

引用格式:张越,叶回春,刘荣豪,等. 土壤盐渍化遥感监测研究进展[J]. 世界科技研究与发展,2025,47(1): 82 - 102.

土壤盐渍化遥感监测研究进展*

张越^{1,2,3} 叶回春^{*,1,2,4} 刘荣豪³ 汤明尧⁵ 聂超甲^{1,2} 赵筱舒³ 薛娇^{1,2}

(1. 可持续发展国际大数据研究中心,北京 100094;2. 中国科学院空天信息创新研究院数字地球重点实验室,北京 100094;3. 太原理工大学水利科学与工程学院,太原 030024;4. 喀什中科空天信息研究院地球大数据与可持续发展实验室,喀什 844000;5. 新疆维吾尔自治区土壤肥料工作站,乌鲁木齐 830006)

摘要:土壤盐渍化是全球普遍存在的资源和生态问题,严重制约着农业发展和土地资源的可持续利用。近年来,遥感技术凭借大范围的覆盖能力、较高的时空分辨率等优势,已成为盐碱地遥感监测的重要手段。本文综述了国内外相关研究,总结了多光谱、高光谱、热红外及多源数据融合技术在土壤盐渍化监测中的应用现状。重点梳理了当前常用的盐分指数、植被指数、敏感波段及遥感反演模型,分析了不同方法在盐渍土监测中的适用性及局限性。此外,本文还探讨了土壤盐渍化遥感监测领域存在的主要问题,如模型泛化能力不足和监测精度受多因素影响等,并展望了未来发展方向,包括融合多源数据、加强跨学科交流与合作等。研究结果可为提高土壤盐渍化遥感监测精度、优化监测方法及促进盐渍土治理提供科学支持。

关键词:土壤盐渍化;遥感监测;光谱特征;反演模型;多源数据

DOI:10.16507/j.issn.1006-6055.2025.01.001

CSTR:32308.14.1006-6055.2025.01.001

Research Progress in Remote Sensing Monitoring of Soil Salinization*

ZHANG Yue^{1,2,3} YE Huichun^{*,1,2,4} LIU Ronghao³ TANG Mingyao⁵

NIE Chaojia^{1,2} ZHAO Xiaoshu³ XUE Jiao^{1,2}

(1. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China; 2. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 3. College of Water Resources Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 4. Lab of Big Earth Data and Sustainable Development Goal, Kashi Aerospace Information Research Institute, Kashi 844000, China; 5. Xinjiang Soil and Fertilizer Station, Urumqi 830006, China)

Abstract: Soil salinization is a globally prevalent resource and ecological issue that severely restricts agricultural development and the sustainable use of land resources. In recent years, remote sensing technology, with its advantages of

* 新疆维吾尔自治区自然科学基金“时空遥感特征耦合的新疆盐碱地监测方法与时空演化特征研究”(2024D01A21),新疆维吾尔自治区重点研发项目(厅厅联动)“新疆盐碱耕地土壤障碍因子削减技术及新型改良剂研制”(2023B02002),中国科学院青年创新促进会会员资助项目(20211119)

** E-mail: yehc@aircas.ac.cn; Tel: 13426258830

extensive coverage and high spatiotemporal resolution, has become an important tool for monitoring saline-alkali land. This paper reviews relevant studies conducted both domestically and internationally, summarizing the applications of multispectral, hyperspectral, thermal infrared, and multi-source data fusion techniques in soil salinization monitoring. It focuses on commonly used salinity indices, vegetation indices, sensitive bands, and remote sensing inversion models, analyzing the applicability and limitations of different methods in salinized soil monitoring. Furthermore, the paper discusses key challenges in the field, such as limited model generalization and the impact of multiple factors on monitoring accuracy. Future research directions are also explored, including multi-source data integration and enhanced interdisciplinary collaboration. The findings of this study provide scientific support for improving the accuracy of soil salinization remote sensing monitoring, optimizing monitoring methods, and promoting the management of saline-alkali soils.

Keywords: Soil Salinization; Remote Sensing Monitoring; Spectral Characteristics; Inversion Models; Multi-source Data

土壤盐渍化是可溶性盐分在土壤中积聚,导致土壤基本性质恶化和质量下降的过程^[1,2],其形成受气候、养分、地质和水文等多种因素影响,而人类活动是加速土地盐渍化的重要原因之一^[3]。目前,土壤盐渍化已经成为全球最具破坏性的土地退化形式之一,严重威胁着农业发展和食品安全^[4]。据联合国粮农组织统计,2020 年全球盐渍土面积已达 9.32×10^8 公顷^[5],广泛分布在世界上 100 多个国家和地区,且全球土壤盐渍化水平仍在持续上升^[6]。我国盐渍土总面积约为 3.6×10^7 公顷,占全国可利用土地面积的 4.88%^[2]。盐渍土的广泛分布对土地资源的可持续利用和农业生产带来了巨大挑战。我国对土壤盐渍化问题的高度重视,2020 年 12 月,习近平总书记在中央经济工作会议上指出:“我国耕地总量少,质量总体不高,后备资源不足,我对这个问题一直高度重视、反复强调。”为提高盐渍土的防治效果,精准的监测方法和科学的治理措施显得至关重要^[7,8]。盐渍土精准监测是确保治理措施有效性的前提和关键,有利于及时掌握盐渍土的分布情况及变化趋势。

土壤盐渍化监测如何及时、准确地获取盐渍土的分布、面积和盐渍化程度等信息,是一项极具挑战性的任务^[9]。传统的土地盐渍化监测方法主要依赖于实地调查和实验室分析^[10],虽然可以

准确地获取采样点的数据,但是需要消耗大量的时间和人力成本,且测点少、代表性差,在需要获取大面积土壤盐渍化信息时比较困难^[11-13]。遥感技术的兴起为土壤盐渍化监测提供了新的途径。它能够提供连续、大面积、多时相的地表信息,是进行土壤盐渍化监测的重要手段^[14]。过去几十年,随着遥感技术的不断发展和数据源的丰富,土壤盐渍化遥感监测的相关研究取得了显著进展^[15,16]。同时,遥感数据的多时相观测也为研究盐渍土面积变化提供了有力支持^[17,18]。

本文基于国内外有关土壤盐渍化遥感监测的研究,对多光谱、高光谱、热红外及多源数据融合技术在土壤盐渍化监测领域的应用现状进行了综述,对目前土壤盐渍化遥感监测常用的盐分和植被指数、敏感波段和反演模型进行了概括,并对该领域目前存在的问题和未来的发展方向进行了讨论。

1 土壤盐渍化遥感监测机理

在土壤盐渍化严重的地区,旱季通常伴随高温和高蒸发率及降雨量少的问题。高温和高蒸发率使土壤表面的水分快速蒸发,降水不足则使土壤表层的盐分难以向下淋溶,造成土壤盐分聚集在土壤表面,加剧土壤盐渍化问题^[19]。一般而言,土壤中盐分的积累容易造成土壤表面开花、结皮、膨胀和裂缝,此时盐渍土在航空和卫星图像中

通常表现为较浅的颜色,严重者甚至呈亮白色^[9],这些表面特征对于盐渍土的识别和提取有很大帮助,基于遥感影像即可直接对盐渍土进行解译。

但土壤盐渍化程度较轻时,很难基于目视解译的方法对盐渍土进行提取。而土壤在盐分胁迫条件下会在不同波段表现出不同程度的吸收和反射特征的改变,即土壤盐渍化的光谱响应,这是盐渍土能够被提取的基础,也是土壤盐渍化遥感监测的基本依据^[20,21]。与非盐渍土相比,盐渍土的光谱反射率往往更高^[22],尤其是部分可见光和近红外波段,通过将其与土壤盐分含量关联构建土壤盐度指数,可以有效监测裸地土壤的盐渍化状况^[23]。

不同化学组成的盐分与水在晶格结构上的结合方式不同,从而使土壤光谱特征发生改变^[24],这也导致了不同种类及含量的盐渍土对土壤的光谱曲线影响不同。研究发现,经过盐溶液处理的土样的光谱曲线与正常土样基本一致,但在波长 1450 nm、1940 nm 附近有明显的吸收峰,且反射率均高于未处理的土样,不同处理 (NaCl、Na₂CO₃、Na₂SO₄ 和 NaHCO₃ 盐溶液处理) 下的土壤光谱反射率也具有明显差异^[25]。

植被特征、土壤水分及理化性质等因素也可以间接表征土壤盐渍化情况^[28]。在众多的土壤理化参数中,含盐量是评估盐渍化程度的主要参数,当盐分积累超过一定水平时,会影响土壤的团粒结构,降低孔隙度,导致透水透气性降低,使土壤更容易板结。此外,盐分含量过高时,盐离子会抑制植物对营养元素的吸收^[19,29],受盐胁迫的植物在形态上会发生变化,如叶绿素含量、干物质和叶面积指数等,这些变化在光谱上表现出不同的响应特征,可以提取这些特征并与土壤盐分含量

建立关联^[30]。土壤水分含量与盐分含量同样存在密切联系,水-盐运移是一个复杂的过程,在高温及蒸发作用的影响下,深层土壤中的盐分随水分从土壤毛细管上升到地表并聚集,导致区域土壤盐渍化^[31]。此外,土壤含水率也会影响到土壤的光谱响应特征,水分含量升高可能导致土壤反射率降低^[32]。土壤电导率作为测定土壤水溶性盐的指标,在一定程度上可以指示土壤中主要盐类离子的含量变化^[33]。它能够反映一定水分条件下土壤盐分的实际状况,且包含了土壤水分含量及离子组成等丰富信息^[34]。利用遥感技术跟踪土壤盐分、含水量和电导率等土壤理化参数,可以有效监测土壤盐渍化^[35]。

