地成像,能够一定程度弥补光学遥感在土壤盐渍化监测上的不足。由于介电常数实部和虚部的不同反应,微波数据可以有效地监测土壤盐渍化。在1—7 GHz的微波频谱中,虚部与土壤盐分关系密切(Shao等,2003)。合成孔径雷达(SAR, Synthetic Aperture Radar)是目前发展最为迅速、应用最为广泛的主动微波传感器(Scudiero等,2016)。已有研究基于不同极化波段的后向散射特性,使用经验、半经验、理论模型或机器学习方法对不同深度层次的土壤盐分进行定量或定性的监测。常用的SAR数据包括JERS-1、ENVISAT、RARDARST-1/2、ALOS-PALSAR、Sentinel-1、高分三号(GF-3)等(Gao等,2021;Periasamy和Ravi,2020;Wu等,2020)。

### 3 土壤盐渍化星地传感监测方法

盐渍土的反射特性与非盐渍化土壤差异显著,这是利用光学遥感(多/高光谱)与微波遥感技术进行盐渍土识别和分类的理论基础。在过去的几

十年中, 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测已经取得了长足进步。目前, 土壤盐分反演主要依据土壤光谱反射、后向散射信息等直接特征, 以及植被冠层光谱、温度等间接特征(翁永玲和宫鹏, 2006; Scudiero等, 2016)。相应地, 土壤盐渍化星地传感监测方法可以分为以下4种类型: (1) 专题信息提取; (2) 光谱指数开发; (3) 模型定量反演; (4) 数字土壤制图。

### 3.1 专题信息提取

通过各类解译分类技术对盐渍土信息进行提取是遥感的传统应用之一(Farifteh等, 2006)。土壤盐渍化程度会影响土地覆盖和利用模式, 因此影像上出现的色调、纹理和模式的差异使得目视解译成为可能。当盐渍土表层为盐结皮或盐壳时, 其表面光滑、坚硬、呈现出白色, 其光谱反射率也高于非盐渍土(Wang等, 2012)。因此, 早期的研究学者多通过直接目视解译或不同的波段组合方式对盐渍化区域进行提取。此外, 土壤盐分与植被类型、地形和地下水之间的关系尤为密切。相应地, 基于各种景观要素与土壤盐分之间的相互关系, 也可通过间接指标对盐渍土进行识别。因此, 这类间接指标在土壤盐渍化制图中也得到了广泛应用(Metternicht和Zinck, 2008)。

自20世纪90年代以来, 遥感数据源日益丰富, 分类方法在这一时期也日趋成熟。在遥感图像变换(如Principal Component Analysis, Karhunen-Loeve、Kautlr-Thomas变换等)的基础上, 结合计算机监督或非监督自动分类逐渐成为盐渍土专题信息提取和动态监测的有效途径(Csillag等, 1993)。除了支持向量机、决策树等传统分类器, 机器学习与深度学习算法也越来越多地用于土壤盐渍化分类识别之中(Wadoux等, 2020; Nurmemet等, 2018)。人工智能分类算法结合多源遥感数据与地貌、地质、地下水等特征也可以实现土壤盐渍化的准确识别。以大量地面样本和基于Landsat 8影像和DEM生产的49个环境协变量为数据基础, Mohammadifar等(2021)对比了4种深度学习算法与6种机器学习算法对盐渍化土地的分类效果, 结果表明以DCNN(Deep Convolutional Neural Networks)为代表的深度学习分类器表现更优。相似地, Garajeh等(2021)结合遥感、地下水和土地利用等数据提出基于DCNN

的建模框架, 评估了伊朗西北部地区土壤盐分的空间分布及强度。上述研究进一步表明多源环境变量与先进分类技术的结合在不同等级盐渍化土壤的信息提取中是可取的。

### 3.2 光谱指数开发

由于在地物特征增强与提取上的出色表现, 遥感光谱指数能够反映土壤表面特性, 并被视作土壤盐渍化监测的有效指标(Allbed等, 2014)。根据探测目标的不同, 可用于解析土壤盐分的指数主要有土壤光谱指数与植被指数两类。

首先, 在地表植被覆盖比较稀疏的裸土区, 通过建立区域土壤原始光谱信息与实测土壤盐分数据间的相关关系并进行定量估算, 即可实现区域土壤盐分的测度(Scudiero等, 2016)。已有大量学者根据不同传感器获取的土壤的光谱特征, 尝试开发了一系列盐分光谱指数(表2)。常见的有: 归一化盐分指数NDSI(Normalized Difference Salinity Index)、强度指数1 Int1(Intensity Index 1)、强度指数2 Int2(Intensity Index 2)、盐分指数SI(Salinity Index)、盐分指数1 SI1(Salinity Index I)、盐分指数2 SI2(Salinity Index II)、盐分指数3 SI3(Salinity Index III)、盐分指数5 SI5(Salinity Index V)、盐分指数6 SI6(Salinity Index VI)和综合光谱响应指数CoSRI(Combined Spectral Response Index)。其次, 当区域地表植被覆盖比较浓密时, 植被的正常生长会受到土壤盐分的影响, 使其光谱信息(尤其是VNIR波谱范围内)发生一定变化(Zhang等, 2015)。因此, 也有学者使用植被光谱指数间接估算土壤盐分(王飞等, 2017)。例如, 归一化植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)(Rouse等, 1974)、增强型植被指数EVI(Enhanced Vegetation Index)(Huete等, 2002)、广义植被指数GDVI(Generalized Difference Vegetation Index)(Wu, 2014)、非线性植被指数NLI(Non-linear Vegetation Index)(Goel和Qin, 1994)、冠层盐度响应植被指数CSRI(Canopy Response Salinity Index)(Hu等, 2019)和土壤调节植被指数SAVI(Soil-Adjusted Vegetation Index)(Huete, 1988)等。

随着传感器的不断发展, 高光谱数据越来越多地被引入光谱指数的开发之中。因此, 部分学者尝试使用原始遥感数据或对其进行微分、连续

统去除等预处理后,进行波段组合自主开发光谱指数(Wang等,2018b)。常见的指数形式多为考虑两个波段关系( $\lambda_1$ 及 $\lambda_2$ )的二维光谱指数(式(1)–(3)),主要形式有差值型DI(Difference Index),比值型RI(Ratio Index)和归一化型NDI(Normalized Differential Index)。Wang等(2019)针对Sentinel-2数据新增红边波段,在二维光谱指数的基础上新增第3个波段 $\lambda_3$ ,尝试构建了三维光谱指数TBI(Three-Band Indices)并成功将其应用于干旱区土壤盐渍化监测之中(式(4)–(10))。

由于单一盐分指数或植被指数对土壤盐分的表征能力有限,综合考量对土壤盐分敏感的因素进而构建特征空间,也为土壤盐渍化监测提供了潜在解决思路(王飞等,2010)。已有学者综合考虑裸露土壤和植被信息对土壤盐分的影响,依

据不同参数之间的相关性构建Albedo-MSAVI、SI-Albedo、SI-NDVI、MSAVI-WI-SI等二维/三维特征空间,结合实际经验对散点图进行分析并建立相应模型(丁建丽等,2014;Guo等,2023)。除了常见的光谱指数,部分学者也尝试对特征空间的概念与应用进行了拓展。例如,Yao等(2021)结合了地形参数、地表温度与遥感指数等进行了“多维—多参数”特征空间的构建,并与传统特征空间的效果进行了对比。Muhetaer等(2022a)等基于Landsat 8与PALSAR-2数据,利用光学参数与极化目标分解后的雷达指数与纹理特征构建了多个二维特征空间,并据此对绿洲区域的土壤盐分进行了探测。除此以外,也有部分学者利用多种环境协变量数据进行协同建模(Wang等,2019;Peng等,2019)。

表2 可用于土壤盐渍化监测的遥感光谱指数

Table 2 Summary of widely used soil salinity indices for soil salinization assessments

遥感指数	文献	缩写	计算方法
归一化盐分指数 (Normalized Difference Salinity Index)	(Khan等,2005)	NDSI	$(R - NIR)/(R + NIR)$
强度指数1(Intensity Index 1)	(Fourati等,2015)	Int1	$(G + R)/2$
强度指数2(Intensity Index 2)	(Fourati等,2015)	Int2	$(G + R + NIR)/2$
盐分指数(Salinity Index)	(El Kader Douaoui等,2006)	SI	$(B + R)^{0.5}$
盐分指数1(Salinity Index I)	(Khan等,2005)	SI1	$B/R$
盐分指数2(Salinity Index II)	(Khan等,2005)	SI2	$(B - R)/(B + R)$
盐分指数3(Salinity Index III)	(Khan等,2005)	SI3	$(G \times R)/B$
盐分指数5(Salinity Index V)	(Khan等,2005)	SI5	$(B \times R)/G$
盐分指数6(Salinity Index VI)	(Khan等,2005)	SI6	$(R \times NIR)/G$
综合光谱响应指数 (Combined Spectral Response Index)	(Fernández-Buces等,2006)	CoSRI	$(B + R)/(R + NIR) \times NDVI$

注:表中B、G、R和NIR分别对应遥感数据的蓝、绿、红及近红外波段。

$$RI_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2})} = R_{\lambda_1}/R_{\lambda_2} \quad (1)$$

$$DI_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2})} = R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2} \quad (2)$$

$$NDI_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2})} = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2})/(R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}) \quad (3)$$

$$TBI - 1_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = R_{\lambda_1}/(R_{\lambda_2} \times R_{\lambda_3}) \quad (4)$$

$$TBI - 2_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = R_{\lambda_1}/(R_{\lambda_2} + R_{\lambda_3}) \quad (5)$$

$$TBI - 3_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2})/(R_{\lambda_2} + R_{\lambda_3}) \quad (6)$$

$$TBI - 4_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2})/(R_{\lambda_2} - R_{\lambda_3}) \quad (7)$$

$$TBI - 5_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = (R_{\lambda_2} + R_{\lambda_3})/R_{\lambda_1} \quad (8)$$

$$TBI - 6_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2})/((R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}) - (R_{\lambda_2} - R_{\lambda_3})) \quad (9)$$

$$TBI - 7_{(R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}, R_{\lambda_3})} = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}) - (R_{\lambda_2} - R_{\lambda_3}) \quad (10)$$

### 3.3 模型定量反演

针对不同类型的遥感数据,已有大量学者使用多种方法构建土壤盐分的定量反演模型。由于 $EC_e$ 和EMI系统之间的密切关系,通过简单的线性回归即可建立土壤电导率与实测剖面电导率之间的经验方程(Doolittle和Brevik,2014;Li等,2020)。结合相应的模型与地学知识即可从和空间、时间和深度3个维度上监测土壤盐分。此外,以星载多光谱为代表的光学遥感数据与回归方法的结合已被用于土壤盐分的大面积定量估算,

其中偏最小二乘回归 PLSR (Partial Least-Squares Regression) 是最常见的方法之一 (Fan 等, 2016)。PLSR 具有一定的推理能力, 可用于模拟土壤反射光谱和盐分之间的潜在线性关系, 不仅能够同时包含多个响应变量, 还可以有效地处理多重共线性问题和噪声的干扰 (Wang 等, 2019)。PLSR 也已成功用于预测和绘制全球多地的土壤盐分。例如, Nawar 等 (2014) 基于构建的 PLSR 模型, 逐像素地应用于不同时期 Landsat 影像以量化分析埃及 El-Tina 平原土壤盐分的时空动态。然而, 土壤盐分数据分布的非正态分布以及二者间的非线性关系使得应用 PLSR 具有一定的局限性 (Wang 等, 2018a)。因此, 包括人工神经网络 ANN (Artificial Neural Network)、多元自适应回归样条 MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines)、随机森林 RF (Random Forest) 等多种机器学习算法已经被尝试用于估计不同平台获取的光谱数据和土壤盐分之间的复杂关系并取得较好效果 (Mohammadifar 等, 2021; Farifteh 等, 2007; Padarian 等, 2020)。

