



农业资源与环境学报

中文核心期刊
中国科技核心期刊

JOURNAL OF AGRICULTURAL RESOURCES AND ENVIRONMENT

欢迎投稿 <http://www.aed.org.cn>

遥感技术在土壤退化中的应用研究进展

何发坤, 蒲生彦, 肖胡萱, 刘世宾

引用本文:

何发坤, 蒲生彦, 肖胡萱, 等. 遥感技术在土壤退化中的应用研究进展[J]. 农业资源与环境学报, 2021, 38(1): 10–19.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0078>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

耕地遥感识别研究进展与展望

熊曦柳, 胡月明, 文宁, 刘洛, 谢健文, 雷帆, 肖莉, 唐铁

农业资源与环境学报. 2020, 37(6): 856–865 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0457>

耕地生态风险评价研究热点与趋势——基于CiteSpace可视化分析

黎怡姍, 吴大放, 刘艳艳

农业资源与环境学报. 2019, 36(4): 502–512 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0187>

滨海湿地互花米草入侵的生态水文学机制研究进展

栾兆擎, 闫丹丹, 薛媛媛, 史丹, 徐丹丹, 刘彬, 王立波, 安玉亭

农业资源与环境学报. 2020, 37(4): 469–476 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2019.0124>

基于SDI校正指数的滨海平原盐渍化生态风险评价

潘肖燕, 崔江慧, 杨江燕, 关瑜, 孟泽, 刘田书, 门明新, 陈影

农业资源与环境学报. 2020, 37(5): 709–718 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2019.0286>

滨海盐渍区土壤盐分遥感反演及动态监测

张素铭, 赵庚星, 王卓然, 肖杨, 郎坤

农业资源与环境学报. 2018, 35(4): 349–358 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0016>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

何发坤, 蒲生彦, 肖胡莹, 等. 遥感技术在土壤退化中的应用研究进展[J]. 农业资源与环境学报, 2021, 38(1): 10-19.

HE Fa-kun, PU Sheng-yan, XIAO Hu-xuan, et al. Review of remote sensing application in soil degradation[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2021, 38(1): 10-19.



开放科学 OSID

遥感技术在土壤退化中的应用研究进展

何发坤¹, 蒲生彦^{2,3}, 肖胡莹¹, 刘世宾^{1,2,3*}

(1. 成都理工大学地球科学学院, 成都 610059; 2. 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 成都 610059; 3. 成都理工大学生态环境学院, 国家环境保护水土污染协同控制与联合修复重点实验室, 成都 610059)

摘要: 土壤退化已成为一个全球性的问题, 严重威胁生态环境和粮食安全。遥感技术具有高效、省时和研究范围广的特点, 近些年在土壤退化研究方面得到广泛应用。本研究通过回顾国内外关于遥感技术在土壤侵蚀、荒漠化、盐渍化和污染等方面应用的研究成果, 整理分析了基于遥感技术监测和评价土壤退化的直接指标(土壤矿物成分、有机质、水分等)和间接指标(植被指数、土地利用/覆盖变化), 列举了监测和反演这些指标的数据源与具体方法, 从而系统地阐述了遥感技术在不同土壤退化类型方面的应用进展, 并对遥感技术在该方面的应用进行了展望与讨论。

关键词: 遥感技术; 土壤退化; 土壤性质; 退化监测

中图分类号: S158.1; S127 文献标志码: A 文章编号: 2095-6819(2021)01-0010-10

doi: 10.13254/j.jare.2020.0078

Review of remote sensing application in soil degradation

HE Fa-kun¹, PU Sheng-yan^{2,3}, XIAO Hu-xuan¹, LIU Shi-bin^{1,2,3*}

(1. College of Earth Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 2. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 3. State Environmental Protection Key Laboratory of Synergetic Control and Joint Remediation for Soil & Water Pollution, College of Ecology and Environment, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

Abstract: Soil degradation has become a global issue that seriously threatens the ecological environment and food security. Remote sensing has been widely used to investigate soil degradation as it is highly efficient, time-saving, and has a broad-scope. We reviewed the application of remote sensing in soil erosion, desertification, salinization, and pollution. The direct (mineral composition, organic matter, and moisture content of soil, etc.) and indirect (vegetation, land use, and coverage change) indices to estimate and evaluate soil degradation using remote sensing were comprehensively summarized. The specific methods and types pertaining to remote sensing data were also examined. The future development and prospective use of remote sensing in terms of soil degradation were discussed.