2 遥感技术在盐渍化监测中的应用

2.1 多光谱遥感

多光谱遥感是一种通过捕捉地物表面不同波长范围内的光谱信息来获取地物特征和信息的遥感技术^[36],起源于 20 世纪 60 年代初,当时主要依赖于航空摄像机。随着人造卫星技术的发展,多光谱遥感技术从航空平台扩展到卫星平台^[37]。1972 年,美国陆地卫星 (Landsat) 计划启动,多光谱遥感技术得以在全球范围应用,为地球科学研究和资源管理提供了强大的数据支持^[38]。自此以后,多光谱遥感技术不断发展,成为遥感领域的重要技术手段之一。

最初的土壤盐渍化遥感监测研究主要依赖于目视解译,通过图像变换、波段组合等方法在遥感影像中突出盐渍土,结合专家经验和实地调查取样来区分盐渍土和非盐渍土^[39]。随着遥感技术的发展和数据源的日益丰富,以 MODIS、Landsat 系列、Sentinel 系列、高分系列等为代表的多光谱卫星遥感数据已经被广泛应用于土壤盐渍化遥感

监测中。多光谱数据具有不同的光谱通道(表 1),通过获取不同光谱通道的反射率进而评估其与土壤含盐量之间的关系是基于多光谱数据进行土壤盐渍化遥感监测的常用方法。研究发现,由于盐渍土表面容易形成盐结皮或盐斑,所以其在可见光和近红外波段往往具有更强的反射率^[30];骆振海等^[30]认为,近红外波段对土壤盐分的光谱响应最为显著;尹小军等^[40]也发现,盐渍土在 710 ~ 900 nm 与其他地物的光谱响应存在明显区别。

定量遥感的发展使得土壤盐分估算成为可能^[41]。其中,根据地物的光谱特征以及多光谱遥感影像中各波段之间的相互关系,通过对某些波段或反射率进行组合计算而得到的光谱指数能够有效凸显地物特征,是估算土壤盐分的重要指标^[26,42]。按照探测目标的不同,光谱指数又可以细分为直接表征土壤盐渍化程度的土壤盐分指数(Salinity Index,SI)(表 2)和间接表征土壤盐渍化程度的植被指数(表 3)。

目前,已经有很多光谱指数被应用于土壤盐渍化遥感监测中。周磊等^[43]利用盐分指数(SI)对柴达木盆地土壤盐分含量进行了反演,得到的结果较好,证实了 SI 在柴达木盆地具有较好的适

用性,能够用于反演柴达木盆地的盐渍化程度和分布面积;张同瑞等^[44]发现土壤盐分含量与土壤调整植被指数(SAVI)之间存在显著相关关系;Gu 等^[45]使用多光谱数据,结合深度学习方法,成功从遥感图像中提取了盐渍土的分布情况,这项研究还指出添加特定的盐分指数(SI、SI1 和 SI2)可以提高盐渍土的提取效果。通常情况下,由于各波段间的标准差较大,相互之间的相关性相对较低,数据呈现较高的独立性,所以复合波段所提供的信息更加丰富^[46]。代云豪等^[47]基于多种盐分指数、植被指数和地表反照率数据构建二维特征空间模型对阿拉尔垦区的土壤盐渍化情况进行了反演,证实了基于多种指数构建的模型的反演效果优于基于单一指数构建的模型。Allbed 等^[48]研究了利用多种盐分指数和植被指数评估土壤盐分含量的方法,结果证实盐分指数(SI-T)和归一化差值盐度指数(NDSI)以及土壤调整植被指数(SAVI)对于有均匀植被覆盖的耕地的盐分含量评估效果较好;鉴于土壤盐分与盐分指数和植被指数的相关性,张志韬等^[49]结合多种盐分指数和植被指数,对不同植被覆盖度下的土壤盐分含量进行了研究。此外,由于土壤盐分含量与土壤理

表 1 Landsat 8 OLI 数据多光谱波段信息¹⁾

Tab. 1 Landsat 8 OLI multispectral band information ¹⁾				
空间分辨率(m)	波段名称	波段范围(μm)	中心波长(μm)	主要用途
15	全色波段	0.50 ~ 0.68	0.640	提供高分辨率的全色波段,用于图像融合和地物边界识别
	海岸波段	0.43 ~ 0.45	0.443	海岸带观测
	蓝波段	0.45 ~ 0.51	0.482	水体监测、植被健康评估以及城市分析
	绿波段	0.53 ~ 0.59	0.561	植被分类、健康监测和地表特征分析
	红波段	0.64 ~ 0.67	0.655	植被健康监测,如 NDVI 计算
30	近红外波段	0.85 ~ 0.88	0.865	植被覆盖分析、湿地和水体边界识别以及 NDVI 计算
	短波红外波段 1	1.57 ~ 1.65	1.610	土壤水分监测、矿物识别以及植被分析
	短波红外波段 2	2.11 ~ 2.29	2.200	森林火灾监测、地表特征分析以及矿物资源勘测
	卷云波段	1.36 ~ 1.38	1.375	包含水汽强吸收特征,可用于云检测

1)时间分辨率均为 16 天。

表 2 常用的盐分指数¹⁾

Tab. 2 Commonly used salinity index¹⁾

盐分指数	计算公式
SI ^[52,53]	$\sqrt{R_{Blue} \times R_{Red}}$
SI1 ^[53]	$\sqrt{R_{Green} \times R_{Red}}$
SI2 ^[53]	$\sqrt{R_{Green}^2 + R_{Red}^2 + R_{Nir}^2}$
SI3 ^[53]	$\sqrt{R_{Green}^2 + R_{Red}^2}$
SI4 ^[54]	$\frac{R_{Red}}{R_{Nir}}$
S1 ^[54]	$\frac{R_{Blue}}{R_{Red}}$
S2 ^[54]	$\frac{(R_{Blue} - R_{Red})}{(R_{Blue} + R_{Red})}$
S3 ^[54]	$\frac{R_{Green} \times R_{Red}}{R_{Blue}}$
S5 ^[54]	$\frac{R_{Blue} \times R_{Red}}{R_{Green}}$
盐分指数(Salinity Index-T, SI-T) ^[55]	$\frac{R_{Red}}{R_{Nir}} \times 100$
亮度指数(Brightness Index, BI) ^[56]	$\sqrt{R_{Red}^2 + R_{Nir}^2}$
盐分比率指数(Salinity Ratio Index, SRI) ^[57]	$(R_{Red} - R_{Nir}) \times (R_{Green} + R_{Nir})$
归一化差值盐分指数(Normalized Difference Salinity Index, NDSI) ^[57]	$\frac{(R_{Red} - R_{Nir})}{(R_{Red} + R_{Nir})}$
碳酸盐指数(Carbonate Index, CAEX) ^[58]	$\frac{R_{Red}}{R_{Green}}$
钠化指数(Natric Index, NI) ^[59]	$\frac{R_{Swir} - R_{Nir}}{R_{Swir} + R_{Nir}}$
冠层响应盐分指数(Canopy ResponseSalinity Index, CRSI) ^[60]	$\sqrt{\frac{R_{Nir} \times R_{Red} - R_{Green} \times R_{Blue}}{R_{Nir} \times R_{Red} + R_{Green} \times R_{Blue}}}$

1) R_{Blue} 、 R_{Green} 、 R_{Red} 、 R_{Nir} 和 R_{Swir} 分别表示蓝、绿、红、近红外和短波红外波段反射率; SI、SI1 ~ SI4 及 S1 ~ S5 均为盐分指数(Salinity Index)的不同表达形式。

化性质、地理因素等环境因素也有一定的相关性^[42],也有部分学者融入多种环境协变量因素展开研究^[50,51]。

2.2 高光谱遥感

高光谱遥感是在多光谱遥感的基础上进一步发展而来的。20 世纪 80 年代以来,随着光谱仪技术的不断进步,遥感传感器能够获取大量非

常狭窄的波段的光谱数据,从而形成了高光谱遥感技术^[69],标志着遥感技术在光谱细节的捕捉和应用上迈出了重要的一步。

高光谱遥感具有更高的光谱分辨率和更窄的光谱波段,能够提供海量的数据和更精细的地物光谱特征,能够更准确地识别盐渍土,评估盐渍化程度^[70],在土壤盐渍化遥感建模和特征识别

表 3 常用的植被指数¹⁾

Tab. 3 Commonly used vegetation index ¹⁾

植被指数	计算公式
增强植被指数 (Enhanced Vegetation Index, EVI) ^[61]	$2.5 \times \frac{R_{Nir} - R_{Red}}{R_{Nir} + 6R_{Red} - 7.5R_{Blue} + 1}$
双波段增强植被指数 (Two Band Enhanced Vegetation Index, EVI2) ^[62]	$2.5 \times \frac{R_{Nir} - R_{Red}}{R_{Nir} + 2.4R_{Red} + 1}$
比值植被指数 (Ratio Vegetation Index, RVI) ^[63]	$\frac{R_{Nir}}{R_{Red}}$
绿比植被指数 (Green Ratio Vegetation Index, GRVI) ^[63,64]	$\frac{R_{Nir}}{R_{Green}}$
差异植被指数 (Difference Vegetation Index, DVI) ^[51]	$R_{Nir} - R_{Red}$
重新归一化差异植被指数 (Renormalized Difference vegetation Index, RDVI) ^[65]	$\frac{R_{Nir} - R_{Red}}{\sqrt{R_{Nir} + R_{Red}}}$
广义差异植被指数 (Generalized Difference Vegetation Index, GDVI) ^[66]	$\frac{R_{Nir}^2 - R_{Red}^2}{R_{Nir}^2 + R_{Red}^2}$
归一化差异植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) ^[51]	$\frac{R_{Nir} - R_{Red}}{R_{Nir} + R_{Red}}$
绿度归一化差异植被指数 (Green Normalized Difference Vegetation Index, GNDVI) ^[44]	$\frac{R_{Nir} - R_{Green}}{R_{Nir} + R_{Green}}$
土壤调整植被指数 (Soil-Adjusted Vegetation Index, SAVI) ^[63]	$\frac{(1 + L) \times (R_{Nir} - R_{Red})}{R_{Nir} + R_{Red} + L}$
绿度土壤调整植被指数 (Green Soil-Adjusted Vegetation Index, GSAVI) ^[67]	$\frac{(1 + L) \times (R_{Nir} - R_{Green})}{R_{Nir} + R_{Green} + L}$
简单比率指数 (Simple Ratio Index, SRI) ^[68]	$\frac{R_{Nir}}{R_{Red}}$