土壤盐分组成复杂, 基于星载多光谱数据的土壤盐渍化定量监测机理并不十分清晰。地面光谱分析是定量遥感反演的基础, 可以实现土壤盐分的准确探知。基于地物波谱仪可以获得连续的光谱信息, 从而提高定量分析的精度和可靠性 (史舟, 2014)。因此, 静态的野外原位光谱测量 (“In Situ”)、实验室光谱数据等近地面高光谱数据也被广泛用于构建土壤盐分的反演模型 (史舟等, 2018)。需要说明的是, 虽然土壤反射率物理模型或半经验模型能够较好地探索光辐射在土壤介质表面的相互作用过程与分布情况, 并进一步探究土壤理化性质与光学常数之间的定量关系。然而, 这通常需要输入较多难以确定的先验信息, 限制了其在具有复杂下垫面微观场景中应用 (Wu 等, 2023; Wang 等, 2023b)。此外, 目前较为成熟的土壤光学模型 (如 Hapke 模型、SOILSPECT 模型、Kubelka-Munk 理论模型等) 在建立过程中通常并未考虑土壤盐分这一特定参数, 故针对土壤盐分的光谱机理建模尚无成熟的解决方案 (Ou 等, 2022)。因此, 现有研究多侧重于数据预处理、光谱指数开发、敏感光谱变量选择和先进建模算法的应用等 (Gorji 等, 2015; Corwin 和 Scudiero, 2019)。

由于土壤的复介电特性受土壤中盐分和水分的共同作用, 因此一些研究也尝试基于 SAR 数据构建土壤盐分的定量反演模型 (Wu 等, 2020)。事实上, 介电常数在 SAR 遥感反演土壤盐分过程中起着重要作用 (Shao 等, 2003)。其中, Dobson 模型已被广泛用于模拟非盐渍土的介电常数, 但该模型对盐渍土并不适用。鉴于此, 已有学者针对 RADARSAT、ALOS 等不同频率域的 SAR 数据相继提出了一系列修正模型, 如修正的 Dobson 模型、IEM (Integrated Equation Model) 模型、胡庆荣模型和吴月茹模型等 (Dong 等, 2022)。Periasamy 和 Ravi (2020) 基于 Sentinel-1 双极化数据通过研究三维密度空间中 VV 极化的后向散射系数、土壤质地和原位介电常数等, 改进了传统估算模型并取得良好收效 ( $R^2=0.85$ ,  $RMSE=1.14$ )。Gao 等 (2021) 使用 GF-3 (C 波段) 和 ALOS-2 (L 波段) 获取的双波段正交极化 (quad-pol) SAR 图像研究了极端干旱地区盐渍土的特征, 通过分析散射熵和散射角与后向散射特性之间的关系构建了区域土壤盐分定量估算模型,  $R^2$  最高可达 0.79。但截至目前, 使用 SAR 遥感反演土壤盐分仍尚未形成成熟且有效的方法体系。此外, 一些学者使用无人机低空遥感平台的高/多光谱及热红外数据尝试构建了不同区域的土壤盐分定量反演模型 (Ivushkin 等, 2019a; Hu 等, 2019), 尽管目前这些研究还处于初步探索阶段, 但仍为土壤盐渍化星地传感监测提供了新的方法和视角, 填补了地面和星载遥感间的空隙, 为模型的尺度推绎奠定了基础, 具有重要的价值。

### 3.4 数字土壤制图

随着空间信息技术、数据挖掘和地表数据获取技术的发展, 数字土壤制图扩展了土壤盐渍化监测的途径。数字土壤制图已成为土壤空间分布信息表征的一般范式, 它可从土壤观测信息和相关环境变量的知识中推断出土壤类型和土壤性质的空间和时间变化 (Minasny 和 McBratney, 2016)。土壤作为一个长期演化形成的自然体, 其理化特性与影响其发育的各种景观环境变量之间存在着协同关系, 这一关系被总结为土壤—景观模型。这一概念基于道库恰耶夫的成土因素和土壤形成学说而发展完善, SCORPAN 框架— $S=f(s, c, o, r, p, a, n)$  为数字土壤制图明确了科学的空间

量化框架 (McBratney 等, 2003)。因此, 可以参考框架中的各个参量与土壤属性或类型的关系进行预测, 参量主要包括: 土壤信息( $s$ )、气候因素( $c$ )、生物因素( $o$ )、地形地貌( $r$ )、母质( $p$ )、时间( $a$ )和空间( $n$ )因素。该方程表示在一个未知地理位置的土壤属性或类型可以从函数 $f$ 中预测, 此外局部变化、空间依赖的残差等也可视为环境协变量。SCORPAN 框架为土壤盐分的时空制图提供了可靠的理论基础。同时, 这也是模型定量反演与数字土壤制图方法的最大区别: 前者主要强调遥感信息, 而后者重在考虑土壤—景观间的关系 (成土因素学说)。如图 3 所示, 在数字土壤制图过程中, 不仅能够提供土壤盐分的空间预测, 同时还能够生成不确定性的空间分布, 有助于提高决策的可靠性 (Wadoux 等, 2020)。这些优点大大缩短了土壤盐分制图周期并提高了结果的精度, 可以很好地弥补传统制图方法的不足。

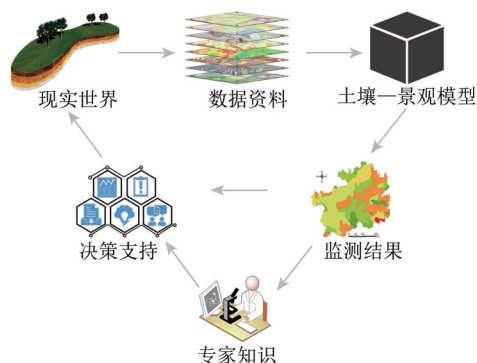


图3 土壤盐分数字制图研究框架

Fig. 3 Summary framework for soil salinity mapping

在土壤盐渍化数字制图的过程中, 获取土壤盐分与环境协变量的关系知识并选取适宜的时空推断技术是推进制图的关键 (Wadoux 和 McBratney, 2021)。当前, 包括回归树 Cubist、随机森林 RF、极限梯度提升 XGBoost (Extreme Gradient Boosting) 等机器学习和数据挖掘技术已经成为数字土壤制图的重要驱动技术。更为重要的是, 它们可以将获取土壤与环境协变量的关键知识被转化为模型的规则知识 (杨琳 等, 2007)。例如, 丁建丽和王飞 (2017) 通过代表性典型采样方法, 结合土壤—环境推理模型 SoLIM (Soil Land Inference Model) 构建了土壤盐分推理知识, 并将其应用于干旱区土壤盐分的环境建模中。Ivushkin 等 (2019b) 结合多源环境变量与热红外

遥感数据, 使用 RF 算法绘制了自 1986 年—2016 年间的全球土壤盐分分布图。除了蓬勃发展的机器学习算法, 传统的地统计学分析模型也是数字土壤制图的有力手段 (Wadoux 等, 2020)。地统计学方法考虑地理学第一定律 (空间自相关性), 并根据观测数据点之间的空间关系提供未观测位置的土壤盐分估计值。例如, Zovko 等 (2018) 基于近地 VNIR 光谱数据以及普通克里金与协同克里金法成功绘制了克罗地亚河谷地区的土壤盐分。机器学习算法与地统计学分析法之间基本区别在于目的不同: 前者主要强调预测的准确性, 而后者主要试图通过预定义的空间变化模型推断生成数据的过程 (Sztamári 和 Pásztor, 2019)。对于土壤盐分数字制图而言, 推理预测过程即要清楚地理解土壤盐渍化的发生机制, 也要获得精准的预测结果。

## 4 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测体系与挑战

### 4.1 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测体系

星地一体化, 即在大范围、全天时、全天候监测的星载遥感数据基础上, 协同灵活、实时的低空无人机数据与高精度的地面传感数据, 形成立体多维的对地观测体系 (李德仁, 2012)。通过对星载遥感和地面传感数据一体化的整合, 佐以无人机的高机动性观测, 可以突破非协同对地观测技术的局限, 实现以面覆盖, 以片监测, 以点估测的全方位监测。基于星地传感技术的土壤盐渍化监测关键在于将多平台的优势进行融合, 提高大范围遥感监测的精度。当前, 星地一体化结合的可能方式与实现途径如图 4 所示。

整体而言, 多源数据融合、定量模型构建及尺度拓展方法是星地一体化的核心。因此, 已有研究也主要在这 3 个方面进行了探索。

在数据获取上, 现有研究多是依据卫星过境时间, 开展同步或准同步的原位实验进而实现星地数据的协同获取 (Wang 等, 2019)。由于星地平台的传感器设计与观测方法不同, 获取的数据在观测尺度上存在巨大差异, 故跨尺度融合存在较大的不确定性 (Jiang 等, 2019b)。因此, 如方式 (1)、(2) 所示, 已有研究针顾及星地传感数据的空间尺度差异, 集成多源数据之间的空间、



时间和光谱等优势对星地数据进行融合，实现对地表信息更全面和精确的表达，服务土壤盐渍化

的定量反演问题的解决（Ma等，2022；Chen等，2021）。

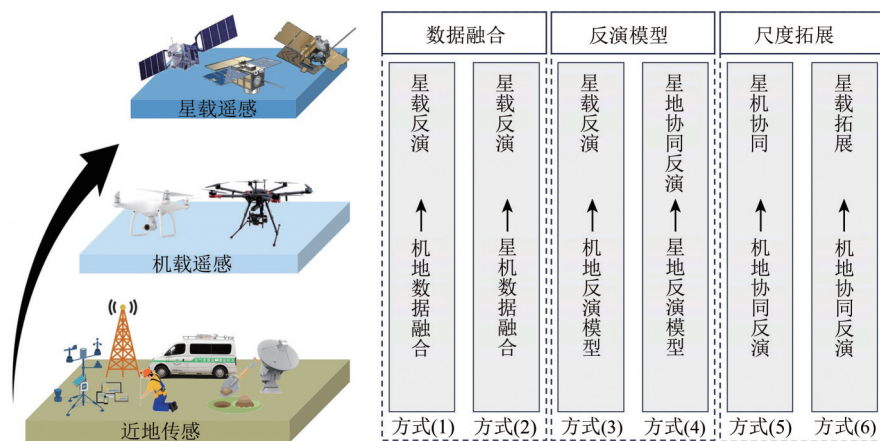


图4 面向土壤盐渍化监测的星地一体化实现途径

Fig. 4 Integration of satellite, UAV and proximal sensing for soil salinization monitoring

在模型构建上，若直接利用地面少量真值与大范围的星载遥感影像建立模型，其反演精度往往受到复杂地表信息的影响而受到限制（Shi等，2022）。因此，在反演过程中应充分利用一切先验知识，使得土壤盐分数据与星载遥感数据建立更有效的对应关系，提高模型的精度和实用性（Nawar等，2014）。由地物波谱仪获取的地面VNIR信息的精度与一致性更高，因此可以参照方式（3）、（4），基于VNIR数据构建的模型或基于机载影像的模型与星载数据匹配与校正，进而实现大范围高精度的土壤盐渍化监测（梁静等，2019）。

在尺度拓展上，机载数据结合原位土壤近地面传感技术能够提供真实的多尺度土壤盐分数据（Ivushkin等，2019a）。获取多尺度的高分辨率数据是机载平台的天然优势，一方面它可替代野外实地采样作为尺度转换的桥梁，另一方面也可与星载遥感数据联合，为大尺度遥感监测提供可靠的数据支撑。现有研究主要集中于将构建好的模型或高精度反演结果进行尺度拓展（方式（5）、（6）），实现土壤盐渍化的协同监测（Hu等，2019；Qi等，2022）。

#### 4.2 单一数据的局限性

不同平台传感器所采集的数据在时空分辨率、幅宽、探测深度等方面存在明显差异。就近地传感数据而言，大地电导率仪及GPR目前常用于土壤盐分的定量估测（Zajícová和Chuman，2019；

Gu等，2023）。虽然它们能够对不同深度层次的土壤盐分进行探知，但获取的仍是孤立的点状信息，难以满足在空间上对土壤盐渍化进行监测。此外，电磁感应数据本质上是土壤水分、土壤质地等信息的综合表征，如何降低其他干扰项的影响为土壤盐分的量化造成了一定困难（Wu和Lambot，2022；Farifteh等，2008）。近地面VNIR技术能够采集更为精细的土壤盐分信号（Chen等，2021；Li等，2022），在当前研究中常用于对土壤中不同的盐分类型（Wang等，2018a；Lao等，2021）、甚至对更为精细的盐基离子（Tian等，2021，2022）进行区分，但在土壤盐分的空间表征上仍具有一定局限。