Keywords: remote sensing; soil degradation; soil properties; degradation monitoring

收稿日期: 2020-02-28 录用日期: 2020-04-05

作者简介: 何发坤(1997—), 男, 四川剑阁人, 硕士研究生, 主要从事土壤退化及3S技术研究。E-mail: hefakun@stu.cdut.edu.cn

*通信作者: 刘世宾 E-mail: liushibin17@cdut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(41807091); 四川省科技计划项目(2019YJ0507); 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室开放基金项目(SKLG2020K014)

Project supported: The Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China(41807091); Sichuan Science and Technology Plan Project(2019YJ0507); Open Fund Project of the State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection(SKLG2020K014)

土壤是非常重要的自然资源,不仅能提供食物和原材料,而且在维持气候和陆地生态系统稳定方面发挥着关键作用,是人类赖以生存和发展的基石^[1]。土壤资源的可持续利用是保障食物与生态环境安全的重要前提。但近些年来,受自然因素和人类活动的影响,土壤退化问题日趋严重,加剧了人口、资源、环境之间的矛盾,引起了世界范围内的广泛关注。

土壤退化是指在各种自然和人为因素影响下所发生的导致土壤农业生产能力或土地利用和环境调控潜力(即土壤质量及其可持续性)下降,甚至完全丧失其物理、化学和生物学特征的过程,是动态和复杂的过程,包括过去、现在和将来的退化过程,是土地退化的核心^[2]。依据土壤退化的成因及过程可以将其分为物理退化、化学退化、生物退化,综合表现为土壤侵蚀、荒漠化、盐渍化、污染和肥力下降等。土壤退化的表现形式多种多样,且常为多种形式共存。因此,如何准确识别和有效阻止土壤退化成为该领域研究的一个难点,并且已成为全球气候变化等相关领域的重要议题之一^[3]。

调查土壤状况并及时掌握土壤退化的分布范围、诱发原因、退化程度等信息是研究和防治土壤退化的前提和基础,但传统的调查方法存在一些局限性。一方面,传统的土壤信息获取主要依赖于大量的野外调查,此方法虽然精度高,但耗时耗力,且受交通、地形等条件的限制,部分地区的土壤调查不能实现,很难进行大范围的土壤信息重复获取^[4]。另一方面,常规土壤信息图上所表示的土壤空间信息不能与其他空间信息,如数字高程模型(DEM)和从高分辨率遥感图像上获取的植被信息完全匹配,且不利于编辑、保存和传输。而随着土壤退化研究的深入,对获取土壤信息的精度和效率提出了更高的要求。从区域性到全球范围的土壤状况评估已成为土壤科学家面临的重要挑战之一^[5]。

20世纪后半叶,对地观测技术的进步(如计算机、信息技术及空间技术的出现与发展),为土壤退化研究提供了新的工具和方法,即遥感技术,一种非接触、远距离探测技术。遥感凭借其实时、动态、宏观、精确、低成本等优势,逐渐得到土壤学界的广泛关注,并开始被应用于土壤调查领域。此外,由于遥感数据的不断丰富,可实现不同时空尺度上的土壤退化的动态监测和快速评价,为进一步控制和修复土壤退化提供科学依据。本研究主要对遥感技术在国内外土壤退化研究方面的应用进行总结,概述近些年的发展历

程及研究进展,对遥感技术在土壤退化研究中应用存在的问题进行了归纳并对发展趋势进行了展望。

1 土壤性质的遥感表征

由于种类、结构和所处环境的不同,一切地物均具有其特殊的电磁波特性。而遥感则可根据这些电磁波特性对地物目标的类型进行识别。土壤是一种复杂的多相物质,在退化过程中,土壤的理化性质通常会发生变化,而其光谱特征是理化性质的综合反映,在一定程度上可以通过遥感技术识别出来^[6]。土壤性质除了由直接指标(矿物成分、有机质含量、表面粗糙度和土壤含水量等因素^[7])反映外,还能通过植被特征和土地利用/地表覆盖类型等间接指标来映射。本研究对利用遥感技术监测土壤性质的研究方法和手段进行了总结(表1)。