1) L 为土壤调整系数,一般为 0.5。

方面得到了广泛的应用^[71]。在宁夏平罗县,彭金英等^[72]通过测定盐渍土土样的室内高光谱数据和化学参数,经过一阶微分和连续统去除,结合特征波段建立了土壤盐分定量反演模型,证实了使用高光谱数据对土壤盐分进行定量反演具有一定的可行性。Pang 等^[73]利用民勤县高光谱数据显著提高了基于遗传算法的土壤含盐量预测精度。Jia 等^[74]研究了不同类型盐渍土高光谱特征的差异,提出了一种基于土壤类型的光谱定量反演模型,以上研究证实了高光谱遥感技术在土壤盐渍化的精细化监测方面具有较大的应用潜力。

高光谱数据具有丰富的光谱特征,能够揭示

众多与土壤盐分成分相关的吸收峰^[75]。图 1 展示了盐渍土与非盐渍土的典型光谱曲线对比。两条曲线的变化趋势整体相似,但盐渍土的光谱反射率明显高于非盐渍土。两条曲线在 400 ~ 750 nm 波段内呈上升趋势,且盐渍土的反射率增幅较大;在 750 ~ 1750 nm 范围内,反射率增幅较缓;而在 2300 nm 以后,整体呈现下降趋势。特别是在接近 1400 nm 和 2200 nm 处,出现了较小的水汽吸收谷,而在 1900 nm 处则出现了较大的水汽吸收谷。这些特征使得高光谱遥感在区分盐渍土与非盐渍土时具有显著优势,国内外学者针对盐渍土的高光谱敏感特征开展了大量研究。李晓明等^[76]通过土壤盐分含量与反射率之间的

相关性遴选盐分特征波段,结果显示:土壤盐分含量与反射率在 350 ~ 550 nm 之间具有良好的相关性,但在 1350 ~ 1450 nm 和 2150 ~ 2450 nm 相关系数存在明显波峰,其中,482 nm、1365 nm、1384 nm、2202 nm 及 2353 nm 的相关系数较高。黄帅等^[77]发现研究区盐渍土在 1420 nm 附近形成吸收谷,在 1920 nm 附近形成较大吸收谷,在 2150 nm 附近形成吸收峰。研究表明,盐渍土的光谱反射率与土壤含盐量的正负相关性在经过数学变换后能够得到显著增强^[78],Weng 等^[75]基于 2052 nm 和 2203 nm 波段的连续统去除反射率数据,构建了土壤盐分指数并利用该指数构建了黄河三角洲土壤盐分反演模型,模型的 R^2 达到 0.873, RMSE 为 0.98。

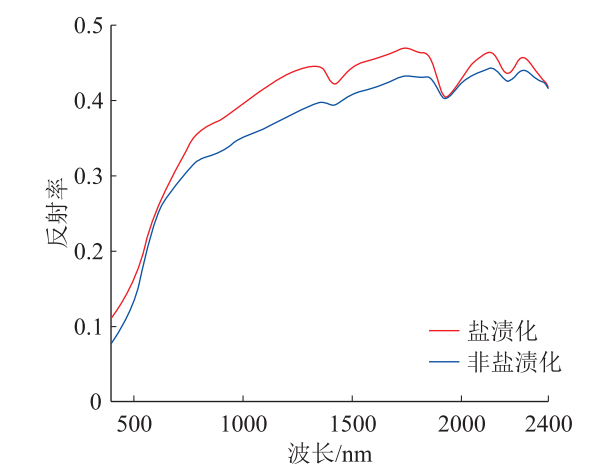


图 1 盐渍土与非盐渍土的典型光谱曲线

Fig. 1 Typical spectral curves of saline soil and non-saline soil

不同地区的气候、水文、地理环境和人为影响程度存在一定的差异,因而盐渍化程度相同的土壤的光谱特征也可能存在细微的差异^[19],高光谱遥感技术能够识别到这种细微的差异,目前已有大量针对特定地区的土壤盐渍化高光谱反演的研究,本文对此进行了总结和归纳(表 4)。李晓明等^[79]发现,陕北地区的土壤盐分含量与波长

为 492 nm、677 nm 和 682 nm 的光谱亮度值具有良好的相关性;范承志等^[80]发现,黄河三角洲地区土壤盐分对 1972 ~ 1978 nm 间的反射率的敏感性最高,而 Weng 等^[75]得到的最敏感的反射率波段为 2052 nm 和 2203 nm;刘焕军等^[81]发现吉林盐渍土反射率在 400 ~ 760 nm、1380 ~ 2500 nm 范围内明显低于正常土壤,同时,由于吸水盐分的存在,盐渍土的光谱反射率在 400 ~ 760 nm 时的斜率最大;唐明星等^[82]认为,南京市盐渍土的光谱特征曲线具有两个吸收峰,主峰位于 717 nm 处,次峰位于 723 nm 处,且随着土壤盐分含量的增加,400 ~ 650 nm、800 ~ 1200 nm 波段范围内的光谱反射率均呈下降趋势,其中,最敏感的波段为 747 nm。

表 4 不同地区常用的盐分反演特征波段

Tab.4 Commonly used salinity inversion characteristic bands in different regions

研究区域	特征波段 (nm)
陕北 ^[76,79]	482、492、677、682、1365、1384、2202、2353
黄河三角洲 ^[75,80]	1972 ~ 1978、2052、2203
吉林省西部 ^[81]	400 ~ 760、1380 ~ 2500
江苏南京 ^[82]	747
河北黄骅 ^[83]	451.42 ~ 593.79
宁夏银川 ^[84]	936、996、1016、1136、1151、1186、1273、1395、1425、1458、1535、1642
黄河三角洲 ^[85]	388、515、962、1164、1623、2150
博斯腾湖湖滨绿洲 ^[86]	1562 ~ 2354
新疆阜康 ^[87]	459、537、1381、1386
山东东营 ^[88]	947.11 ~ 949.31、1340.27、1394.11、1419、1457.81 ~ 1461.31、1537.68 ~ 1551.39、1602.32
新疆玛纳斯 ^[89]	650 ~ 700

高光谱遥感能够更精细地刻画不同地物的光谱特征,适合深入分析盐渍土的细微变化和特征^[90]。但在提供丰富信息的同时,其数据存在着严重的多重共线性问题,容易造成数据冗余和模型过拟合的问题,还容易受到土壤性质、水分含量、土壤类型和质地以及植被等的影响,导致盐

渍土的光谱特征曲线不明显,如何克服植被等其他要素对光谱的影响是目前高光谱技术需要攻克的技术难题^[91]。

2.3 热红外遥感

研究表明,加入热红外波段有助于优化土壤盐渍化监测效果^[92]。热红外遥感技术是一种利用地表目标发射的红外辐射来获取地表温度信息的遥感技术,起源于 20 世纪 60 年代,最初用于军事和气象领域^[71],近年来在土壤盐渍化监测中的应用也逐渐受到关注^[93]。

国内外学者利用可见光-近红外以及微波波段对土壤盐分、水分含量反演方面进行了大量研究^[94,95]。但土壤中的盐分和水分共同影响土壤光谱信息,在估算时容易出现较大偏差^[96]。而土壤中的水分和盐分含量对土壤表面温度的影响较大^[97],因此,学者们开始尝试加入热红外波段来进行研究^[92]。但由于热红外波段分辨率较低,且大气中的水汽和气溶胶对红外辐射的传播有一定影响^[94],所以一般不会单独使用该波段进行土壤盐渍化信息提取^[71],而是与其他波段融合,以有效改善盐渍土与荒漠土壤的区分效果,提高总体分类精度^[98]。刘翠玲等^[99]提出了一种优化波段组合的盐渍土提取方法,并在融合 TM 热红外波段后,使盐渍土提取的总体精度提高 9% 以上。Xia 等^[27]研究了土壤盐分含量与其热红外发射率之间的相关性,采用多元回归法建立了基于热红外波段的土壤含盐量预测模型,证实了利用热红外遥感反演土壤盐分含量是可行的。陈俊英等^[100]利用无人机搭载的多光谱相机和热红外成像仪获取遥感数据建立了土壤盐分估测模型并取得了良好的结果。

现有研究多集中于裸土时期热红外遥感对地表信息的直接观测,而热红外遥感在植被覆盖

期同样具有重要应用潜力。陈俊英等^[100]发现,土壤盐渍化程度与作物冠层温度之间整体显著正相关,且使用加入冠层温度的变量组后构建的盐分反演模型结果良好。崔文轩^[101]的研究也证实了土壤盐分含量可能会影响植被生理状态,从而改变冠层温度特征,通过融入测冠层温度数据,可以间接估算土壤盐渍化信息。此类研究表明,结合植被覆盖期的冠层温度变化分析,不仅能拓展热红外遥感的应用范围,还能弥补裸土时期监测的局限性^[100,101]。