就星载遥感数据而言，卫星影像的时间分辨率、波谱分辨率和空间分辨率之间存在着相互制约的关系（Dubovik等，2021）。Landsat系列中分辨率多光谱遥感卫星是当前最为常用的数据之一，它在空间分辨率与波谱分辨率之间取得了相对平衡，但其重访周期多为旬尺度，可能难以准确描述土壤盐渍化发生发展的动态历程（Han等，2021）。尽管该传感器的空间分辨率较为一致，但其谱段设置（中心波长、光谱范围等）存在一定差异，因此利用长时序数据进行年代际土壤盐渍化监测时需要进行校正（Bannari和Al-Ali，2020）。此外，欧洲航天局于2015年和2017年成功发射了Sentinel-2系列多光谱卫星，组成卫星星座满足了重访和覆盖范围的要求，也为土壤盐渍化的遥感

监测提供了可靠的数据源 (Cao等, 2022a; Ge等, 2022a; Wang等, 2019)。近年来, 米级/亚米级高分辨率光学卫星遥感数据, 如 Worldview 系列 (Alexakis等, 2018)、国产高分系列 (Li等, 2021; Hu等, 2019; Yang等, 2023)、PlanetScope (Tan等, 2023; Avdan等, 2022) 等也逐渐用于土壤盐渍化的监测之中, 但其有限的谱段数量给土壤盐分的准确获取造成了一定困难。此外, 现阶段国内外学者也尝试使用星载高光谱卫星数据, 如 Hyperion (Fan等, 2016; Weng等, 2010)、国产 GF-5 (Jiang和Xue, 2022)、HJ-1 (Ren等, 2019) 等估算土壤盐分含量。尽管其“图谱合一”的特性在定量反演与空间制图方面具有很大的优势与潜力, 但是高光谱成像数据处理较为复杂, 干扰因素较多, 距离业务化应用阶段还有一段距离 (Ge等, 2022b)。本质上, 它们都是光与辐射型传感器, 容易受到云雨的干扰。由于穿透能力极为有限, 因此很难对植被覆盖区域的土壤盐分进行测度 (Wang等, 2020b)。相比之下, SAR 传感器能够全天时、全天候的对地观测。然而, 其固有的斑点噪声使得预处理过程较为复杂, 且由于“水盐一体”的特性, SAR 数据实际上是地面土壤水分、盐分的综合反映 (Zhao等, 2023b; Vincent等, 2022)。除此以外, 地表粗糙度的影响也使得后向散射系数难以实现对土壤盐分的完全映射 (Muhetaer等, 2022b; Zhao等, 2023a)。因此, 上述因素的干扰仍是当前使用 SAR 数据进行土壤盐分估算的重要限制。

无人机低空遥感平台的快速发展为土壤盐渍化研究提供了新的方法和视角, 它具有高空间分辨率、高频次等优势, 可以同星载遥感技术形成互补, 缓解了高空间分辨率和时间分辨率的矛盾, 以较低的成本实现空间和时间的权衡 (Hopmans等, 2021)。因此, 近年来也有大量学者尝试基于机载的多光谱 (Hu等, 2019; 张智韬等, 2019)、高光谱 (Zhu等, 2022)、热红外 (Ivushkin等, 2019a; Tian等, 2020) 等数据对不同区域的土壤盐渍化进行定性或定量研究。但需要说明的是, 现有的研究尺度多为农场、灌区等中小范围, 在大区域尺度的应用仍受到无人平台的续航和载荷能力的限制 (Maes和Steppe, 2019)。整体而言, 现有基于星地传感技术的土壤盐渍化研究考虑到数据的一致性, 大多更倾向于使用单一类型的数

据源, 对跨平台 (星载、机载、近地面)、跨成像类型 (多光谱、高光谱、电磁感应) 数据的利用仍相对割裂。

### 4.3 各类监测方法的局限性

近年来, 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测方法取得了一定进展, 但仍存在一些不足:

(1) 专题信息提取方法是土壤盐渍化星地传感监测的经典技术。遥感影像通过像元值的高低差异 (波谱信息) 及空间变化 (空间信息) 来表示不同地物的差异, 这是区分不同影响地物的物理基础 (张兵, 2018)。本质上, 专题信息提取方法就是基于各类图象图形学技术或多维特征空间理论对获取影像中的盐渍化区域进行识别。监督学习对先验知识、样本的代表性以及模型的训练高度依赖 (Mohammadifar等, 2021; Nurmemet等, 2018; Xu等, 2020a); 无监督学习只是对不同类别达到了划分, 难以准确地确定类别属性 (盐渍化程度的强弱) (Guo等, 2018)。近年来, 弱监督学习逐渐兴起也被应用于土壤盐渍化监测之中, 但随之而来的复杂学习算法以及大量难以调整的超参数仍是当前应用面临的难点与挑战 (Abedi等, 2021; Taghizadeh-Mehrjardi等, 2021)。此外, 这些方式很难考虑到下垫面的异质性以及土壤发生学知识, 仅能对图像自身进行信息挖掘。更为重要的是, 无论是何种学习方法, 它们只能对土壤盐渍化区域进行定性识别, 难以对土壤中盐分的进行量化 (Zhang等, 2020)。

(2) 波谱指数法通过遍历波段组合与土壤盐分含量建立关系以确定最佳的配置方案, 操作较为简便。但在机理层面, 土壤光谱指数最终遴选出的光谱波段可能与已知土壤盐分离子的吸收波段无关, 而已有植被指数也对作物类型、耐盐植物等考虑不够全面 (Aldabaa等, 2015)。在时空范围层面, 已有的光谱指数多是基于有限空间范围 (通常为绿洲、子流域等小区域 (Wang等, 2021b))、有限时间跨度 (单季节或单年度取样 (Wang等, 2019))、有限样本数量 (几十或百余采样单元 (Weng等, 2010)) 等进行构建。虽然, 在其当前的研究中能够取得较好的拟合效果, 但光谱指数与土壤盐分之间的关系可能会随着时空的变异表现出诸多变化 (Montero等, 2023)。在这些情形下, 直接使用指数可能会产生较大的精度

误差。因此, 特定的光谱指数可能很难对不同研究区、不同时期的土壤盐渍化进行有效监测, 其稳健性与可迁移性有待进一步研究明确 (Chen 等, 2021)。此外, 基于近地面或无人机载 VNIR 数据构建的光谱指数由于空间与波谱分辨率极高, 难以直接推广至星载遥感数据当中, 也极大限制了该方法的拓展应用。

(3) 模型定量反演法是当前最为常见的土壤盐渍化监测方法, 它以土壤盐分为因变量 ( $y$ ), 以地物波谱及其衍生信息 (光谱反射率、光谱指数、后向散射系数和极化特征参数等) 为自变量 ( $x$ ) 建立回归拟合关系 (Wang 等, 2018a)。常见的建模技术包括: 多元线性回归 (Wu 等, 2020)、PLSR (Nawar 等, 2014)、支持向量机回归 (Yang 等, 2023)、决策树回归 (Ivushkin 等, 2019b)、RF 回归 (Wang 等, 2020a)、人工神经网络 (Wang 等, 2018b)、Cubist 回归树 (Peng 等, 2019) 等。事实上, 由于观测信息量远小于未知的大气和地表参数的数目, 因此土壤盐分的定量反演是本质上是一个“病态反演” (赵燕红等, 2021)。已有研究工作多是建立遥感信号与土壤盐分之间的经验关系, 通过增加“输入—输出”的匹配数据对, 提高反演的可信度, 而忽略了土壤形成与盐渍化发生发展的过程 (Kholdorov 等, 2022; Wang 等, 2023b)。目前, 学者们大量使用机器学习或深度学习等建模技术, 通过反复多次的训练提高土壤盐分的建模精度 (Mohammadifar 等, 2021)。同时, 通过引入先验知识、时空约束条件、集成多个模型等正则化方式以克服“病态反演”问题。虽然能够较好地处理高维非线性特征, 挖掘到常规方法难以发现的信息, 但模型的通用性和可解释性仍较为薄弱 (梁顺林等, 2016)。同时, 需要说明的是受光谱吸收特征细微、模型复杂程度高及模型针对性弱等缺陷, 当前鲜有研究联合光谱信息与土壤盐分进行辐射传输模拟研究, 同时也缺乏能够用于土壤盐分反演的光学辐射传输模型。土壤盐分微波遥感反演脱胎于土壤水分反演技术, 它可以从物理机制上解释地表参数变化引起的遥感观测值变化, 进而通过分析后向散射强度、土壤盐分和介电常数的关系, 构建物理模型或半经验模型对土壤盐分进行监测 (Muhetaer 等, 2022b; Zhao 等, 2023b)。然而现有介电常数模型多针对土壤水分开发, 对土壤盐分的量化能力不足

(Zhang 等, 2022; 黄帅等, 2017)。目前, 微波遥感反演土壤盐分仍尚未形成成熟有效的技术体系。

(4) 数字土壤制图技术近年来发展迅速, 它能够集合土壤母质和成土过程 (地形、地貌、气候、水文、地质等) 对土壤盐分进行量化, 很大程度上克服了仅考虑遥感信息的模型定量反演法的不足。然而, 当前研究进行土壤盐分空间制图时, 大多对地表基本单元内部的地理空间差异考虑不足, 认为土壤盐分与环境要素间的关系在研究区域内是固定不变的, 并使用统一的土壤—景观模型来进行空间预测和制图 (Hassani 等, 2020)。这种从“全局假设”角度出发的集总式建模方法一定程度上限制了模型的普适性与精度 (Wang 等, 2020b)。究其原因主要在于各类环境要素的分布是不均匀的, 因而仅利用全局模型方法难以表达土壤盐分从多元环境要素向地理空间的完全映射关系。因此, 面对大尺度景观异质地表制图单元, 需要与生态地理分区相结合, 构建适用于不同子区域的土壤—景观分区模型, 提高土壤盐分时空预测的普适性和可靠性 (Ge 等, 2022a; 丁建丽和王飞, 2017)。同时, 土壤盐分数字制图的变量也多局限于自然因素, 对人为活动的影响考虑不足 (Ding 等, 2020)。此外, 大多数研究聚焦于提升制图的精度而没有将土壤盐渍化发生、发展过程进行集成, 对结果的不确定性描述不足。因此, 当前土壤盐分数字制图研究在结果的合理性与可解释性上仍存有一定缺陷。

#### 4.4 尺度效应问题

遥感数据的多分辨率 (多尺度) 特性, 这就使得面向土壤盐渍化的定量描述必然存在尺度效应问题 (陈香月等, 2021)。由于地表异质性的客观存在, 基于某一特定尺度的研究结果难以直接在其他尺度上进行推广, 细微的尺度变化都必将引发新的科学问题 (Lu 等, 2022)。单一的空间尺度下, 传感器能够获取的地表参量有限, 仅能揭示当前尺度窗口下土壤盐分的时空变异特性, 难以准确地表达土壤盐分的自相关 (Salcedo 等, 2022) 及其与环境要素间的关系 (Wei 等, 2021; Shokri-Kuehni 等, 2020) 随尺度的变化情况。例如, 较粗空间分辨率 MODIS 数据 (500 m) 能获得较大空间尺度的土壤盐渍化信息, 但同时也可能掩盖中小尺度上土壤盐分信息的差异。相较而言,

以 Landsat 为代表的中等分辨率卫星遥感数据能较为理想地平衡数据获取周期与空间分辨率之间关系,但对复杂地表土壤盐渍化的时空规律刻画能力有限。米级高分辨率星载数据或机载遥感数据能够较为全面地获取区域土壤盐渍化的精细特征,但同时也对数据质量以及数据分析处理的能力提出了更高要求;更为重要的是,其结果十分容易陷入局部最优,难以全面反映较大区域的地表信息。

Li 等 (2023) 以黄河三角洲为研究靶区,分别使用 500 m 的 MOD09A1 数据和 30 m 的 Landsat 8 数据对区域的土壤盐分变化趋势进行分析,得出了不同的精度效果与空间分布。Ma 和 Tashpolat (2023) 以及 Besma 等 (2021) 的研究综述中也都明确指出土壤盐分这一参量存在明显的尺度效应,使用不同空间分辨率的遥感数据开展分析,所获结果也不尽相同。因此,近年来也开始有部分学者尝试以机载遥感平台为媒介,对构建的定量反演模型及其结果进行空间尺度上推或下降 (张智韬等, 2019; 陈俊英等, 2019; 张智韬等, 2022)。然而,这些研究仅采用重采样来实现尺度拓展,没有考虑地表参数的物理意义及其地学性质,是一种纯数学概念的处理方式,导致尺度转换模型的不确定性较强。