1.1 直接指标

1.1.1 矿物成分

土壤矿物成分是主要的成土母质,其组成在一定程度上反映了土壤的理化性质。地表矿物组成可以通过露头的岩石和裸地土壤的遥感光谱特征来确定。土壤中典型矿物(黏土矿物、硅酸盐矿物、碳酸盐矿物、硫酸盐矿物及含铁矿物)都可以在可见光和红外波段被识别出来,如利用ASTER数据中的近红外和短波红外提取矿物的精度可达86%^[28]。由于具有更高的光谱分辨率,高光谱遥感技术能监测到更细微的差别,且能更精确地识别土壤矿物成分。如Swayze等^[29]和Gomez等^[30]分别利用机载高光谱成像仪AVIRIS及AISA-DUAL识别了矿物蚀变及黏土矿物的含量,并为星载高光谱数据在土壤矿物识别中的应用提供理论支撑。目前已有研究通过土壤矿物含量的变化来推测土壤退化状况,如Galvão等^[31]通过估算SiO₂和Al₂O₃含量构建风化指数来评价土壤风化的程度。

1.1.2 土壤有机质

土壤有机质可保持土壤水分,增强土壤的稳定性,影响土壤的结构和孔隙度,并为农作物生长和微生物活动提供至关重要的营养物质。因此,土壤有机质含量的高低是评价土壤质量和土壤退化的基础性指标^[4]。土壤有机质是土壤的主要发色团之一。通常情况下,土壤有机质含量越高,土壤颜色越深。具有较高有机碳含量的土壤变黑是由于饱和有机物的作用以及黑腐植酸和土壤水分的组成和数量的变化^[27]。近年来,国内外学者利用遥感数据对有机质含

表1 基于遥感的土壤性质监测方法

Table 1 Methods for monitoring soil properties based on remote sensing

土壤性质 Soil properties	遥感数据源 Remote sensing data source	监测方法 Monitoring method	研究尺度 Research scale	参考文献 References
矿物成分	ASTER	矿物指数	局部	[8]
	HIRIS	光谱角填图	局部	[9]
	ASTER	能量最小约束	局部	[10]
	HyMap AVIRIS	基于最小噪声分离的纯净像元指数法	局部	[11]
	ASTER	光谱特征拟合	局部	[12]
有机质	Hyperion	基于土壤光谱多元回归建模	局部	[13]
	Landsat	人工神经网络	局部	[14]
	Landsat	支持向量机	局部	[15]
	MODIS	随机森林	大陆	[16]
表面粗糙度	TerraSar-X	积分方程模型	局部	[17]
	LiDAR	粗糙度参数估算	点实验	[18]
	Envisat-1	高级积分方程模型	区域	[19]
水分	Envisat	土壤水分指数	区域	[20]
	ERS, Scatterometer	地表能量平衡模型	区域	[21]
	SAR	积分方程模型	局部	[22]
	UAV	地理加权回归	区域	[23]
铁含量	ROSIS	去除包络线	局部	[24]
	Landsat	土壤颜色	点实验	[25]
	ASD FieldSpec FR	土壤氧化铁指数	点实验	[26]

注:点实验:0~1 km²,局部:1~10⁴ km²,区域:10⁴~10⁷ km²,大陆:>10⁷ km²[27]。

量进行定性或定量分析,并取得了一定成果。Galvão等^[32]证实0.550~0.700 μm的土壤光谱吸收特征主要受有机质的影响。顾晓鹤等^[33]利用HJ1A-HSI高光谱遥感影像对土壤有机质进行定量反演,结果表明土壤有机质含量与HJ1A-HSI高光谱遥感影像0.546、0.664、0.673 μm和0.855 μm等处的反射率相关性良好。基于有机质的特征波段,Zhai^[34]利用Landsat 8和GF-1遥感数据对安义县和高安市的土壤有机质含量进行了较高精度的反演。然而,土壤有机质含量具有较高的空间变异性,当有机质含量低于2%时,有机质含量在土壤反射特征中的主导作用减弱,其他土壤的光谱特性可能被显现出来^[35]。近年来,Liu等^[36]通过外部参数正交化(External parameter orthogonalisation, EPO)消除了铁氧化物的影响,结果表明,EPO方法提高了富含氧化铁的土壤有机质预测的准确性,该方法为富含氧化铁的土壤有机质含量估算提供了新思路。