综合来看,热红外遥感技术在土壤盐渍化监测中具有很大应用潜力,能够为盐渍土的监测和研究提供必要的技术支持并起到辅助作用^[102]。但是,热红外遥感受气候因素的影响较大且主要提供地表温度信息,在使用的时候具有一定的限制,所以在进行土壤盐渍化信息提取时需要综合考虑^[103]。

2.4 多源数据融合

传统的遥感监测方法虽然能够实现大尺度、大范围的土壤盐渍化监测,但监测精度可能有所不足^[104]。而多源数据融合能够综合各种遥感技术的优势,提高盐渍土信息提取的精度,因此,在区域土壤盐渍化监测中融合不同的遥感数据源,实现高精度、大尺度的土壤盐渍化监测,已逐渐成为当前研究的热点^[30]。一项在甘肃省民勤县进行的盐渍土提取试验表明,经过多源数据融合后,盐渍土提取的准确率达 88.1%,较传统方法有所提高^[105]。随着遥感技术的发展,多源数据的综合运用在土壤盐渍化遥感监测领域扮演着日益重要的角色^[106]。

微波遥感也是土壤盐渍化遥感监测中的重要手段,不受天气条件限制,还具有一定的穿透性^[107,108],能够在一定程度上弥补光学遥感的缺

陷。微波与光学遥感数据的结合能够充分发挥微波和光学两种传感器的优势,得到更为丰富的土壤信息^[70]。Li 等^[109]将光学遥感和微波遥感相结合,通过光学图像和雷达图像相结合的建模方法,得到了土壤盐分反演结果,证明了利用多源遥感数据反演盐渍化土壤盐分是可行的。Ilyas 等^[110]融合主成分分析后的主动微波遥感 L 波段后向散射系数与多光谱影像,采用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 方法在新疆克里雅河流域进行盐渍化土壤分类,其总体分类精度达到 91.25%, Kappa 系数为 0.89, 具有较好的分类效果。马驰等^[111]将 Sentinel-1A 雷达影像与 Sentinel-2A 多光谱影像融合后发现融合影像的盐分指数与土壤含盐量的相关系数达到 0.889, 可用于土壤盐分估算。

此外,不同分辨率数据的融合也在土壤盐渍化监测中取得了显著成果。研究表明,将具有较高空间分辨率的高分二号 (GF-2) 遥感数据和具有较高的光谱分辨率的 Sentinel-2 数据融合,能够显著提高地物分类的效果^[112]。杨丽萍等^[113]采用不同方法对 Landsat 8 的全色 (空间分辨率为 15 m) 和多光谱 (空间分辨率为 30 m) 数据进行了融合,并使用融合后的数据进行了盐碱地提取,结果显示,提取精度较原始影像有一定提升。孙志超等^[114]将 Landsat-8 OLI 影像、Sentinel-2 号影像、MODIS 植被总初级生产力 (Gross Primary Productivity, GPP) 数据融合,将 GPP 数据的空间分辨率从 500 m 提高至 10 m, 并很好地评价了研究区盐碱地的治理效果。Yang 等^[105]将 GF-6/ WFV 影像和 GF-2/PMS 影像融合,采用决策树方法进行了盐碱地信息提取,其提取精度较传统方法提升了 7.69%。不同分辨率遥感数据的融合在土壤盐渍化监测中表现出显著优势,为盐碱地

遥感监测提供了更多途径。

近年来,无人机遥感技术由于具备起降灵活、可携带不同传感器等能力,且能够在较短时间内获取高质量的遥感影像数据,在盐碱地监测领域获得了广泛应用。研究表明,无人机搭载的多光谱和高光谱传感器能够有效识别盐碱地的空间分布特征^[115]。例如,Hu 等^[116]研究发现,无人机遥感技术在盐分含量监测方面的精度显著高于传统卫星遥感,能够提供更为细致的土壤盐分分布信息。但无人机遥感技术同样存在续航短、覆盖范围小等缺点^[115,116],将无人机遥感技术与卫星遥感技术结合使用,可以充分利用无人机在小范围区域内获取高分辨率、高时效性数据的优势,以及卫星遥感覆盖范围广、可周期性监测的特点,从而实现对大范围区域的快速、动态监测,提高了监测的准确性和效率^[42]。Qi 等^[17]基于多光谱和高光谱等多源数据,结合卫星、无人机及地面的一体化方法对黄河三角洲某玉米种植区的土壤盐度进行估算,其结果与实测土壤盐度高度吻合。马莹^[117]采用单一数据源和星-机光谱融合的方法分别构建土壤盐分反演模型,发现经过星-机融合后构建的模型反演效果最好。

多源数据融合的遥感技术在土壤盐渍化监测领域具备巨大的应用前景^[106]。随着传感器技术的不断发展和遥感信息提取技术的进步,多源数据融合的方法能够提供更为丰富的土壤盐渍化信息,仍是土壤盐渍化遥感监测领域的研究热点^[35]。

2.5 不同技术之间的对比

在土壤盐渍化监测中,针对不同的监测需求,选择合适的遥感技术至关重要。表 5 总结了多光谱、高光谱、热红外、微波遥感以及多源数据融合技术在土壤盐渍化研究方面的一些优缺点。

表 5 不同土壤盐渍化遥感监测技术的对比

Tab. 5 Comparison of different remote sensing technologies for soil salinization monitoring

技术类型	优势	不足
多光谱	适用于大范围监测,数据成熟,易获取	细节信息不足,难以区分相似程度的盐碱地
高光谱	能准确识别细节,适用于精细化监测	数据量大,处理复杂,易受噪声影响
热红外	能够捕捉温度差异,适用于干旱地区的盐渍土监测	光谱分辨率较低,仅能反映温度差异,无法单独提供更为详细的土壤盐渍化信息
微波遥感	能穿透云层和降水,适应各种气象条件,能够实现全天候监测	雷达图像分辨率相对较低,难以提供丰富的土壤盐渍化信息,且数据处理和解译相对困难
多源数据融合	综合多种遥感数据的优势,提高监测精度和可靠性	融合过程复杂,数据获取和处理成本较高

3 土壤盐渍化遥感监测模型

为实现盐渍土的遥感识别和程度区分,除了需要选择合适的波段和指数等特征变量外,还需要选择合适的识别和区分方法,建立土壤盐分含量和光谱特征之间的关系,构建高效可靠的遥感监测模型^[21]。土壤盐渍化遥感监测的相关研究中,运用最多的是统计回归,如偏最小二乘回归(Partial Least Squares Regression, PLSR)和多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)等传统方法^[30]。而机器学习方法在土壤盐分敏感变量筛选和海量数据信息挖掘方面表现较好,近年来在土壤盐渍化遥感监测领域得到了广泛应用^[26]。本文对目前常用的一些土壤盐分反演模型和反演效果进行了梳理和总结(表 6),并对其中几种常见的建模方法展开讨论。

MLR 是一种常用的土壤盐分反演方法,能够有效评估土壤盐分与变量之间的相关性,但随着变量数量的增多,其反演效果往往会变差^[23]。而

PLSR 是建立在主成分分析和主成分回归基础上的一种多元数据分析方法,能够提供一种“多对多”的回归建模的方法。研究表明,当变量个数显著大于样本数时,基于 PLSR 建立的模型往往具有更好的效果^[118],因此,PLSR 被广泛应用于多变量盐渍土光谱建模,实现了土壤盐分高精度的反演。边慧芹等^[119]发现,与特征空间和多元逐步回归模型相比,PLSR 模型对土壤盐分具有更高的估测精度和较强的稳定性。赵欣悦等^[120]利用 PLSR 方法建立的盐分反演模型具有良好的预测结果。汪金花等^[121]证明利用最小二乘回归方法构建的土壤盐分反演模型预测结果明显优于使用多元逐步回归法。也有研究者尝试将 PLSR 模型与其他机器学习方法结合,以提高盐分预测精度,例如,肖志云等^[122]发现,相较于 PLSR 和随机森林回归单独建模,二者结合建立的模型预测精度有明显的改善。

除此之外,BP 神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)、随机森林(Random Forest, RF)和 SVM 等作为当下机器学习领域使用最广泛的算法,在土壤盐渍化遥感监测领域也发挥了极大作用^[123]。

BPNN 是一种广泛应用于机器学习的多层神经网络算法,一般由输入层、隐藏层和输出层构成。其核心原理是通过正向传播获取输出结果,并计算其与目标值之间的误差,然后利用反向传播算法将误差反馈到隐藏层,通过调整权重和阈值来优化网络结构。经过多次迭代训练,模型逐步减小误差,实现对复杂数据关系的有效学习^[124]。一般而言,由于自然因素和人为因素的影响,土壤盐分与相关变量之间的关系往往是非线性的复杂关系^[23],而 BPNN 具有较强的非线性逼近能力,能够有效识别不同数据集之间的非线性