## 5 研究展望

多源星地传感技术为土壤盐渍化监测提供了必要的科学支撑。纵观已有文献可知,当前研究主要关注:土壤盐渍化的时序动态变化分析;土壤盐分的空间分布格局分析;区域土壤盐渍化发生发展的驱动机制以及土壤盐渍化衍生的环境效应等方面。为了进一步推动基于星地传感技术的土壤盐渍化监测研究的发展,未来可根据相关发展态势,重点关注以下方向:

### 5.1 多源星地数据融合的次生土壤盐渍化监测

有别于原生土壤盐渍化,次生土壤盐渍化往往受人为因素的影响更大,常见于绿洲、灌区及绿洲—荒漠交错带等人类活动区域 (Corwin 和 Scudiero, 2019)。在观测过程之中,上述区域的观测对象通常具有多维度、多尺度、多模式、多角度等特点,人类活动场景高度异质化,势必造

成信息提取的精度和自动化程度较为低下。次生土壤盐渍化区域通常与不合理的灌溉及土地利用方式关联密切,在地表呈现出零星或连片的“盐斑”,其地物波谱特征有别于荒漠区的大面积盐漠 (Ge 等, 2022b)。鉴于次生土壤盐渍化监测的复杂性,需要综合考虑遥感和近地面传感数据的时间、空间、光谱、角度特征,以满足其观测的需求 (Wang 等, 2021a)。由于人类活动区域存在因建筑物和植被等物体造成的各类遮挡问题,在数据采集与更新方面,单一的数据平台必然存在局限性,从单一的观测角度只能获取局部区域的有效数据,造成数据空洞现象,进而限制了次生土壤盐渍化这一典型弱信息的精准提取。

随着空天技术和传感器技术的不断发展,一个多层次、多角度、全天候、多分辨率互补的全球观测网络正在逐步形成 (廖小罕, 2021; 王桥, 2021)。除了传统的原位/室内 VNIR、FTIR、RGB 相机、星/机载多光谱成像、星/机载热红外成像、星/机载高光谱成像及星载微波遥感以外,近年来包括数码照片 (Xu 等, 2020b)、机载 GPR (Wu 和 Lambot, 2022)、GNSS-R (王俊栋等, 2023; Wu 等, 2019) 等新兴数据也开始应用于原生或次生土壤盐渍化的监测之中。已有部分学者通过联合多源星载传感器构建虚拟卫星星座,服务生态环境遥感研究 (Bannari, 2019; Cao 等, 2022b)。星地多源数据融合能集成多源数据间的空间、时间和光谱等优势信息,实现对地表信息更全面和精确的表达,解决遥感应用中参数定量反演问题,进而提升对地观测数据的应用潜力和价值,对提高星地一体化监测精度具有重要意义 (张良培等, 2022)。当前,在同质化数据的像元级、特征级和决策级融合方面已经开展大量研究并取得良好收效,未来仍需要在异质性数据 (光学、SAR、热红外、地理信息大数据等) 的融合方面进行探索进而克服数据缺失及质量问题。此外,未来研究仍需要针对次生土壤盐渍化监测这一特定目标,结合原位测度的地面真值与星地传感技术,着力于研究具有空间自适应能力的信息增强模型,开展次生盐渍化区域土壤盐分的“星—机—地”一体化精准估算,服务次生盐渍化发生机理、监测与修复研究。

## 5.2 依托多平台开展土壤盐渍化的多尺度协同监测

星载、机载、近地面等平台数据都各具优势和缺陷，单一系统观测的地表信息往往并不全面，应充分挖掘星地传感数据的潜力，优势互补，实现土壤盐渍化的多尺度协同监测（Chen等，2021；Qi等，2022）。未来的研究可以根据卫星过境或无人机航飞作业时间，采用“星—机”、“星—地”、“机—地”、或“星—机—地”观测手段开展同步作业，确保多平台的观测结果能够相互验证，多传感器的观测信息可以相互补充（Wang等，2023a）。在明确地面真值与充分理解先验知识的基础上，结合明晰地学机理的空间尺度转换方法及协同观信息开展“数据—模型—结果”3个维度的尺度演绎。此外，以土壤水分或有机质为桥梁，需要进一步探究VNIR谱段内光谱信息与土壤盐分之间的光学机理，并在此基础上建立适于土壤盐分的辐射传输模型（Huang等，2022）。同时，也可利用多源星地传感数据驱动SWAP（Soil-Water-Atmosphere-Plant）（Lei等，2023）或HYDRUS（Bughici等，2022）等具有明确物理机制的模型，从更为微观的角度揭示土壤的水盐运移过程，最终建立具有较强物理基础与泛化能力的土壤盐分遥感反演新范式。

今后的研究需要在“天—空—地”一体化的“两高三全”（即高空间分辨率、高时间分辨率、全要素、全天时、全尺度）的星地传感监测体系支持下，重点发展具有明确物理意义和符合地学规律“星—机—地”建模算法，提升反演模型的精度和可迁移性。此外，还需要重点关注不同平台传感数据及所构建反演模型之间的内部关系，借助先进的统计方法和不确定性分析方法（Wadoux和McBratney，2021；Wadoux等，2020；Padarian等，2020），探索合适的尺度转换方法和模型，通过完善“星—机—地”不同平台的衔接及协同环节，改进现有建模技术并降低结果的潜在不确定性，实现土壤盐渍化的四维动态高质量监测。

## 5.3 借助学科交叉加深土壤盐渍化的探测深度

土壤盐渍化是一个高度动态的过程，不仅在水平地表空间进行动态变化，也在土壤剖面上发生垂向的变化（Jiang等，2019b）。现有研究所采集土壤盐分数据的深度多集中于表层，对亚表层

及深层的关注不足，在地理、生态等领域的相关应用中表现出局限性（Scudiero等，2016；Wang等，2019，2020b；Ge等，2022a）。虽然有部分研究通过成像光谱仪、便携式地物波谱仪、EMI等近地面传感技术获取点状亚表层土壤样本或完整土壤剖面的数据，尝试克服遥感技术探测深度的限制，在纵向上对不同深度层次土壤的盐分进行反演（Yao等，2013；Zovko等，2018）。然而，由于它们并未在“空间范围”上进行探测，本质上依旧停留在“离散样点”上的分析建模。因此，无法充分发挥遥感技术覆盖范围大的优势，更难以满足土壤盐分高效实时获取的迫切需求。

为了突破遥感探测的深度限制，已有学者开展如下探索：（1）借助地学知识，使用深度分布函数描述土壤属性随土层深度的垂直分布（王晶晶等，2023）；（2）依托光谱学知识，建立表层土壤光谱与深层土壤属性之间的响应关系，开展间接推求（Li等，2022）；（3）基于植物—土壤间的相互作用，使用植物冠层光谱开展下覆土壤盐分的模拟（Zhang等，2015，2021）。因此，未来需要发挥多源星地传感技术与建模算法的优势，在充分领会地学、光谱学、生态学等学科知识的基础上，以学科交叉融通的思路构建可靠性更强的土壤传递函数和光谱传递函数及反演模型，进而加深土壤盐分的探测深度，重建关键土壤属性的四维时空演化特征，为土壤资源的合理开发和保育提供更为详实的数据支撑。

## 5.4 基于云计算的土壤盐渍化共享数据集与服务平台

现有研究更侧重于土壤盐渍化信息的获取与分析，在其存储、表达、传输及共享方面仍相对薄弱（张甘霖等，2020）。2015年FAO和发布的《世界土壤资源状况》报告也明确指出当前土壤盐渍化的空间范围及具体盐分含量信息十分匮乏（FAO和ITPS，2015）。尽管一些全球土壤数据库可以直接或间接的提供土壤盐分信息，如HWSD（Harmonized World Soil Database）（Nachtergaele等，2023）和GSASmap（Global Map of Salt-affected Soils）（FAO，2023），但它们在空间分辨率、时间序列和准确性方面仍然存在一些不足。只有真正充分利用星地传感大数据所具有的全天候、可重复、规模大、多时相、高价值、高维度和高时空关联

等显著优势,发挥其在监测土壤盐渍化演化格局、量化多尺度人—地关系和服务国民经济主战场中的突出价值,才能推动其在决策支持、生态保护及可持续发展目标实现的落地应用。

因此,未来仍需要结合遥感云计算平台与遥感大数据,发展高精度数字土壤制图模型,进行土壤盐分时空分布的快速更新,提高数字土壤地图产品的现势性(Hassani等,2021; Ivushkin等,2019b)。进一步形成土壤盐分及其相关土壤性质(如pH、CEC等)共享数据集,并积极推动基于此开展的分析技术体系,构建土壤资源信息服务共享平台,提供数据共享、定制化分析及时空可视化服务等。

## 6 结 语

本文系统梳理了土壤盐渍化星地传感监测的发展进程、针对土壤盐渍化监测的原理、主要数据源及主流方法进行了回溯。在此基础上,本文对当前研究具体的应用领域、监测数据、监测方法及尺度效应等问题进行了归纳与总结,并明确了多源星地数据融合的次生土壤盐渍化监测;依托多平台开展土壤盐渍化的多尺度协同监测;借助学科交叉加深土壤盐渍化的探测深度;基于云计算的土壤盐渍化共享数据集与平台开发等未来需要重点关注的研究方向。毫无疑问,土壤盐渍化星地传感监测应当从更大尺度、更细粒度、更全维度出发,诠释全球变化及其影响、人类活动因素、地表要素的社会特征等热点问题。相关的数据模型需要更加顾及地理大数据的“5V”和“5度”特征,并在云计算平台的支持下形成“空—天—地—网”五维一体的土壤盐渍化智能观测集成体系;最终形成高时空分辨率的全球土壤盐渍化数据产品,建立土壤资源信息共享服务平台,服务各个相关领域的应用。

## 参考文献(References)

- Abedi F, Amirian-Chakan A, Faraji M, Taghizadeh-Mehrjardi R, Kerry R, Razmjoue D and Scholten T. 2021. Salt dome related soil salinity in southern Iran: prediction and mapping with averaging machine learning models. *Land Degradation and Development*, 32(3): 1540-1554 [DOI: 10.1002/ldr.3811]
- Al Hagrey S A and Müller C. 2000. GPR study of pore water content and salinity in sand. *Geophysical Prospecting*, 48(1): 63-85 [DOI: 10.1046/j.1365-2478.2000.00180.x]
- Aldabaa A A A, Weindorf D C, Chakraborty S, Sharma A and Li B. 2015. Combination of proximal and remote sensing methods for rapid soil salinity quantification. *Geoderma*, 239-240: 34-46 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2014.09.011]
- Alexakis D D, Daliakopoulos I N, Panagea I S and Tsanis I K. 2018. Assessing soil salinity using WorldView-2 multispectral images in Timpaki, Crete, Greece. *Geocarto International*, 33(4): 321-338 [DOI: 10.1080/10106049.2016.1250826]
- Allbed A, Kumar L and Aldakheel Y Y. 2014. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: applications in a date palm dominated region. *Geoderma*, 230-231: 1-8 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2014.03.025]
- Al-Rahbi S, Al-Mulla Y, Jayasuriya H and Choudri B. 2019. Analysis of true-color images from unmanned aerial vehicle to assess salinity stress on date palm. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(3): 034514 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.034514]
- Avdan U, Kaplan G, Matcı D K, Avdan Z Y, Erdem F, Mızık E T and Demirtaş İ. 2022. Soil salinity prediction models constructed by different remote sensors. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 128: 103230 [DOI: 10.1016/j.pce.2022.103230]
- Bannari A. 2019. Synergy between Sentinel-MSI and Landsat-OLI to support high temporal frequency for soil salinity monitoring in an arid landscape//Dagar J C, Yadav R K and Sharma P C, eds. *Research Developments in Saline Agriculture*. Singapore: Springer: 67-93 [DOI: 10.1007/978-981-13-5832-6\_3]
- Bannari A and Al-Ali Z M. 2020. Assessing climate change impact on soil salinity dynamics between 1987 - 2017 in arid landscape using landsat TM, ETM+ and OLI data. *Remote Sensing*, 12(17): 2794 [DOI: 10.3390/rs12172794]
- Besma Z, Christian W, Didier M, Pierre M J and Mohamed H. 2021. Soil salinization monitoring method evolution at various spatial and temporal scales in arid context: a review. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(4): 283 [DOI: 10.1007/s12517-021-06557-x]
- Bughici T, Skaggs T H, Corwin D L and Scudiero E. 2022. Ensemble HYDRUS-2D modeling to improve apparent electrical conductivity sensing of soil salinity under drip irrigation. *Agricultural Water Management*, 272: 107813 [DOI: 10.1016/j.agwat.2022.107813]
- Cao L, Ding J L, Umut H, Su W, Ning J, Miu C and Li H. 2016. Extraction and modeling of regional soil salinization based on data from GF-1 satellite. *Acta Pedologica Sinica*, 53(6): 1399-1409 (曹雷, 丁建丽, 玉米提·哈力克, 苏雯, 宁娟, 缪琛, 李焕. 2016. 基于国产高分一号卫星数据的区域土壤盐渍化信息提取与建模. *土壤学报*, 53(6): 1399-409) [DOI: 10.11766/trxb201601270650]
- Cao X Y, Chen W Q, Ge X Y, Chen X Y, Wang J Z and Ding J L. 2022a. Multidimensional soil salinity data mining and evaluation from different satellites. *Science of the Total Environment*, 846: 157416 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.157416]
- Cao Z G, Ma R H, Liu M, Duan H T, Xiao Q, Xue K and Shen M. 2022b. Harmonized Chlorophyll-a retrievals in inland lakes from Landsat-8/9 and Sentinel 2A/B virtual constellation through machine learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*