1.1.3 表面粗糙度

土壤粗糙度是指由于土壤颗粒、团聚体、岩石碎片和微地貌形态的存在而引起的土壤表面的不规则性,其具有显著的光谱反射特性^[37]。一般情况下,当

土壤表面不规则时,会产生阴影区,在遥感影像上表现为暗色调。由于微波雷达成像主要是利用电磁波与地物作用后的后向散射信号,因此地表越粗糙,后向散射信号越强,在影像上表现为越亮,合成孔径雷达技术(Synthetic Aperture Radar, SAR)在这方面已经表现出巨大的潜力^[38-40]。表面粗糙度是土壤侵蚀的重要变量之一,Burwell等^[41]认为地表粗糙度越大,径流阻力越大,其流速和携带泥沙的能力越小,进而影响整个径流及土壤侵蚀过程。

1.1.4 土壤水分

土壤水分是土壤中重要的色团之一^[35,42]。土壤水分作为水循环的一部分,含量多少直接影响植物的生长及土壤的理化性质,也是评价土壤优劣的主要指标之一。大量的实验结果表明,随土壤含水量增加,光谱反射率明显下降,其光谱吸收特征带主要集中在0.76、0.97、1.190、1.450、1.940 μm和2.950 μm波段^[43-45]。除了光学遥感外,微波遥感也被广泛应用于土壤水分反演。最早的主动微波遥感反演土壤水分可以追溯到Ulaby等^[46]研究土壤后向散射系数与含水量关系的实验,至今已有40年的历史。尽管对裸露地表的土壤水分反演较为成熟,但就如何消除植被、

地表粗糙度等对雷达后向散射系数的干扰,仍有待进一步研究。另一方面,被动微波遥感应用于土壤水分研究主要是围绕地表土壤水分与微波辐射计算获取的亮温之间存在的密切关系开展的,被动微波土壤水分反演可以分为以下三种方法:基于数理统计的经验算法,基于前向模型的物理算法,神经网络反演算法。以这些算法为基础,近年来 SMAP、SMOS 卫星的发射,为土壤水分的监测提供了重要信息源^[47]。此外,近年来无人机(UAV)与高光谱相结合的遥感方式也在土壤含水量的估算中得到应用,田美玲等^[23]利用机载高光谱与机器学习耦合进行土壤含水量的估算,其结果显示决定系数(R^2)均大于0.6,表明该方法在估算土壤含水量预测建模中是行之有效的。

1.1.5 氧化铁

铁是土壤组成的基本元素之一,其主要是以氧化物形式存在,氧化铁可以作为土壤肥力和沉积年龄的指标^[48]。当土壤中氧化铁含量达到一定量时,土壤会出现红土化。Baumgardner等^[35]研究发现铁氧化物会在土壤颗粒表面形成一层胶质膜,其含量越高,在0.87 μm 处的吸收峰就越宽,土壤中铁的氧化物与光谱反射率之间存在一定的负相关。氧化铁的含量与土壤侵蚀有一定关系,Palacios-Orueta等^[49]发现随着土壤侵蚀的加重,土壤氧化铁的含量会增加。

1.2 间接指标

在自然条件下,完全裸露的土壤面积极小,因此很难直接利用遥感技术获取土壤特征信息,而植被指数和土地利用/覆盖变化(LUCC)等直接受土壤状况的影响,在很大程度上可作为间接指标反映土壤退化状况。