表 6 土壤盐渍化遥感反演案例研究¹⁾

Tab.6 Case study on remote sensing inversion of soil salinization ¹⁾

建模方法	特征变量	反演效果	研究地区
UR、PCR、MLR ^[77]	高光谱数据	MLR 模型反演效果最好, $R^2 = 0.86$; 其次是 PCR 模型, $R^2 = 0.78$; UR 模型预测效果相对较差。	新疆渭干河-库车河三角洲绿洲
MLR、RF、BPNN、XG Boost ^[137]	植被指数、盐分指数	基于 XG Boost 建立的模型反演效果最好, R^2 能够达到 0.84, RMSE 为 3.066。	黄河三角洲地区
PLSR、SMR ^[121]	遥感影像波段	PLSR 模型的预测效果 ($R^2 = 0.52$, RMSE = 1.39) 优于 SMR 模型反演效果 ($R^2 = 0.47$, RMSE = 1.50)	阿拉善地区
PLSR ^[120]	植被指数、盐分指数	$R^2 = 0.88$	
SVM、RF、BPNN ^[131]	无人机高光谱数据	采用一阶微分的光谱转换数据与 RF 结合的反演模型精度最高, $R^2 = 0.89$, RMSE = 0.41	浙江省慈溪市
BPNN、PCR、MLR、PLSR ^[126]	植被指数、亮度指数、湿度指数	BPNN 模型 $R^2 = 0.85$, RMSE = 0.071, 明显高于传统线性统计模型	黄河三角洲地区
RF、SVM、DT、OK ^[132]	气候、地形、植被、地下水埋深和土壤理化性质等环境协变量	RF 的预测精度最高。 R^2 达到 0.73	新疆昌吉州三工河流域
DNN、KNN、XG Boost、RF ^[138]	植被指数、盐分指数	不同特征组合下 XG Boost 模型的反演效果均为最优的, R^2 均高于 0.74	阿拉尔垦区
BPNN、PLSR、SMR ^[127]	高光谱数据	BPNN 的反演效果最好且对 Na^+ 的预测能力远超其他两种模型	新疆阜康市
RF、BPNN、ELM ^[139]	植被指数、盐分指数、湿度指数	在 0 ~ 15 和 > 30 ~ 50 cm 土层上, RF 模型反演效果优于其他模型, 在 > 15 ~ 30 cm 土层上 ELM 反演效果较好。	甘肃省酒泉市
ANN、SVM ^[140]	地下水埋深、蒸发量、灌溉用水量	SVM 在预测土壤 EC 值方面表现优于 ANN 模型	内蒙古河套平原
GWR、RF、GWR ^[133]	植被指数、盐分指数和气候、地形、人类活动、地下水、土壤属性等环境协变量	GWR ² 模型在预测滨海地区土壤盐渍化空间特征方面表现最佳, R^2 达到 0.82	河北省滨海平原

1) UR 代表单变量回归 (Univariate Regression); SMR 代表多元逐步回归 (Stepwise Multiple-Regression); DNN 代表深度神经网络 (Deep Neural Network); KNN 代表 K 近邻 (K-Nearest Neighbor); ELM 代表极限学习机 (Extreme Learning Machine)。

性关系,且具有很强的自主学习能力、适应能力以及抗干扰能力,被广泛应用于土壤盐渍化监测^[125]。吐尔逊·艾山^[125]基于光谱数据、地下水埋深、地下水矿化度及表层土壤矿化度等多源数据结合 BPNN 方法构建了土壤盐分反演模型,经过验证,其模型精度达到 80.77%,最大误差仅为 0.92%。说明多源数据结合 BPNN 模型能够快速准确地了解土壤盐渍化程度、分布等信息,为土壤盐渍化监测和防治提供重要的数据支撑。王明宽等^[126]对比了基于 BPNN、PCR、MLR、PLSR 构建的土壤盐分反演模型的精度,发现 BPNN 模

型的反演效果明显高于传统线性统计模型,与田安红等^[127]的研究结果一致。

RF 是一种集成学习算法,常用于解决分类和回归问题^[128]。其核心原理是利用随机的决策树进行预测,通过 Bootstrap 重抽样生成多个数据子集,为每个子集构建决策树模型,并将所有决策树的预测结果整合后,通过投票机制确定最终结果^[129]。RF 可以有效降低数据维度,学习效率高且泛化能力强,对数据分布也没有过多要求^[130],可以很好地应用于土壤盐渍化遥感监测中。程俊恺等^[131]发现,基于 RF 构建的盐分估测模型明

显优于 BPNN 和 SVM;龙威夷等^[132] 也认为基于 RF 的盐分反演模型较 SVM、决策树 (Decision Tree,DT) 和普通克里格 (Ordinary Kriging,OK) 更适用于干旱区土壤盐分反演。随着 RF 在土壤盐渍化监测领域的应用,研究者们开始尝试对其进行优化以达到提高监测精度的目的。李泽等^[133] 将 RF 与地理加权回归 (Geographically Weighted Regression,GWR) 相结合,采用 GWRF 反演研究区土壤盐分,发现其反演效果较 RF 和 GWR 均有一定的改善。

SVM 是一种从解决线性可分问题扩展到线性不可分问题的强大工具,采用结构风险最小化原理来建立数据模型,为解决有限数据样本情况下的统计模式识别奠定了坚实的基础^[134]。与传统机器学习方法相比,SVM 在解决小样本、非线性、高维数据等问题方面表现出色,在土壤盐渍化遥感监测领域应用广泛。王海江等^[135] 基于小样本土壤高光谱数据建立了基于 SVM 的土壤主要盐离子光谱反演模型,经过验证,其反演结果精度较高,表明该模型在研究区内具有一定的普适性。陈红艳等^[136] 对比基于 SMR、BPNN 和 SVM 方法构建的土壤盐分估算模型后发现,SVM 建模精度最高。

4 讨论与展望

土壤盐渍化是严重困扰人类的五大土壤问题之一,极大地限制了农作物的生长,影响农业产量和土壤质量。盐渍土的实时监测和合理治理关系到粮食安全与生态稳定,具有重大意义。遥感技术能够及时、高效地获取土地信息,精确监测盐渍土的分布和变化。结合遥感数据,可以构建模型预测当地土壤的盐渍化程度,并揭示土壤中的水-盐运移规律,这为制定精细化的盐渍土

治理方案和改善土地质量提供了科学依据和数据支持。

通过在 Web of Science 文献检索平台以 “Soil” “Salinization” “Remote sensing” 和 “Soil” “Salinization” “Spectroscopy” 为关键词分别检索 2000 年以来与土壤盐渍化监测相关的文献,得到 20 余年来的年纪动态图 (图 2)。2000—2024 年,以 “Soil” “Salinization” “Remote sensing” 为关键词共搜索到 464 篇已发表文献,以 “Soil” “Salinization” “Spectroscopy” 为关键词共搜索到 116 篇已发表文献。近 25 年来,土壤盐渍化光谱分析和遥感监测领域的发文量整体呈上升趋势,这反映了土壤盐渍化遥感监测正在逐渐受到更多学者的关注。此外,利用光谱技术对盐渍土进行研究的文章占比较大,说明多数学者希望通过光谱特征和一些统计分析方法将遥感信息与土壤盐分相联系,从而推进土壤盐渍化遥感监测研究进展。

当前,尽管遥感技术已经在土壤盐渍化监测领域得到了广泛应用,并取得了显著进展,但仍然面临着诸多挑战。本文通过对目前土壤盐渍化遥感监测的研究、应用情况进行调查和梳理后,对这一领域的重要问题和未来的发展趋势讨论如下。

1) 模型的普遍适用性有待增强。盐渍土形成过程复杂,盐分组成多样,按照土壤盐分组成可以将盐渍土划分为苏打、氯化物、硫酸盐氯化物、硫酸盐等多个类型,不同地区的成土母质、植被覆盖、土地利用方式和成土过程往往存在明显差异,导致不同地区盐渍土组成往往也不同,这可能是导致大尺度反演模型精度远远不如区域反演模型的关键因素^[19]。已有研究发现不同地区的盐渍化土壤的光谱反射率、光谱曲线形态及

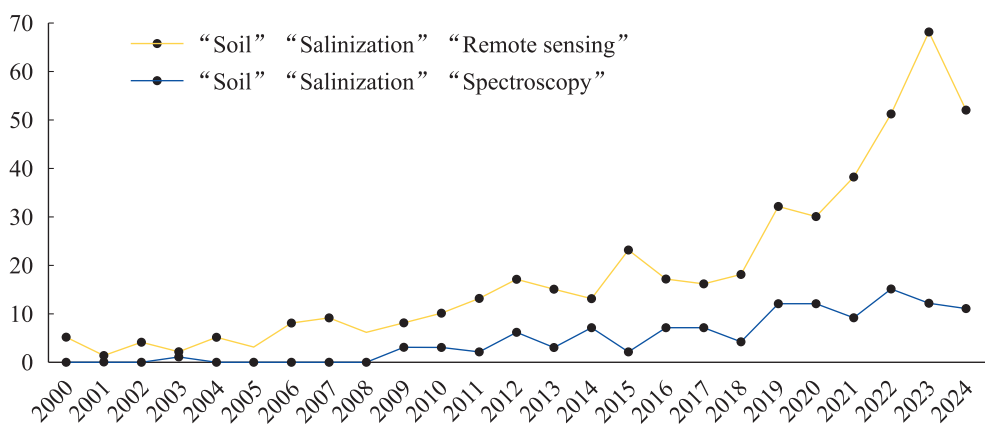


图 2 土壤盐渍化光谱分析及遥感应用与相关出版物数量年纪动态变化

Fig. 2 Spectral analysis of soil salinization and remote sensing applications and the annual dynamic changes in related publications

盐分敏感波段均存在明显差异^[19]。目前,尽管研究者已经在土壤盐渍化遥感监测领域提出并应用了许多模型,但是这些模型的泛化能力仍需要进一步增强。例如,同一模型对不同深度土壤的盐分含量预测精度往往存在差异。赵文举等^[139]发现在 0 ~ 15 cm 和 30 ~ 50 cm 土层 RF 模型的盐分预测效果较高,而在 15 ~ 30 cm 土层极限学习机模型反演效果略优于 RF 模型,张俊华等^[29]建立的模型在 0 ~ 20 cm 土层对 SO_4^{2-} 和 CO_3^{2-} 的预测能力不及 0 ~ 5 cm,但对 Cl^- 、 Na^+ 、 Ca^{2+} 等 8 个盐分离子的预测能力明显高于 0 ~ 5 cm。此外,马驰等^[111]还发现,同一模型对不同的盐分离子的反演精度也存在一定差异,屈永华等^[141]的研究结果也证实了这一结论。目前土壤盐渍化遥感监测领域广泛应用的模型往往只适用于特定地区的表层或深层土壤,缺乏广泛使用的模型,因此建立更大尺度、更广泛适用的反演模型非常必要的。