- Sensing, 60: 4209916 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3207345]
- Chen H Y, Ma Y, Zhu A X, Wang Z R, Zhao G X and Wei Y N. 2021. Soil salinity inversion based on differentiated fusion of satellite image and ground spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 101: 102360 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102360].
- Chen J Y, Wang X T, Zhang Z T, Han J, Yao Z H and Wei G F. 2019. Soil salinization monitoring method based on UAV-satellite remote sensing scale-up. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 50(12): 161-169 (陈俊英, 王新涛, 张智韬, 韩佳, 姚志华, 魏广飞. 2019. 基于无人机—卫星遥感升尺度的土壤盐渍化监测方法. *农业机械学报*, 50(12): 161-169) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.018]
- Chen X Y, Ding J L, Ge X Y, Wang F and Wang J Z. 2021. Scale effect on soil salinization simulation in arid oasis based on machine learning methods. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 52(9): 312-320 (陈香月, 丁建丽, 葛翔宇, 王飞, 王敬哲. 2021. 基于机器学习的绿洲土壤盐渍化尺度效应研究. *农业机械学报*, 52(9): 312-320) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.09.035]
- Corwin D L and Scudiero E. 2019. Review of soil salinity assessment for agriculture across multiple scales using proximal and/or remote sensors. *Advances in Agronomy*, 158: 1-130 [DOI: 10.1016/bs.agron.2019.07.001]
- Csillag F, Pásztor L and Biehl L L. 1993. Spectral band selection for the characterization of salinity status of soils. *Remote Sensing of Environment*, 43(3): 231-242 [DOI: 10.1016/0034-4257(93)90068-9]
- Daliakopoulos I N, Tsanis I K, Koutroulis A, Kourgialas N N, Vavourchakis A E, Karatzas G P and Ritsema C J. 2016. The threat of soil salinity: a European scale review. *Science of the Total Environment*, 573: 727-739 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2016.08.177]
- Ding J L and Wang F. 2017. Environmental modeling of large-scale soil salinity information in an arid region: a case study of the low and middle altitude alluvial plain north and south of the Tianshan Mountains, Xinjiang. *Acta Geographica Sinica*, 72(1): 64-78 (丁建丽, 王飞. 2017. 干旱区大尺度土壤盐度信息环境建模——以新疆天山南北中低海拔冲积平原为例. *地理学报*, 72(1): 64-78) [DOI: 10.11821/dlxb201701006]
- Ding J L, Yang S T, Shi Q, Wei Y and Wang F. 2020. Using apparent electrical conductivity as indicator for investigating potential spatial variation of soil salinity across seven oases along tarim River in Southern Xinjiang, China. *Remote Sensing*, 12(16): 2601 [DOI: 10.3390/rs12162601]
- Ding J L, Yao Y and Wang F. 2014. Detecting soil salinization in arid regions using spectral feature space derived from remote sensing data. *Acta Ecologica Sinica*, 34(16): 4620-4631 (丁建丽, 姚远, 王飞. 2014. 干旱区土壤盐渍化特征空间建模. *生态学报*, 34(16): 4620-4631) [DOI: 10.5846/stxb201212291895]
- Dong L L, Wang W Z, Xu F N and Wu Y R. 2022. An improved model for estimating the dielectric constant of saline soil in C-band. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 3003405 [DOI: 10.1109/LGRS.2021.3085594]
- Doolittle J A and Brevik E C. 2014. The use of electromagnetic induction techniques in soils studies. *Geoderma*, 223-225: 33-45 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2014.01.027]
- Dubovik O, Schuster G L, Xu F, Hu Y X, Bösch H, Landgraf J and Li Z Q. 2021. Grand challenges in satellite remote sensing. *Frontiers in Remote Sensing*, 2: 619818 [DOI: 10.3389/frsen.2021.619818]
- El Kader Douaoui A, Nicolas H and Walter C. 2006. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data. *Geoderma*, 134(1/2): 217-230 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2005.10.009]
- Fan X W, Weng Y L and Tao J M. 2016. Towards decadal soil salinity mapping using Landsat time series data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52: 32-41 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.05.009]
- FAO. 2016. Saline Soils and Their Management. Accessed 03-07
- FAO. 2023. Global Map of Salt-affected Soils (GSASmap)[EB/OL]. [2023-05-01]. <https://www.fao.org/global-soil-partnership/gsasmap>
- FAO and ITPS. 2015. Status of the World's Soil Resources. Rome: FAO
- Farifteh J, Farshad A and George R J. 2006. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics. *Geoderma*, 130(3/4): 191-206 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2005.02.003]
- Farifteh J, Van der Meer F, Atzberger C and Carranza E J M. 2007. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: a comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN). *Remote Sensing of Environment*, 110(1): 59-78 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.02.005]
- Farifteh J, van der Meer F, van der Meijde M and Atzberger C. 2008. Spectral characteristics of salt-affected soils: a laboratory experiment. *Geoderma*, 145(3/4): 196-206 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2008.03.011]
- Fernández-Buces N, Siebe C, Cram S and Palacio J L. 2006. Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: a case study in the former lake Texcoco, Mexico. *Journal of Arid Environments*, 65(4): 644-667 [DOI: 10.1016/j.jaridenv.2005.08.005]
- Fourati H T, Bouaziz M, Benzina M and Bouaziz S. 2015. Modeling of soil salinity within a semi-arid region using spectral analysis. *Arabian Journal of Geosciences*, 8(12): 11175-11182 [DOI: 10.1007/s12517-015-2004-3]
- Gao Y, Liu X Q, Hou W T, Han Y H, Wang R and Zhang H. 2021. Characteristics of saline soil in extremely arid regions: a case study using GF-3 and ALOS-2 Quad-Pol SAR data in Qinghai, China. *Remote Sensing*, 13(3): 417 [DOI: 10.3390/rs13030417]
- Garajeh M K, Malakyar F, Weng Q H, Feizizadeh B, Blaschke T and Lakes T. 2021. An automated deep learning convolutional neural network algorithm applied for soil salinity distribution mapping in Lake Urmia, Iran. *Science of the Total Environment*, 778: 146253 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.146253]
- Ge X Y, Ding J L, Teng D X, Wang J Z, Huo T C, Jin X Y, Wang J J, He B Z and Han L J. 2022a. Updated soil salinity with fine spatial resolution and high accuracy: the synergy of Sentinel-2 MSI, environmental covariates and hybrid machine learning approaches.

- Catena, 212: 106054 [DOI: 10.1016/j.catena.2022.106054]
- Ge X Y, Ding J L, Teng D X, Xie B Q, Zhang X L, Wang J J, Han L J, Bao Q L and Wang J Z. 2022b. Exploring the capability of Gaofen-5 hyperspectral data for assessing soil salinity risks. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102969 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102969]
- Goel N S and Qin W H. 1994. Influences of canopy architecture on relationships between various vegetation indices and LAI and Fpar: a computer simulation. *Remote Sensing Reviews*, 10(4): 309-347 [DOI: 10.1080/02757259409532252]
- Gorji T, Tanik A and Sertel E. 2015. Soil salinity prediction, monitoring and mapping using modern technologies. *Procedia Earth and Planetary Science*, 15: 507-512 [DOI: 10.1016/j.proeps.2015.08.062]
- Griggs D, Stafford-Smith M, Gaffney O, Rockström J, Öhman M C, Shyamsundar P, Steffen W, Glaser G, Kanie N and Noble I. 2013. Sustainable development goals for people and planet. *Nature*, 495(7441): 305-307 [DOI: 10.1038/495305a]
- Gu S M, Jiang S M, Li X W, Zheng N and Xia X M. 2023. Soil salinity simulation based on electromagnetic induction and deep learning. *Soil and Tillage Research*, 230: 105706 [DOI: 10.1016/j.still.2023.105706]
- Guo B, Liu Y F, Fan J F, Lu M, Zang W Q, Liu C, Wang B Y, Huang X Z, Lai J B and Wu H W. 2023. The salinization process and its response to the combined processes of climate change - human activity in the Yellow River Delta between 1984 and 2022. *Catena*, 231: 107301 [DOI: 10.1016/j.catena.2023.107301]
- Guo S S, Ruan B Q, Chen H R, Guan X Y, Wang S L, Xu N N and Li Y P. 2018. Characterizing the spatiotemporal evolution of soil salinization in Hetao Irrigation District (China) using a remote sensing approach. *International Journal of Remote Sensing*, 39(20): 6805-6825 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1466076]
- Guo Y, Zhou Y, Zhou L Q, Liu T, Wang L G, Cheng Y Z, He J and Zheng G Q. 2019. Using proximal sensor data for soil salinity management and mapping. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(2): 340-349 [DOI: 10.1016/S2095-3119(18)61937-9]
- Han L J, Ding J L, Zhang J Y, Chen P P, Wang J Z, Wang Y H, Wang J J, Ge X Y and Zhang Z P. 2021. Precipitation events determine the spatiotemporal distribution of playa surface salinity in arid regions: evidence from satellite data fused via the enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model. *Catena*, 206: 105546 [DOI: 10.1016/j.catena.2021.105546]
- Hartemink A E and McBratney A. 2008. A soil science renaissance. *Geoderma*, 148(2): 123-129 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2008.10.006]
- Hassani A, Azapagic A and Shokri N. 2020. Predicting long-term dynamics of soil salinity and sodicity on a global scale. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 117(52): 33017-33027 [DOI: 10.1073/pnas.2013771117]
- Hassani A, Azapagic A and Shokri N. 2021. Global predictions of primary soil salinization under changing climate in the 21st century. *Nature Communications*, 12(1): 6663 [DOI: 10.1038/s41467-021-26907-3]
- Hopmans J W, Qureshi A S, Kisekka I, Munns R, Grattan S R, Rengasamy P, Ben-Gal A, Assouline S, Javaux M, Minhas P S, Raats P A C, Skaggs T H, Wang G, De Jong van Ier Q, Jiao H, Lavado R S, Lazarovitch N, Li B and Taleisnik E. 2021. Critical knowledge gaps and research priorities in global soil salinity. *Advances in Agronomy*, 169: 1-191 [DOI: 10.1016/bs.agron.2021.03.001]
- Hu J, Peng J, Zhou Y, Xu D Y, Zhao R Y, Jiang Q S, Fu T T, Wang F and Shi Z. 2019. Quantitative estimation of soil salinity using UAV-borne hyperspectral and satellite multispectral images. *Remote Sensing*, 11(7): 736 [DOI: 10.3390/rs11070736]
- Huang S, Ding J L, Zhang J Y and Chen W Q. 2017. Backscattering Coefficient Research Based on Microwave Remote Sensing of Radarsat-2 Satellite. *Acta Optica Sinica*, 37(9): 0929001 (黄帅, 丁建丽, 张钧泳, 陈文倩. 2017. 基于Radarsat-2卫星微波遥感的后向散射系数研究. *光学学报*, 37(9): 0929001) [DOI: 10.3788/aos201737.0929001]
- Huang X, Bai T C, Guan H D, Wei X Y, Wang Y L and Mao X M. 2022. An improved exponential model considering a spectrally effective moisture threshold for proximal hyperspectral reflectance simulation and soil salinity estimation. *Remote Sensing*, 14(24): 6396 [DOI: 10.3390/rs14246396]
- Huete A, Didan K, Miura T, Rodriguez E P, Gao X and Ferreira L G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 195-213 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2]
- Huete A R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309 [DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X]
- Ivushkin K, Bartholomeus H, Bregt A K and Pulatov A. 2017. Satellite thermography for soil salinity assessment of cropped areas in Uzbekistan. *Land Degradation and Development*, 28(3): 870-877 [DOI: 10.1002/ldr.2670]
- Ivushkin K, Bartholomeus H, Bregt A K, Pulatov A, Franceschini M H D, Kramer H, van Loo E N, Roman V J and Finkers R. 2019a. UAV based soil salinity assessment of cropland. *Geoderma*, 338: 502-512 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.09.046]
- Ivushkin K, Bartholomeus H, Bregt A K, Pulatov A, Kempen B and de Sousa L. 2019b. Global mapping of soil salinity change. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111260 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111260]
- Jiang H, Rusuli Y, Amuti T and He Q. 2019a. Quantitative assessment of soil salinity using multi-source remote sensing data based on the support vector machine and artificial neural network. *International Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 40(1): 284-306 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1513180]
- Jiang Q S, Peng J, Biswas A, Hu J, Zhao R Y, He K and Shi Z. 2019b. Characterising dryland salinity in three dimensions. *Science of the Total Environment*, 682: 190-199 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.05.037]
- Jiang X F and Xue X. 2022. Comparing Gaofen-5, ground, and Huanjing-1A spectra for the monitoring of soil salinity with the BP neural network improved by particle swarm optimization. *Remote Sensing*, 14(22): 5719 [DOI: 10.3390/rs14225719]
- Kahaer Y, Tashpolat N, Shi Q D and Liu S H. 2020. Possibility of Zhuhai-1 hyperspectral imagery for monitoring salinized soil mois-