1.2.1 植被指数

植被生长情况直接受土壤理化性质的影响,其动态是土壤退化最直观的表现,往往能反映土壤退化状况。通常将与植被有关的指数(植被覆盖度、叶面积指数、地上生物量、归一化植被指数等)作为变量应用到土壤退化过程或土壤性质的监测中,如植被覆盖度作为水土流失方程的变量^[50],地上生物量作为估算土壤水分的变量^[51],归一化植被指数作为风蚀程度与土壤有机质损失关系的辅助数据^[52]等。然而植被指数对气候变化及人类活动的响应较为敏感,因此很难将这些因素引起的植被指数或初级净生产力(NPP)的变化与土壤质量的变化直接联系起来,例如人们根据需要对土地上保持单一的物种优势,此时植被指数或NPP可能表现为增加的趋势,而在这一过程中土壤的

生态功能可能表现退化趋势。对此,有学者建议将空间信息与社会经济数据联系在一个综合框架内,以进行综合评估^[53];也有学者提出降水利用率(URE)作为NPP与降水的比值,可以用来消除降水影响^[54]。

1.2.2 土地利用/覆盖变化(LUCC)

LUCC清楚地反映了区域生态环境安全状况,特别地,LUCC会影响土壤养分并导致土壤退化^[55]。例如,Ali^[56]研究表明孟加拉沿海土地由稻田转变为虾场导致不同程度的土壤盐碱化、酸化及土壤中Ca、Mg、K元素和有机碳枯竭,最终导致土壤退化,严重影响水稻产量。Jiang等^[57]利用遥感技术获取LUCC来解释黑河中游沿河带土壤性质的变化,发现LUCC显著影响了土壤水分和有机碳的含量。

2 土壤退化的遥感监测

20世纪80年代以来,遥感技术的飞速发展,特别是我国高分、资源、环境系列卫星的相继升空,为土壤信息提取和调查提供了新的方法与手段,按照工作波段和探测方式可以大致划分为多光谱、高光谱和微波遥感。土壤退化信息的提取主要是依据遥感探测手段与数学模型相结合的反演过程,尽管具有一定的难度与挑战,但经过多年的研究,利用遥感数据实现土壤组分反演的方法已逐步趋于成熟,精度也越来越高,为基于遥感技术的土壤退化状况评估与监测提供了良好机遇。本研究对利用遥感技术在具体的土壤退化中的监测方法和手段及其监测指标的对应关系进行了总结(表2,图1)。

2.1 土壤侵蚀

土壤侵蚀是土壤退化中最严重的一种状况,已发展成为全球性的环境问题。不利的气候条件(强降雨和大风)和不合理的人类活动(粗放耕作)会降低土壤肥力,并导致土壤性质的改变^[37]。依据土壤侵蚀的动力源,可将土壤侵蚀分为:风力侵蚀和水力侵蚀。当风力超过某一水平时,就会导致小于某一尺寸的土壤颗粒被剥离,并通过跃移和悬浮输送一段距离^[67]。对风力侵蚀的遥感监测,一方面可以利用激光雷达和合成孔径干涉雷达对地面沉降和地表粗糙度进行监测,进而实现对风力侵蚀的监测,已有研究表明该方法能实现厘米到毫米精度的监测^[59,68];另一方面,通过植被覆盖类型、归一化差异植被指数(NDVI)与地形结合起来间接评估土壤风蚀程度^[69]。

水力侵蚀即水土流失,指地表土壤颗粒在径流作

表2 土壤退化类型及其遥感监测

Table 2 Types of soil degradation and remote sensing monitoring

土壤退化类型 Soil degradation type	监测方法 Monitoring method	遥感监测指标 Remote sensing monitoring indicators	监测手段 Monitoring means	参考文献 References
侵蚀	影像判读	地表沉降、沟壑大小	InSAR	[58]
	表面变化	地表粗糙度	LiDAR	[59]
	水土流失模型	NDVI、地形、土地利用	多光谱遥感(Quick bird)	[60]
荒漠化	植被指数	地表覆盖	多光谱遥感(AVHRR)	[54]
	荒漠化指数	地表覆盖	多光谱遥感(Landsat)	[61]
盐渍化	影像判读	土壤颜色	航空摄影	[62]
	介电常数	土壤电导率	微波遥感	[63]
	支持向量机	—	微波遥感(Sentinel-2)	[64]
污染	偏最小二乘回归	—	高光谱遥感(ASD)	[65]
	线性判别	植物色素、结构及含水量	高光谱遥感(ASD)	[66]