2) 融入多源数据,构建星机地一体化监测体系。目前大多数研究者对盐渍土进行研究时仍然将目光放在单一数据源上,忽视了多源数据融合应用的重要性。例如,大部分研究仍侧重于光

学遥感监测,但在土壤盐渍化监测中,微波遥感技术同样十分重要。微波遥感不受光照和天气条件的限制,具有一定的穿透性,可以提供全天时、全天候的遥感数据,并可以提供土壤深层信息^[107],适用于多种气候条件下的土壤盐渍化监测^[71],将二者结合起来不仅可以获得丰富的土壤光谱信息,更能获得深层土壤信息,形成更立体的土壤盐渍化监测体系。

此外,目前遥感数据的来源主要是机载平台、星载平台以及近地面平台^[42]。无论何种数据源,均存在自己的优势和限制,单靠一种平台获取的土壤盐渍化信息往往难以全面反映实际情况^[104-106]。因此,深入挖掘不同平台的数据,充分发挥不同传感器之间的优势,互相结合,扬长避短,对于实现土壤盐渍化的多尺度协同监测至关重要^[17]。未来的研究可以充分结合无人机的灵活性、卫星平台的长时序、大范围以及近地平台的真实性,构建“卫星-无人机-地面”的多平台观测策略进行同步监测^[42]。确保不同平台的观测结果相互校验,相互补充,以获得更全面、更准确的土壤盐渍化监测结果^[17]。

3) 加强跨学科合作,推动技术创新。土壤盐

渍化是一个多种因素共同作用下的漫长过程,也是一个多学科交叉的领域^[91],涉及地理信息科学、遥感科学、土壤学、环境科学等多个学科^[11]。加强跨学科合作,可以促进不同领域知识的融合,推动土壤盐渍化监测技术的创新和发展。未来的研究应鼓励不同学科的研究人员进行合作,共同探索新的监测技术和方法,以应对土壤盐渍化监测面临的挑战^[42]。

参考文献

- [1] 杨真,王宝山. 中国盐渍土资源现状及改良利用对策 [J]. 山东农业科学,2015,47(4):125-130.
- [2] 杨劲松,姚荣江,王相平,等. 中国盐渍土研究:历程、现状与展望 [J]. 土壤学报,2022,59(1):10-27.
- [3] GUO Shushu, Ruan Benqing, ChenHaorui, et al. Characterizing the spatiotemporal evolution of soil salinization in hetao irrigation district (China) using a remote sensing approach [J]. International journal of remote sensing, 2018, 39(20): 6805-6825.
- [4] LI Jianguo, PU Lijie, HAN Mingfang, et al. Soil salinization research in China: Advances and prospects [J]. Journal of geographical sciences, 2014, 24(5): 943-960.
- [5] 刘强,袁延飞,刘一帆,等. 生物炭对盐渍化土壤改良的研究进展 [J]. 地球科学进展,2022,37(10):1005-1024.
- [6] METTERNICHT G, ZINCK J. Remote sensing of soil salinity: Potentials and constraints [J]. Remote sensing of environment, 2003, 85(1): 1-20.
- [7] 王佳丽,黄贤金,钟太洋,等. 盐碱地可持续利用研究综述 [J]. 地理学报,2011,66(5):673-684.
- [8] 王启基 牛东玲. 盐碱地治理研究进展 [J]. 土壤通报,2002(6):449-455.
- [9] 吴年新. 遥感技术在盐碱地整治规划中的应用 [J]. 城市地理,2015(7X):258-258.
- [10] 刘洪亮,褚贵新,赵风梅,等. 北疆棉区长期膜下滴灌棉田土壤盐分时空变化与次生盐渍化趋势分析 [J]. 中国土壤与肥料,2010(4):12-17.
- [11] 厉彦玲,赵庚星,常春艳,等. OLI 与 HSI 影像融合的土壤盐分反演模型 [J]. 农业工程学报, 2017,33(21):173-180.
- [12] IVUSHKIN K, BARTHOLOMEUS H, BREGT A, et al. Satellite thermography for soil salinity assessment of cropped areas in uzbekistan [J]. Land degradation & development, 2017, 28(3): 870-877.
- [13] ALQASEMI A, IBRAHI M, AL-QURAISHI A, et al. Detection and modeling of soil salinity variations in arid lands using remote sensing data [J]. Open geosciences, 2021, 13(1): 443-453.
- [14] ZHANG Xiaoguang, HUANG Biao, LIU Feng. 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 [J]. Pedosphere, 2020, 30(4): 496-507.
- [15] WANG Jun, LI Zhoujing, QIN Xuebin, et al. Research on dynamic evolution of soil salinization in Tianjin costal area using remote sensing [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Melbourne:IEEE,2013:3325-3328.
- [16] GU Linjia, REN Ruizhi, CAO Junsheng, et al. Saline alkali land classification using modis data in western Jilin province, China [C]// Satellite

- Data Compression, Communications, and Processing IX. San Diego:SPIE,2013.
- [17] QI Guanghui, CHANG Chunyan, YANG Wei, et al. Soil salinity inversion in coastal corn planting areas by the satellite-uav-ground integration approach [J]. Remote sensing, 2021, 13 (16) : 3100.
- [18] ZHOU Xiaohong, ZHANG Fei, LIU Changjiang, et al. Soil salinity inversion based on novel spectral index [J]. Environmental earth sciences, 2021, 80(16) :501.
- [19] 彭杰, 刘焕军, 史舟, 等. 盐渍化土壤光谱特征的区域异质性及盐分反演 [J]. 农业工程学报, 2014, 30(17) :167-174.
- [20] 黄文江, 师越, 董莹莹, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展与展望 [J]. 智慧农业, 2019, 1 (4) :1-11.
- [21] 张竞成, 袁琳, 王纪华, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展 [J]. 农业工程学报, 2012, 28 (20) :1-11.
- [22] RAO B, SANKAR T, DWIVEDI R, et al. Spectral behavior of salt-affected soils [J]. International journal of remote sensing, 1995, 16 (12) : 2125-2136.
- [23] 程宇翔. 土壤盐分遥感监测研究进展 [J]. 现代农业科技, 2016(19) :185-186, 194.
- [24] 翁永玲, 宫鹏. 土壤盐渍化遥感应用研究进展 [J]. 地理科学, 2006(3) :369-375.
- [25] 穆其尔, 杨光, 陈昊宇, 等. 实验室模拟不同盐分土壤的高光谱特性 [J]. 东北林业大学学报, 2021, 49(11) :68-75.
- [26] 陶金梅, 徐贵阳, 翁永玲, 等. 土壤盐分遥感反演研究进展 [J]. 土壤科学, 2020, 8:190.
- [27] XIA Jun, ZHANG Fei. A study on remote sensing inversion of soil salt content in arid area based on thermal infrared spectrum [J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2019, 39(4) :1063-1069.
- [28] 张蓉蓉. 土壤盐碱化的危害及改良方法 [J]. 现代农业科技, 2019, (21) :178-179.
- [29] 张俊华, 贾萍萍, 孙媛, 等. 基于高光谱特征的盐渍化土壤不同土层盐离子含量预测 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(12) :106-115.
- [30] 骆振海, 张超, 冯绍元, 等. 土壤盐渍化光学遥感监测方法研究进展 [J]. 自然资源遥感, 2024, 36(4) :1-14.
- [31] 朱生堡, 乌尔古丽·托尔逊, 唐光木, 等. 新疆盐碱地变化及其治理措施研究进展 [J]. 山东农业科学, 2023, 55(3) :158-165.
- [32] 王俊霞, 潘耀忠, 朱秀芳, 等. 土壤水分反演特征变量研究综述 [J]. 土壤学报, 2019, 56(1) : 23-35.
- [33] 朱丹, 贾双琳. 土壤电导率的测定影响因素研究 [J]. 广州化工, 2021, 49(7) :85-87.
- [34] 吴月茹, 王维真, 王海兵, 等. 采用新电导率指标分析土壤盐分变化规律 [J]. 土壤学报, 2011, 48(4) :869-873.
- [35] MA Yingxuan, TASHPOLAT N. Current status and development trend of soil salinity monitoring research in China [J]. Sustainability, 2023, 15 (7) :5874.
- [36] 陈洋 张翊涛, 王润生. 结合自动分区与分层分析的多光谱遥感图像地物分类方法 [J]. 遥感技术与应用, 2005(3) :332-337.
- [37] 曹小杰, 江洪, 张兆明, 等. Landsat 系列卫星地表反射率产品研究进展 [J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(3) :93-96.
- [38] 王树根. Landsat 系统回顾与展望 [J]. 测绘信息与工程, 1998(1) :1-6.