- ture content using fractional order differentially optimized spectral indices. *Water*, 12(12): 3360 [DOI: 10.3390/w12123360]
- Khan N M, Rastokuev V V, Sato Y and Shiozawa S. 2005. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management*, 77(1/3): 96-109 [DOI: 10.1016/j.agwat.2004.09.038]
- Khodorov S, Gopakumar L, Katsura K, Jabbarov Z, Jobborov O, Shamsiddinov T and Khakimov A. 2022. Soil salinity assessment research using remote sensing techniques: a special focus on recent research. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1068(1): 012037 [DOI: 10.1088/1755-1315/1068/1/012037]
- Lao C C, Chen J Y, Zhang Z T, Chen Y W, Ma Y, Chen H R, Gu X B, Ning J F, Jin J M and Li X W. 2021. Predicting the contents of soil salt and major water-soluble ions with fractional-order derivative spectral indices and variable selection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 182: 106031 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106031]
- Lei G Q, Zeng W Z, Yu J and Huang J S. 2023. A comparison of physical-based and machine learning modeling for soil salt dynamics in crop fields. *Agricultural Water Management*, 277: 108115 [DOI: 10.1016/j.agwat.2022.108115]
- Li D R. 2012. On space-air-ground integrated earth observation network. *Journal of Geo-Information Science*, 14(4): 419-425 (李德仁. 2012. 论空天地一体化对地观测网络. *地球信息科学学报*, 14(4): 419-425) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00419]
- Li H Y, Liu X L, Hu B F, Biswas A, Jiang Q S, Liu W Y, Wang N and Peng J. 2020. Field-scale characterization of spatio-temporal variability of soil salinity in three dimensions. *Remote Sensing*, 12(24): 4043 [DOI: 10.3390/rs12244043]
- Li J G, Pu L J, Zhu M and Zhang R S. 2012. The Present Situation and Hot Issues in the Salt-affected Soil Research. *Acta Geographica Sinica*, 67(9): 1233-1245 (李建国, 濮励杰, 朱明, 张润森. 2012. 土壤盐渍化研究现状及未来研究热点. *地理学报*, 67(9): 1233-1245) [DOI: 10.11821/xb201209008]
- Li Y F, Wang C, Wright A, Liu H Y, Zhang H B and Zong Y. 2021. Combination of GF-2 high spatial resolution imagery and land surface factors for predicting soil salinity of muddy coasts. *Catena*, 202: 105304 [DOI: 10.1016/j.catena.2021.105304]
- Li Y S, Chang C Y, Wang Z R and Zhao G X. 2022. Remote sensing prediction and characteristic analysis of cultivated land salinization in different seasons and multiple soil layers in the coastal area. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 111: 102838 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102838]
- Li Y S, Chang C Y, Wang Z R and Zhao G X. 2023. Upscaling remote sensing inversion and dynamic monitoring of soil salinization in the Yellow River Delta, China. *Ecological Indicators*, 148: 110087 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2023.110087]
- Liang J, Ding J L, Wang J Z and Wang F. 2019. Quantitative estimation and mapping of soil salinity in the Ebinur Lake Wetland based on Vis-NIR reflectance and landsat 8 OLI data. *Acta Pedologica Sinica*, 56(2): 320-330 (梁静, 丁建丽, 王敬哲, 王飞. 2019. 基于反射光谱与 Landsat 8 OLI 多光谱数据的艾比湖湿地土壤盐分估算. *土壤学报*, 56(2): 320-330) [DOI: 10.11766/trxb201805070182]
- Liang S L, Cheng J, Jia K, Jiang B, Liu Q, Liu S H, Xie X H, Yao Y J, Yuan W P, Zhang X T and Zhao X. 2016. Recent progress in land surface quantitative remote sensing. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 875-898 (梁顺林, 程洁, 贾坤, 江波, 刘强, 刘素红, 肖志强, 谢先红, 姚云军, 袁文平, 张晓通, 赵祥. 2016. 陆表定量遥感反演方法的发展新动态. *遥感学报*, 20(5): 875-898) [DOI: 10.11834/jrs.20166258]
- Liao X H. 2021. Scientific and technological progress and development prospect of the earth observation in China in the past 20 years. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 267-275 (廖小罕. 2021. 中国对地观测 20 年科技进步和发展. *遥感学报*, 25(1): 267-275) [DOI: 10.11834/jrs.20211017]
- Liu M X and Yang J X. 2011. In-situ determination methods for soil salinity. *Soils*, 43(5): 688-697 (刘梅先, 杨劲松. 2011. 土壤盐分的原位测定方法. *土壤*, 43(5): 688-697) [DOI: 10.13758/j.cnki.tr.2011.05.010]
- Lu L, Li S, Wu R and Shen D Y. 2022. Study on the scale effect of spatial variation in soil salinity based on geostatistics: a case study of Yingdaya river irrigation area. *Land*, 11(10): 1697 [DOI: 10.3390/land11101697]
- Ma Y, Zhu W Y, Zhang Z, Chen H Y, Zhao G X and Liu P. 2022. Fusion level of satellite and UAV image data for soil salinity inversion in the coastal area of the Yellow River Delta. *International Journal of Remote Sensing*, 43(19/24): 7039-7063 [DOI: 10.1080/01431161.2022.2155080]
- Ma Y X and Tashpolat N. 2023. Current status and development trend of soil salinity monitoring research in China. *Sustainability*, 15(7): 5874 [DOI: 10.3390/su15075874]
- Maes W H and Steppe K. 2019. Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture. *Trends in Plant Science*, 24(2): 152-164 [DOI: 10.1016/j.tplants.2018.11.007]
- McBratney A B, Santos M L M and Minasny B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1/2): 3-52 [DOI: 10.1016/S0016-7061(03)00223-4]
- Metternicht G and Zinck A. 2008. *Remote Sensing of Soil Salinization: Impact on Land Management*. Boca Raton: CRC Press [DOI: 10.1201/9781420065039]
- Metternicht G I and Zinck J A. 2003. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing of Environment*, 85(1): 1-20 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00188-8]
- Minasny B and McBratney A B. 2016. Digital soil mapping: a brief history and some lessons. *Geoderma*, 264: 301-311 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2015.07.017]
- Mohammadifar A, Gholami H, Golzari S and Collins A L. 2021. Spatial modelling of soil salinity: deep or shallow learning models?. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(29): 39432-39450 [DOI: 10.1007/s11356-021-13503-7]
- Montero D, Aybar C, Mahecha M D, Martinuzzi F, Söchting M and Wieneke S. 2023. A standardized catalogue of spectral indices to advance the use of remote sensing in Earth system research. *Scientific Data*, 10(1): 197 [DOI: 10.1038/s41597-023-02096-0]