- [39] 袁泽, 丁建丽, 牛增懿, 等. 基于 GF-1 遥感影像的艾比湖区域田间尺度土壤盐渍化监测方法 [J]. 中国沙漠, 2016, 36(4): 1070-1078.
- [40] 尹小君, 宁川, 韩峰, 等. 天山北坡土壤盐渍化光谱响应特征与动态监测的研究 [J]. 江苏农业科学, 2019, 47(16): 277-281.
- [41] 刘高焕 关元秀, 刘庆生, 等. 黄河三角洲盐碱地遥感调查研究 [J]. 遥感学报, 2001(1): 46-52, 86.
- [42] 王敬哲, 丁建丽, 葛翔宇, 等. 基于星地传感技术的土壤盐渍化监测进展与展望 [J]. 遥感学报, 2024, 28(9): 2187-2208.
- [43] 周磊, 贺聪聪, 吕爱锋, 等. 柴达木盆地土壤盐渍化程度快速动态监测 [J]. 测绘科学, 2021, 46(7): 99-106, 14.
- [44] 张同瑞, 赵庚星, 高明秀, 等. 基于近地多光谱和 OLI 影像的黄河三角洲冬小麦种植区盐分估算及遥感反演——以山东省垦利县和无棣县为例 [J]. 自然资源学报, 2016, 31(6): 1051-1060.
- [45] GU Qianyi, HAN Yang, XU Yaping, et al. Extraction of saline soil distributions using different salinity indices and deep neural networks [J]. Remote sensing, 2022, 14(18): 4647.
- [46] CHAVEZ P, BERLIN G, SOWERS L. Statistical-method for selecting landsat mss ratios [J]. Journal of applied photographic engineering, 1982, 8(1): 23-30.
- [47] 代云豪, 管瑶, 冯春涌, 等. 基于光谱指数建模的阿拉尔垦区土壤盐渍化信息提取与分析 [J]. 自然资源遥感, 2023, 35(1): 205-212.
- [48] ALLBED A, KUMAR L, ALDAKHEEL Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from ikonos high-spatial resolution imageries: Applications in a date palm dominated region [J]. Geoderma, 2014, 230: 1-8.
- [49] 张智韬, 台翔, 杨宁, 等. 不同植被覆盖度下无人机多光谱遥感土壤含盐量反演 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 220-230.
- [50] 巴亚岚, 张智韬, 谢坪良, 等. 集成 sentinel-1/2 和环境变量的新疆农田土壤含盐量反演 [J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 171-179.
- [51] 马国林, 丁建丽, 韩礼敬, 等. 基于变量优选与机器学习的干旱区湿地土壤盐渍化数字制图 [J]. 农业工程学报, 2020, 36(19): 124-131.
- [52] KHAN N, RASTOSKUEV V, SATO Y, et al. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators [J]. Agricultural water management, 2005, 77(1-3): 96-109.
- [53] DOUAAOUI A, NICOLAS H, WALTER C. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data [J]. Geoderma, 2006, 134(1-2): 217-230.
- [54] ABBAS A, KHAN S, HUSSAIN N, et al. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach [J]. Physics and chemistry of the earth, 2013, 55-57: 43-52.
- [55] HUET A, H LIU, BATCHILY K, et al. A comparison of vegetation indices global set of tm images for eos-modis [J]. Remote sensing of environment, 1997, 59(3): 440-451.
- [56] TAYLOR G, MAH A, KRUSE F, et al. Characterization of saline soils using airborne radar imagery [J]. Remote sensing of

- environment, 1996, 57(3):127-142.
- [57] 陈实, 徐斌, 金云翔, 等. 新疆绿洲农区土壤盐渍化遥感监测方法的比较研究 [J]. 绿洲农业科学与工程, 2015, 1(1):36-41.
- [58] ALHAMMADI M, GLENN E. Detecting date palm trees health and vegetation greenness change on the eastern coast of the united arab emirates using savi [J]. International journal of remote sensing, 2008, 29(6):1745-1765.
- [59] NEILD S, BOETTINGER J, RAMSEY R. Digitally mapping gypsic and natric soil areas using landsat etm data [J]. Soil science society of america journal, 2007, 71(1):245-252.
- [60] SCUDIERO E, SKAGGS T, CORWIN D. Regional scale soil salinity evaluation using landsat 7, western san joaquin valley, California, USA [J]. Geoderma regional, 2014, 2:82-90.
- [61] LIU Hongqi, HUETE A. A feedback based modification of the ndvi to minimize canopy background and atmospheric noise [J]. Ieee transactions on geoscience and remote sensing, 1995, 33(2):457-465.
- [62] JIANG Zhangyan, HUETE Alfredo, DIDAN Karnel, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band [J]. Remote sensing of environment, 2008, 112(10):3833-3845.
- [63] 杨小虎, 张曼玉, 杨海昌, 等. 基于组合模型的玛纳斯河流域农田土壤盐分反演 [J]. 中国农业科技导报, 2023, 25(1):134-141.
- [64] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the modis vegetation indices [J]. Remote sensing of environment, 2002, 83(1-2):195-213.
- [65] ROUJEAN J, BREON F. Estimating par absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements [J]. Remote sensing of environment, 1995, 51(3):375-384.
- [66] WU Weicheng, MHAIMEED A, AL-SHAFIE W, et al. Mapping soil salinity changes using remote sensing in central Iraq [J]. Geoderma regional, 2014, 2:21-31.
- [67] SRIPADA R, HEINIGER R, WHITE J, et al. Aerial color infrared photography for determining early in-season nitrogen requirements in corn [J]. Agronomy journal, 2006, 98(4):968-977.
- [68] 姜海玲, 张立福, 杨杭, 等. 植被叶片叶绿素含量反演的光谱尺度效应研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(1):169-176.
- [69] 张淳民, 穆廷魁, 颜廷昱, 等. 高光谱遥感技术发展展望 [J]. 航天返回与遥感, 2018, 39(3):104-114.
- [70] 童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展 [J]. 遥感学报, 2016, 20(5):689-707.
- [71] 柯樱海, 甄贞, 李小娟, 等. 遥感导论 [M]. 北京:中国水利水电出版社, 2019.
- [72] 彭金英, 蒋金豹, 崔希民, 等. 宁夏盐碱地土壤盐分高光谱反演 [J]. 矿山测量, 2021, 49(1):69-73.
- [73] PANG Guojin, WANG Tao, LIAO Jie, et al. Quantitative model based on field-derived spectral characteristics to estimate soil salinity in minqin county, China [J]. Soil science society of america journal, 2014, 78(2):546-555.
- [74] JIA Pingping, ZHANG Junhua, HE Wei, et al. Inversion of different cultivated soil types' salinity using hyperspectral data and machine learning [J]. Remote sensing, 2022, 14(22):

- 5639.
- [75] WENG Yongling, GONG Peng, ZHU Zhiliang. A spectral index for estimating soil salinity in the yellow river delta region of China using eo-1 hyperion data [J]. *Pedosphere*, 2010, 20 (3): 378-388.
- [76] 李晓明, 王曙光, 韩霁昌. 基于 PLSR 的陕北土壤盐分高光谱反演 [J]. *国土资源遥感*, 2014, 26(3): 113-116.
- [77] 黄帅, 谭宏婧, 付尚可, 等. 绿洲土壤盐分含量高光谱反演建模 [J]. *湖北农业科学*, 2024, 63(9): 196-203.
- [78] 王英杰, 高欣梅, 包淑梅, 等. 基于高光谱数据的盐渍化土壤含盐量预测模型研究 [J]. *农业工程*, 2024, 14(10): 113-120.
- [79] 李晓明, 韩霁昌, 李娟. 典型半干旱区土壤盐分高光谱特征反演 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(4): 1081-1084.
- [80] 范承志, 王梓文, 杨兴超, 等. 基于地物高光谱和无人机多光谱的黄河三角洲土壤盐分机器学习反演模型 [J]. *智慧农业*, 2022, 4(4): 61-73.
- [81] 刘焕军, 张柏, 王宗明, 等. 基于反射光谱特征的土壤盐碱化评价 [J]. *红外与毫米波学报*, 2008(2): 138-142.
- [82] 唐明星. 基于高光谱遥感的盐土棉田棉花叶片含水量和土壤电导率监测研究 [D]. 南京; 南京农业大学, 2009.
- [83] 扶卿华, 倪绍祥, 王世新, 等. 土壤盐分含量的遥感反演研究 [J]. *农业工程学报*, 2007(1): 48-54.
- [84] 吴龙国, 张瑶, 王松磊, 等. 基于高光谱成像技术的土壤盐分含量检测 [J]. *光电子·激光*, 2020, 31(4): 388-394.
- [85] 王丽娜, 朱西存, 刘庆, 等. 黄河三角洲盐碱土盐分的高光谱定量估测研究 [J]. *土壤通报*, 2013, 44(5): 1101-1106.
- [86] 赵慧, 李新国, 靳万贵, 等. 博斯腾湖湖滨绿洲土壤表层盐分离子含量高光谱估算模型 [J]. *西南农业学报*, 2021, 34(4): 847-854.
- [87] 马利芳, 熊黑钢, 张芳. 基于野外 Vis-Nir 光谱的土壤盐分主要离子预测 [J]. *土壤*, 2020, 52(1): 188-194.
- [88] 朱赞, 申广荣, 王紫君, 等. 土壤修复过程中盐含量及其光谱特征分析研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(5): 1507-1513.
- [89] 谢奋慧, 谷海斌, 盛建东, 等. 绿洲农田典型盐碱斑光谱特征与盐分反演建模 [J]. *地理空间信息*, 2015, 13(2): 153-155, 14-15.
- [90] 杨佳佳, 姜琦刚, 赵静, 等. 基于环境减灾卫星高光谱数据的盐碱地等级划分 [J]. *农业工程学报*, 2011, 27(10): 118-124.
- [91] 李建国, 濮励杰, 朱明, 等. 土壤盐渍化研究现状及未来研究热点 [J]. *地理学报*, 2012, 67(9): 1233-1245.
- [92] VERMA K, SAXENA R, BARTHWAL A, et al. Remote-sensing technique for mapping salt-affected soils [J]. *International journal of remote sensing*, 1994, 15(9): 1901-1914.
- [93] WANG Heshun, XIAO Qing, LI Hua, et al. Investigating the impact of soil moisture on thermal infrared emissivity using aster data [J]. *Ieee geoscience and remote sensing letters*, 2015, 12(2): 294-298.
- [94] WANG Quan, LI Pingheng, PU Zhi, et al. Calibration and validation of salt-resistant hyperspectral indices for estimating soil moisture in arid land [J]. *Journal of hydrology*, 2011, 408