- Muhetaer N, Nurmemet I, Abulaiti A, Xiao S T and Zhao J. 2022a. An efficient approach for inverting the soil salinity in Keriya Oasis, Northwestern China, based on the optical-radar feature-space model. *Sensors*, 22(19): 7226 [DOI: 10.3390/s22197226]
- Muhetaer N, Nurmemet I, Abulaiti A, Xiao S T and Zhao J. 2022b. A quantifying approach to soil salinity based on a radar feature space model using ALOS PALSAR-2 data. *Remote Sensing*, 14(2): 363 [DOI: 10.3390/rs14020363]
- Nachtergaele F, van Velthuizen H, Verelst L, Wiberg D, Henry M, Chiozza F, Yigini Y, Aksoy E, Batjes N, Boateng E, Fischer G, Jones A, Montanarella L, Shi X Z and Tramberend S. 2023. Harmonized World Soil Database version 2.0. Rome and Laxenburg: The Food and Agriculture Organization of the United Nations, International Institute for Applied Systems Analysis
- Nawar S, Buddenbaum H, Hill J and Kozak J. 2014. Modeling and mapping of soil salinity with reflectance spectroscopy and landsat data using two quantitative methods (PLSR and MARS). *Remote Sensing*, 6(11): 10813-10834 [DOI: 10.3390/rs61110813]
- Nurmemet I, Sagan V, Ding J L, Halik Ü, Abliz A and Yakup Z. 2018. A WFS-SVM model for soil salinity mapping in Keriya Oasis, Northwestern China using polarimetric decomposition and fully PolSAR data. *Remote Sensing*, 10(4): 598 [DOI: 10.3390/rs10040598]
- Ou D P, Tan K, Wang X, Wu Z F, Li J and Ding J W. 2022. Modified soil scattering coefficients for organic matter inversion based on Kubelka-Munk theory. *Geoderma*, 418: 115845 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2022.115845]
- Padarian J, Minasny B and McBratney A B. 2020. Machine learning and soil sciences: a review aided by machine learning tools. *Soil*, 6(1): 35-52 [DOI: 10.5194/soil-6-35-2020]
- Peng J, Biswas A, Jiang Q S, Zhao R Y, Hu J, Hu B F and Shi Z. 2019. Estimating soil salinity from remote sensing and terrain data in southern Xinjiang Province, China. *Geoderma*, 337: 1309-1319 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.08.006]
- Periasamy S and Ravi K P. 2020. A novel approach to quantify soil salinity by simulating the dielectric loss of SAR in three-dimensional density space. *Remote Sensing of Environment*, 251: 112059 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112059]
- Qi G H, Chang C Y, Yang W and Zhao G X. 2022. Soil salinity inversion in coastal cotton growing areas: an integration method using satellite-ground spectral fusion and satellite-UAV collaboration. *Land Degradation and Development*, 33(13): 2289-2302 [DOI: 10.1002/ldr.4287]
- Ren D Y, Wei B Y, Xu X, Engel B, Li G Y, Huang Q Z, Xiong Y W and Huang G H. 2019. Analyzing spatiotemporal characteristics of soil salinity in arid irrigated agro-ecosystems using integrated approaches. *Geoderma*, 356: 113935 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.113935]
- Ren J H, Li X J, Zhao K, Fu B L and Jiang T. 2016. Study of an online measurement method for the salt parameters of soda-saline soils based on the texture features of cracks. *Geoderma*, 263: 60-69 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2015.08.039]
- Rouse J W, Haas R H, Schell J A and Deering D W. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Special Publication* 351: 309-317
- Salcedo F P, Cutillas P P, Cabañero J J A and Vivaldi A G. 2022. Use of remote sensing to evaluate the effects of environmental factors on soil salinity in a semi-arid area. *Science of the Total Environment*, 815: 152524 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.152524]
- Scudiero E, Corwin D L, Anderson R G and Skaggs T H. 2016. Moving forward on remote sensing of soil salinity at regional scale. *Frontiers in Environmental Science*, 4: 65 [DOI: 10.3389/fenvs.2016.00065]
- Shahid S A. 2013. Developments in soil salinity assessment, modeling, mapping, and monitoring from regional to submicroscopic scales// Shahid S A, Abdelfattah M A and Taha F K, eds. *Developments in Soil Salinity Assessment and Reclamation: Innovative Thinking and Use of Marginal Soil and Water Resources in Irrigated Agriculture*. Dordrecht: Springer: 3-43 [DOI: 10.1007/978-94-007-5684-7\_1]
- Shao Y, Hu Q R, Guo H D, Lu Y, Dong Q and Han C M. 2003. Effect of dielectric properties of moist salinized soils on backscattering coefficients extracted from RADARSAT image. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(8): 1879-1888 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.813499]
- Shi H Y, Hellwich O, Luo G P, Chen C B, He H L, Ochege F U, Van de Voorde T, Kurban A and de Maeyer P. 2022. A global meta-analysis of soil salinity prediction integrating satellite remote sensing, soil sampling, and machine learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4505815 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3109819]
- Shi Z. 2014. *Principles and Methods of Ground-Based Hyperspectral Remote Sensing of Soils*. Beijing: Science Press (史舟. 2014. 土壤地面高光谱遥感原理与方法. 北京: 科学出版社)
- Shi Z, Xu D Y, Teng H F, Hu Y M, Pang X Z and Zhang G L. 2018. Soil information acquisition based on remote sensing and proximal soil sensing: current status and prospect. *Progress in Geography*, 37(1): 79-92 (史舟, 徐冬云, 滕洪芬, 胡月明, 潘贤章, 张甘霖. 2018. 土壤星地传感技术现状与发展趋势. 地理科学进展, 37(1): 79-92) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.01.009]
- Shokri-Kuchni S M S, Raaijmakers B, Kurz T, Or D, Helmig R and Shokri N. 2020. Water table depth and soil salinization: from pore-scale processes to field-scale responses. *Water Resources Research*, 56(2): e2019WR026707 [DOI: 10.1029/2019WR026707]
- Szatzmári G and Pásztor L. 2019. Comparison of various uncertainty modelling approaches based on geostatistics and machine learning algorithms. *Geoderma*, 337: 1329-1340 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.09.008]
- Taghizadeh-Mehrjardi R, Schmidt K, Toomanian N, Heung B, Behrens T, Mosavi A, Band S S, Amirian-Chakan A, Fathabadi A and Scholten T. 2021. Improving the spatial prediction of soil salinity in arid regions using wavelet transformation and support vector regression models. *Geoderma*, 383: 114793 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2020.114793]
- Tan J, Ding J L, Han L J, Ge X Y, Wang X, Wang J, Wang R M, Qin S F, Zhang Z and Li Y K. 2023. Exploring planetscope satellite capabilities for soil salinity estimation and mapping in arid regions

- oases. *Remote Sensing*, 15(4): 1066 [DOI: 10.3390/rs15041066]
- Tian A H, Zhao J S, Fu C B and Xiong H G. 2022. Estimation of  $\text{SO}_4^{2-}$  ion in saline soil using VIS-NIR spectroscopy under different human activity stress. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 282: 121647 [DOI: 10.1016/j.saa.2022.121647]
- Tian A H, Zhao J S, Tang B H, Zhu D M, Fu C B and Xiong H G. 2021. Study on the pretreatment of soil hyperspectral and  $\text{Na}^+$  ion data under different degrees of human activity stress by fractional-order derivatives. *Remote Sensing*, 13(19): 3974 [DOI: 10.3390/rs13193974]
- Tian F, Hou M J, Qiu Y, Zhang T and Yuan Y S. 2020. Salinity stress effects on transpiration and plant growth under different salinity soil levels based on thermal infrared remote (TIR) technique. *Geoderma*, 357: 113961 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.113961]
- Tong Q X, Zhang B and Zheng F L. 2006. *Hyperspectral Remote Sensing: Principles, Techniques and Applications*. Beijing: Higher Education Press (童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 2006. 高光谱遥感: 原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社)
- Vincent F, Maertens M, Bechtold M, Jobbágy E, Reichle R H, Vanacker V, Vrugt J A, Wigneron J P and De Lannoy G J M. 2022. L-band microwave satellite data and model simulations over the dry chaco to estimate soil moisture, soil temperature, vegetation, and soil salinity. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15: 6598-6614 [DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3193636]
- Wadoux A M J C, Minasny B and McBratney A B. 2020. Machine learning for digital soil mapping: applications, challenges and suggested solutions. *Earth-Science Reviews*, 210: 103359 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2020.103359]
- Wadoux A M J C and McBratney A B. 2021. Hypotheses, machine learning and soil mapping. *Geoderma*, 383: 114725 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2020.114725]
- Wang F, Ding J L, Wei Y, Zhou Q Q, Yang X D and Wang Q F. 2017. Sensitivity analysis of soil salinity and vegetation indices to detect soil salinity variation by using Landsat series images: applications in different oases in Xinjiang, China. *Acta Ecologica Sinica*, 37(15): 5007-5022 (王飞, 丁建丽, 魏阳, 周倩倩, 杨晓东, 王前锋. 2017. 基于 Landsat 系列数据的盐分指数和植被指数对土壤盐度变异性的响应分析——以新疆天山南北典型绿洲为例. *生态学报*, 37(15): 5007-5022) [DOI: 10.5846/stxb201605090890]
- Wang F, Ding J L and Wu M C. 2010. Remote sensing monitoring models of soil salinization based in NDVI-SI feature space. *Transactions of the CSAE*, 26(8): 168-173 (王飞, 丁建丽, 伍漫春. 2010. 基于 NDVI-SI 特征空间的土壤盐渍化遥感模型. *农业工程学报*, 26(8): 168-173) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.08.029]
- Wang F, Shi Z, Biswas A, Yang S T and Ding J L. 2020a. Multi-algorithm comparison for predicting soil salinity. *Geoderma*, 365: 114211 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2020.114211]
- Wang J D, Sun Z G, Yang T, Zhu K Y, Shao C X, Peng J B, Li S J, Wang W Y, Gao Y N and Yue H Y. 2023. A remote sensing method for retrieving soil salinity based on CYGNSS: taking the Yellow River Delta as an example. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(2): 351-362 (王俊栋, 孙志刚, 杨婷, 朱康莹, 邵长秀, 彭金榜, 李仕冀, 王玮莹, 高祎男, 岳焕印. 2023. CYGNSS 土壤盐分反演方法研究: 以黄河三角洲为例. *遥感学报*, 27(2): 351-362) [DOI: 10.11834/jrs.20210466]
- Wang J J, Wei X R, Jia X X, Huang M B, Liu Z P, Yao Y F and Shao M A. 2023. An empirical approach to predict regional organic carbon in deep soils. *Science China Earth Sciences*, 66(3): 583-593 (王晶晶, 魏孝荣, 贾小旭, 黄明斌, 刘志鹏, 姚毓菲, 邵明安. 2023. 预测区域尺度深层土壤有机碳的方法. *中国科学: 地球科学*, 53(3): 561-571) [DOI: 10.1360/N072022-0106]
- Wang J Q, Peng J, Li H Y, Yin C Y, Liu W Y, Wang T W and Zhang H P. 2021a. Soil salinity mapping using machine learning algorithms with the Sentinel-2 MSI in arid areas, China. *Remote Sensing*, 13(2): 305 [DOI: 10.3390/rs13020305]
- Wang J Z, Ding J L, Abulimiti A and Cai L H. 2018a. Quantitative estimation of soil salinity by means of different modeling methods and visible-near infrared (VIS - NIR) spectroscopy, Ebinur Lake Wetland, Northwest China. *PeerJ*, 6: e4703 [DOI: 10.7717/peerj.4703]
- Wang J Z, Ding J L, Yu D L, Ma X K, Zhang Z P, Ge X Y, Teng D X, Li X H, Liang J, Lizaga I, Chen X Y, Yuan L and Guo Y H. 2019. Capability of Sentinel-2 MSI data for monitoring and mapping of soil salinity in dry and wet seasons in the Ebinur Lake region, Xinjiang, China. *Geoderma*, 353: 172-187 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.06.040]
- Wang J Z, Ding J L, Yu D L, Teng D X, He B, Chen X Y, Ge X Y, Zhang Z P, Wang Y, Yang X D, Shi T Z and Su F Z. 2020b. Machine learning-based detection of soil salinity in an arid desert region, Northwest China: a comparison between Landsat-8 OLI and Sentinel-2 MSI. *Science of the Total Environment*, 707: 136092 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.136092]
- Wang J Z, Wu Y Y, Hu Z W and Zhang J. 2023a. Remote sensing of watershed: towards a new research paradigm. *Remote Sensing*, 15(10): 2569 [DOI: 10.3390/rs15102569]
- Wang J Z, Zhen J N, Hu W F, Chen S C, Lizaga I, Zeraatpisheh M and Yang X D. 2023b. Remote sensing of soil degradation: progress and perspective. *International Soil and Water Conservation Research*, 11(3): 429-454 [DOI: 10.1016/j.iswcr.2023.03.002]
- Wang Q. 2021. Progress of environmental remote sensing monitoring technology in China and some related frontier issues. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 25-36 (王桥. 2021. 中国环境遥感监测技术进展及若干前沿问题. *遥感学报*, 25(1): 25-36) [DOI: 10.11834/jrs.20210572]
- Wang Q, Li P H and Chen X. 2012. Modeling salinity effects on soil reflectance under various moisture conditions and its inverse application: a laboratory experiment. *Geoderma*, 170: 103-111 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2011.10.015]
- Wang X P, Zhang F, Ding J L, Kung H T, Latif A and Johnson V C. 2018b. Estimation of soil salt content (SSC) in the Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve (ELWNNR), Northwest China, based on a Bootstrap-BP neural network model and optimal spectral indices. *Science of the Total Environment*, 615: 918-930