- (3-4):276-285.
- [95] SCHLENZ F, FALLMANN J, MARZAHN P, et al. Characterization of rape field microwave emission and implications to surface soil moisture retrievals [J]. Remote sensing, 2012, 4(1):247-270.
- [96] CSILLAG F, PASZTOR L, BIEHL L. Spectral band selection for the characterization of salinity status of soils [J]. Remote sensing of environment, 1993, 43(3):231-242.
- [97] BITTELI M, VENTURA F, CAMPBELL G, et al. Coupling of heat, water vapor, and liquid water fluxes to compute evaporation in bare soils [J]. Journal of hydrology, 2008, 362(3-4):191-205.
- [98] TIAN Fei, HOU Mengjie, Qiu Yuan, et al. Salinity stress effects on transpiration and plant growth under different salinity soil levels based on thermal infrared remote (tir) technique [J]. Geoderma, 2020, 357:113961.
- [99] 刘翠玲, 许亚平. 基于 TM 数据的敦煌绿洲土壤盐碱化信息提取研究 [J]. 首都师范大学学报:自然科学版, 2013, (3):68-76.
- [100] 陈俊英, 姚志华, 张智韬, 等. 大田葵花土壤含盐量无人机遥感反演研究 [J]. 农业机械学报, 2020, 51(7):178-191.
- [101] 崔文轩. 基于无人机热红外遥感的土壤盐渍化监测模型研究 [D]. 杨陵:西北农林科技大学, 2021.
- [102] 李召良, 段四波, 唐伯惠, 等. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展 [J]. 遥感学报, 2016, 20(5):899-920.
- [103] 刘高焕 关元秀, 王劲峰. 基于 GIS 的黄河三角洲盐碱地改良分区 [J]. 地理学报, 2001, (2):198-205.
- [104] 李树涛, 李聪好, 康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望 [J]. 遥感学报, 2021, 25(1):148-166.
- [105] YANG Jingyi, WANG Qinjun, CHANG Dingkun, et al. A high-precision remote sensing identification method on saline-alkaline areas using multi-sources data [J]. Remote sensing, 2023, 15(10):2556.
- [106] 李德仁 贾永红, 孙家柄. 多源遥感影像数据融合 [J]. 遥感技术与应用, 2000(1):41-44.
- [107] 雷博恩, 王世航. 微波遥感应应用现状综述 [J]. 科技广场, 2016(6):171-174.
- [108] 王振占, 王文煜, 佟晓林, 等. 星载被动微波遥感技术及其应用进展 [J]. 空间科学学报, 2023, 43(6):986-1015.
- [109] LI Yangyang, ZHAO Kai, DING Yanling, et al. An empirical method for soil salinity and moisture inversion in west of Jilin [C]// Proceedings of the 2013 The International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering (RSETE 2013). Nanjing: Jiangsu Comp Soc, 2013:19-21.
- [110] NURMEMET I, GHULAM A, TIYIP T, et al. Monitoring soil salinization in keriya river basin, northwestern China using passive reflective and active microwave remote sensing data [J]. Remote sensing, 2015, 7(7):8803-8829.
- [111] 马驰, 刘晓波. 基于 sentinel-1/2 的土壤盐分含量反演研究 [J]. 干旱地区农业研究, 2022, 40(5):252-259.
- [112] 刘天宇. 高分二号与哨兵二号影像融合及地物分类研究 [D]. 济南:山东建筑大学, 2022.
- [113] 杨丽萍, 马孟, 谢巍, 等. 干旱区 landsat8 全色

- 与多光谱数据融合算法评价 [J]. 国土资源遥感, 2019, 31(4): 11-19.
- [114] 孙志超, 祁雨薇, 汪东川, 等. 基于多源遥感影像的盐碱地治理效果 [J]. 生态学报, 2023, 43(15): 6406-6417.
- [115] TAN Jiao, DING Jianli, WANG Ze yuan, et al. Estimating soil salinity in mulched cotton fields using uav-based hyperspectral remote sensing and a seagull optimization algorithm-enhanced random forest model [J]. Computers and electronics in agriculture, 2024, 221: 109017.
- [116] HU Jie, PENG Jie, ZHOU Yin, et al. Quantitative estimation of soil salinity using uav-borne hyperspectral and satellite multispectral images [J]. Remote sensing, 2019, 11(7): 736.
- [117] 马莹. 基于星-机光谱融合的黄三角滨海区土壤盐分反演 [D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
- [118] 吴琼, 原忠虎, 王晓宁. 基于偏最小二乘回归分析综述 [J]. 沈阳大学学报, 2007(2): 33-35.
- [119] 边慧芹, 王雪梅. 基于多光谱影像的干旱区绿洲耕层土壤盐分估算 [J]. 干旱区资源与环境, 2022, 36(5): 110-118.
- [120] 赵欣悦, 席海洋, 赵静, 等. 阿拉善地区土壤盐渍化的遥感反演及分布特征 [J]. 中国沙漠, 2023, 43(1): 27-36.
- [121] 汪金花, 李杰. 基于 sentinel-2a 光谱波段的黄河三角洲土壤盐分反演研究 [J]. 农业与技术, 2023, 43(16): 117-121.
- [122] 肖志云, 徐新宇. 基于偏最小二乘与随机森林的土壤盐含量反演研究 [J]. 安徽农业科学, 2021, 49(8): 10-15, 25.
- [123] 袁冰清, 程功, 郑柳刚. BP 神经网络基本原理 [J]. 数字通信世界, 2018(8): 28-29.
- [124] 韩普, 周汉辰, 周北望. BP 神经网络原理研究与实现 [J]. 广播电视信息, 2018(10): 121-125.
- [125] 吐尔逊·艾山. 基于 BP 神经网络的干旱区盐碱土盐分遥感反演模型研究 [D]. 乌鲁木齐; 新疆大学, 2008.
- [126] 王明宽, 莫宏伟, 陈红艳. 基于多光谱影像反演土壤盐分的建模方法研究 [J]. 土壤通报, 2016, 47(5): 1036-1041.
- [127] 田安红, 付承彪, 熊黑钢, 等. BPNN 对不同人为活动区域的盐渍土 Na^+ 高光谱估测 [J]. 水土保持研究, 2020, 27(2): 364-369.
- [128] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine learning, 2001, 45: 5-32.
- [129] 杜尚海, 古成科, 张文静. 随机森林理论及其在水文地质领域的研究进展 [J]. 中国环境科学, 2022, 42(9): 4285-4295.
- [130] 顾峰, 丁建丽, 王敬哲, 等. 基于随机森林的绿洲典型湿地信息提取 [J]. 中国农村水利水电, 2019(6): 44-50, 5.
- [131] 程俊恺, 冯秀丽, 陈立波, 等. 基于无人机高光谱数据的耕地土壤盐分反演模型优选 [J]. 应用生态学报, 2024, 35(11): 1-13.
- [132] 龙威夷, 施建飞, 李双媛, 等. 流域绿洲土壤盐分多模型反演效果评估 [J]. 干旱区研究, 2024, 41(7): 1120-1130.
- [133] 李泽, 杜哲, 毕善婷, 等. 基于 GWR 模型的滨海平原土壤含盐量预测及影响因素分析 [J]. 环境科学, 2024: 1-17.
- [134] 林香亮, 袁瑞, 孙玉秋, 等. 支持向量机的基本理论和研究进展 [J]. 长江大学学报(自科版), 2018, 15(17): 48-53, 6.
- [135] 王海江, 蒋天池, YUNGER J, 等. 基于支持向量机的土壤主要盐分离子高光谱反演模型

[J]. 农业机械学报,2018,49(5):263-270.

[136]陈红艳,赵庚星,陈敬春,等. 基于改进植被指数的黄河口区盐渍土盐分遥感反演 [J]. 农业工程学报,2015,31(5):107-114.

[137]付萍杰,补沅坤,马池杰,等. 基于 GEE 的黄河三角洲地区土壤含盐量时空反演 [J]. 测绘通报,2024,(11):13-20,6.

[138]洪国军,谢俊博,张灵,等. 基于多光谱影像的阿拉尔垦区棉田土壤盐分反演 [J]. 干旱区研究,2024,41(5):894-904.

[139]赵文举,马芳芳,马宏,等. 基于无人机多光谱影像的土壤盐分反演模型 [J]. 农业工程学报,2022,38(24):93-101.

[140]GUAN Xiaoyan,WANG Shaoli,GAO Zhanyi,et al. Dynamic prediction of soil salinization in an irrigation district based on the support vector

machine [J]. Mathematical and computer modelling,2013,58(3-4):719-724.

[141]屈永华,段小亮,高鸿永,等. 内蒙古河套灌区土壤盐分光谱定量分析研究 [J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(5):1362-1366.

作者贡献说明

张 越:文献收集整理,论文撰写与修改,文章框架设计;

叶回春:论文选题,论文修改,文章框架设计;

刘荣豪:论文撰写与修改;

汤明尧:论文撰写与修改;

聂超甲:论文修改与校对;

赵筱舒:文献收集整理与校对;

薛 娇:论文修改和校对。