- [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.10.025]
- Wang Z, Zhang F, Zhang X L, Chan N W, Kung H T, Arike M, Zhou X H and Wang Y S. 2021b. Regional suitability prediction of soil salinization based on remote-sensing derivatives and optimal spectral index. *Science of the Total Environment*, 775: 145807 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.145807]
- Wei Y, Ding J L, Yang S T, Wang F and Wang C. 2021. Soil salinity prediction based on scale-dependent relationships with environmental variables by discrete wavelet transform in the Tarim Basin. *Catena*, 196: 104939 [DOI: 10.1016/j.catena.2020.104939]
- Weng Y L and Gong P. 2006. A review on remote sensing technique for salt-affected soils. *Scientia Geographica Sinica*, 26(3): 369-375 (翁永玲, 宫鹏. 2006. 土壤盐渍化遥感应用研究进展. *地理科学*, 26(3): 369-375) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-0690.2006.03.019]
- Weng Y L, Gong P and Zhu Z L. 2010. A spectral index for estimating soil salinity in the Yellow River Delta region of China using EO-1 hyperion data. *Pedosphere*, 20(3): 378-388 [DOI: 10.1016/S1002-0160(10)60027-6]
- Wu F Y, Tan K, Wang X, Ding J W, Liu Z X and Han B. 2023. A semi-analytical radiative transfer model for explaining soil spectral features. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 118: 103250 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103250]
- Wu K J and Lambot S. 2022. Analysis of low-frequency drone-borne GPR for root-zone soil electrical conductivity characterization. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 2006213 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3198431]
- Wu W C. 2014. The Generalized Difference Vegetation Index (GDVI) for dryland characterization. *Remote Sensing*, 6(2): 1211-1233 [DOI: 10.3390/rs6021211]
- Wu W C, Muhaimeed A S, Al-Shafie W M and Al-Quraishi A M F. 2020. Using radar and optical data for soil salinity modeling and mapping in Central Iraq//Al-Quraishi A M F and Negm A M, eds. *Environmental Remote Sensing and GIS in Iraq*. Cham: Springer: 19-40 [DOI: 10.1007/978-3-030-21344-2\_2]
- Wu X R, Xia J M, Jin S G, Bai W H and Dong Z N. 2019. Is soil salinity detectable by GNSS-R/IR//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, Japan: IEEE: 6227-6230 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8898902]
- Xu H T, Chen C B, Zheng H W, Luo G P, Yang L, Wang W S, Wu S X and Ding J L. 2020a. AGA-SVR-based selection of feature subsets and optimization of parameter in regional soil salinization monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, 41(12): 4470-4495 [DOI: 10.1080/01431161.2020.1718239]
- Xu L, Rossel R A V, Lee J, Wang Z C and Ma H Y. 2020b. A simple approach to estimate coastal soil salinity using digital camera images. *Soil Research*, 58(8): 737-747 [DOI: 10.1071/sr20009]
- Xu L, Wang Z C, Hu J S, Wang S G and Nyongesah J M. 2021. Estimation of soil salinity under various soil moisture conditions using laboratory based thermal infrared spectra. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(4): 959-969 [DOI: 10.1007/s12524-020-01271-9]
- Yang H, Wang Z H, Cao J F, Wu Q Y and Zhang B L. 2023. Estimating soil salinity using Gaofen-2 imagery: a novel application of combined spectral and textural features. *Environmental Research*, 217: 114870 [DOI: 10.1016/j.envres.2022.114870]
- Yang J S. 2008. Development and prospect of the research on salt-affected soils in China. *Acta Pedologica Sinica*, 45(5): 837-845 (杨劲松. 2008. 中国盐渍土研究的发展历程与展望. *土壤学报*, 45(5): 837-845) [DOI: 10.3321/j.issn:0564-3929.2008.05.010]
- Yang L, Zhu A X, Li B L, Qin C Z, Pei T, Liu B Y, Li R K and Cai G. 2007. Extraction of knowledge about soil-environment relationship for soil mapping using fuzzy C-means (FCM) clustering. *Acta Pedologica Sinica*, 44(5): 784-791 (杨琳, 朱阿兴, 李宝林, 秦承志, 裴韬, 刘宝元, 李润奎, 蔡强国. 2007. 应用模糊C均值聚类获取土壤制图所需土壤-环境关系知识的方法研究. *土壤学报*, 44(5): 784-791) [DOI: 10.11766/trxb200608010503]
- Yao R J, Yang J S and Shao H B. 2013. Accuracy and uncertainty assessment on geostatistical simulation of soil salinity in a coastal farmland using auxiliary variable. *Environmental Monitoring and Assessment*, 185(6): 5151-5164 [DOI: 10.1007/s10661-012-2932-2]
- Yao Y, Ding J L and Wang S. 2021. Soil salinization monitoring in the Werigan-Kuqa Oasis, China, based on a Three-Dimensional Feature Space Model with Machine Learning Algorithm. *Remote Sensing Letters*, 12(3): 269-277 [DOI: 10.1080/2150704X.2020.1868601]
- Zajicová K and Chuman T. 2019. Application of ground penetrating radar methods in soil studies: a review. *Geoderma*, 343: 116-129 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2019.02.024]
- Zhang B. 2018. Remotely sensed big data era and intelligent information extraction. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12): 1861-1871 (张兵. 2018. 遥感大数据时代与智能信息提取. *武汉大学学报(信息科学版)*, 43(12): 1861-1871) [DOI: 10.13203/j.whugis.20180172]
- Zhang G L, Shi Z, Zhu A X, Wang Q B, Wu K N, Shi Z H, Zhao Y C, Zhao Y G, Pan X Z, Liu F and Song X D. 2020. Progress and perspective of studies on soils in space and time. *Acta Pedologica Sinica*, 57(5): 1060-1070 (张甘霖, 史舟, 朱阿兴, 王秋兵, 吴克宁, 史志华, 赵永存, 赵玉国, 潘贤章, 刘峰, 宋效东. 2020. 土壤时空变化研究的进展与未来. *土壤学报*, 57(5): 1060-1070) [DOI: 10.11766/trxb202004270199]
- Zhang J R, Zhang Z T, Chen J Y, Chen H Y, Jin J M, Han J, Wang X T, Song Z S and Wei G F. 2021. Estimating soil salinity with different fractional vegetation cover using remote sensing. *Land Degradation and Development*, 32(2): 597-612 [DOI: 10.1002/ldr.3737]
- Zhang L P, He J, Yang Q Q, Xiao Y and Yuan Q Q. 2022. Data-driven multi-source remote sensing data fusion: progress and challenges. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(7): 1317-1337 (张良培, 何江, 杨倩倩, 肖屹, 袁强强. 2022. 数据驱动的多源遥感信息融合研究进展. *测绘学报*, 51(7): 1317-1337) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20220171]
- Zhang T T, Qi J G, Gao Y, Ouyang Z T, Zeng S L and Zhao B. 2015. Detecting soil salinity with MODIS time series VI data. *Ecological Indicators*, 52: 480-489 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.01.004]
- Zhang T T, Shao Y, Ju Z S and Liu Z Q. 2022. Experiment of measuring full-parameters microwave properties for soil salinized process//IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE:

- 3374-3377 [DOI: 10.1109/IGARSS46834.2022.9883796]
- Zhang X G, Huang B and Liu F. 2020. Information extraction and dynamic evaluation of soil salinization with a remote sensing method in a typical county on the Huang-Huai-Hai Plain of China. *Pedosphere*, 30(4): 496-507 [DOI: 10.1016/S1002-0160(17)60478-8]
- Zhang Z T, Chen Q D, Huang X Y, Song Z S, Zhang J R and Tai X. 2022. UAV-satellite remote sensing scale-up monitoring model of soil salinity based on dominant class variability-weighted method. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 53(9): 226-238, 251 (张智韬, 陈钦达, 黄小鱼, 宋志双, 张珺锐, 台翔. 2022. 基于加权算法的空一天遥感升尺度土壤含盐量监测模型. *农业机械学报*, 53(9): 226-238, 251) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.09.023]
- Zhang Z T, Wei G F, Yao Z H, Tan C X, Wang X T and Han J. 2019. Soil salt inversion model based on UAV multispectral remote sensing. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 50(12): 151-160 (张智韬, 魏广飞, 姚志华, 谭丞轩, 王新涛, 韩佳. 2019. 基于无人机多光谱遥感的土壤含盐量反演模型研究. *农业机械学报*, 50(12): 151-160) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.017]
- Zhao J, Nurmemet I, Muhetaer N, Xiao S T and Abulaiti A. 2023a. Monitoring soil salinity using machine learning and the polarimetric scattering features of PALSAR-2 data. *Sustainability*, 15(9): 7452 [DOI: 10.3390/su15097452]
- Zhao S, Ding J L, Ge X Y, Huang S and Han L J. 2023b. Soil salinity estimation: effects of microwave dielectric spectroscopy and important frequencies. *Land Degradation and Development*, 34(6): 1725-1739 [DOI: 10.1002/ldr.4564]
- Zhao Y H, Hou P, Jiang J B, Jiang Y, Zhang B, Bai J J and Xu H T. 2021. Progress in quantitative inversion of vegetation ecological remote sensing parameters. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(11): 2173-2197 (赵燕红, 侯鹏, 蒋金豹, 姜赟, 张兵, 白君君, 徐海涛. 2021. 植被生态遥感参数定量反演研究方法进展. *遥感学报*, 25(11): 2173-2197) [DOI: 10.11834/jrs.20210402]
- Zhong Y F, Wang X Y, Wang S Y and Zhang L P. 2021. Advances in spaceborne hyperspectral remote sensing in China. *Geo-spatial Information Science*, 24(1): 95-120 [DOI: 10.1080/10095020.2020.1860653]
- Zhu C M, Ding J L, Zhang Z P and Wang Z. 2022. Exploring the potential of UAV hyperspectral image for estimating soil salinity: effects of optimal band combination algorithm and random forest. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 279: 121416 [DOI: 10.1016/j.saa.2022.121416]
- Zovko M, Romić D, Colombo C, Di Iorio E, Romić M, Buttafuoco G and Castrignanò A. 2018. A geostatistical Vis-NIR spectroscopy index to assess the incipient soil salinization in the Neretva River valley, Croatia. *Geoderma*, 332: 60-72 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.07.005]

## Monitoring soil salinization on the basis of remote sensing and proximal soil sensing: Progress and perspective

WANG Jingzhe<sup>1,2</sup>, DING Jianli<sup>3,4</sup>, GE Xiangyu<sup>3,4</sup>, PENG Jie<sup>5</sup>, HU Zhongwen<sup>6</sup>

1.School of Artificial Intelligence, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen, 518055, China;

2.State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

3.College of Geography and Remote Sensing Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

4.Xinjiang Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

5.College of Agriculture, Tarim University, Alar 843300, China;

6.MNR Key Laboratory for Geo-Environmental Monitoring of Great Bay Area, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

**Abstract:** As a global problem of soil degradation, salinization has become a major obstacle to the sustainable development of the ecological environment and agriculture. Moreover, it has become one of the major environmental and socioeconomic issues globally. However, the traditional process of salinity survey is too cumbersome, expensive, and time consuming to meet the mapping needs in a large scale. Remote sensing and proximal soil sensing technology has become important tools for rapid, accurate, and efficient acquisition and monitoring of soil salinization. The appropriate mapping methods are directly related to the spatial scale of interest. The need of regional soil salinity mapping was also one of the first published geostatistical applications. Macroscopic maps of salt affected soils at global scale may roughly illustrate the extent of the environmental problem; however, regional or greater level assessments are based on remote sensing and geographic information systems coupled with ground measurements. Applying remote sensing technology to the monitoring of soil salinization to obtain soil salinization information has become a trend. This article discusses the detection mechanisms, multisource data, and methods for monitoring soil salinization. Multiple sensors installed on different platforms can provide considerable earth observation information with various temporal, spatial, and spectral resolutions. On the basis of height, the observation platforms can be divided into near ground (proximal), airborne, and spaceborne remote sensing. With regard to the operating principle, these sensors can be mainly divided into electromagnetic sensors and optical/radiational sensors. Among them, spectral imaging and thermal infrared sensors are suitable for various observation platforms, while ground penetrating radar and electromagnetic induction are only suitable for near-ground soil

salinization monitoring. The mainstream methods can be categorized into (1) thematic information extraction, (2) spectral index development, (3) quantitative retrieval modeling, and (4) digital soil mapping. On the basis of the above, this review summarized and explained the limitations of the current research fields and framework, monitoring data, monitoring methods, and scale effects. The integration of spaceborne remote sensing data with ground-based sensor information, complemented by the agile observational capabilities of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), enables us to transcend the limitations of noncoordinated Earth observation techniques. This integration allows for comprehensive coverage from a broad-scale perspective down to specific localized points. In summary, the core of the integration of satellite, UAV, and proximal sensing for soil salinization monitoring lies in the fusion of data from diverse sources, the establishment of quantitative models, and the extension of spatial scales. Finally, for future development and actual application needs, this review discussed the prospect for the further development of soil salinization studies on the basis of remote sensing and proximal soil sensing. To further advance and optimize technology, analysis, and retrieval methods, we identify critical future research needs and directions: (1) secondary soil salinization monitoring based on multisource data fusion, (2) multiscale collaborative monitoring of soil salinization, (3) improving detection depth on the basis of multidisciplinary knowledge, and (4) sharing research data and platform based on cloud computing.

**Key words:** soil salinization, remote sensing, proximal soil sensing, spatiotemporal variations, digital soil mapping

**Supported by** Tianshan Innovation Team (No. 2022TSYCTD0001); Key Project of Natural Science Foundation of Xinjiang Uygur Autonomous Region (No. 2021D01D06); National Natural Science Foundation of China (No. 42261016); Basic and Applied Basic Research of Guangdong Province of China (No. 2023A1515011273, 2020A1515111142); Basic Research Program of Shenzhen (No. 20220811173316001); Shenzhen Polytechnic Research Fund (No. 6023310031K, 6023271008K); State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System