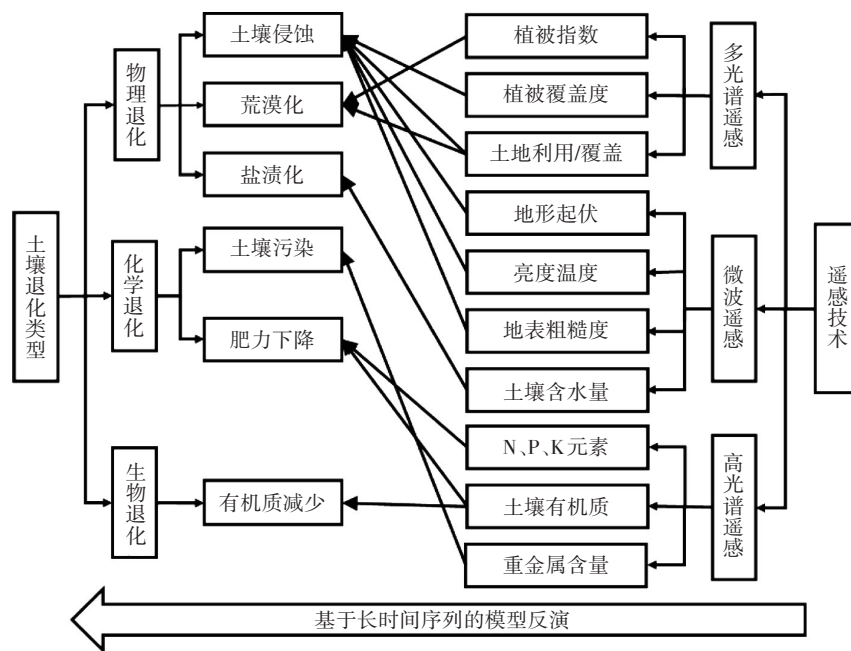


图1 基于遥感的土壤和植被指标与土壤退化类型的对应关系图

Figure 1 Relationships between soil and vegetation indicators and soil degradation types based on remote sensing

用下被剥离和运移的过程。利用遥感技术研究水力侵蚀已有大量报道。而通过模拟水土流失过程,建立相关模型是主要的研究手段,自1965年通用水土流失方程(USLE)提出以来,该方法已在100多个国家和地区被广泛使用,但USLE方法是一种经验建模方法,具有明显的局限性,因为没有将土壤沉积的模拟考虑进来^[70]。随着研究的深入,为提高面向复杂过程的模型的适用性,一些物理模型,例如水蚀预测模型(WEPP)和欧洲水蚀模型(EUROSEM)等被提出^[71-72]。这些模型大都依赖于与水土流失相关因素的输入,而

这些参数(植被覆盖度、土壤可蚀性因子、坡度坡长因子)大多可通过遥感技术提取。Alewell等^[70]总结了过去几十年中,随着各个因子的引入,出现了各种修正的通用水土流失方程(RUSLE、RUSLE2、RUSLE3D及CSLE等)。商业化小卫星(Quick Bird、World View、Sentinel系列)的投入使用、气候数据集的发布、对地观测数据可用性的提高以及3S技术进一步的融合等,都将是推动基于过程和动态化研究的有利因素,将会进一步提高上述模型参数的精度,从而使水土流失预测模型更加完善,推动土壤侵蚀的定量化研究。

2.2 土壤荒漠化

荒漠化指包括气候变化和人类活动在内的种种因素造成的干旱、半干旱和亚湿润干旱地区的土壤退化^[73]。植被覆盖是植被对降雨、温度、土壤和地形等环境因素以及与人类活动相关的因素的综合反映,利用遥感进行土壤荒漠化评价最常用的方法是对植被参数进行趋势分析^[53]。初级净生产力(NPP)被认为是植被动态的直接反映,近年来,许多研究将NPP与HNPP(人类活动对植被NPP的影响)相结合来区分自然变化和人类活动对区域和全球生态系统的影响^[74]。尽管NDVI不是植被或生物量的直接量度,但NDVI与NPP之间保持紧密的耦合关系^[75-76]。因此,Higginbottom等^[54]认为NDVI可以代替NPP进行荒漠化程度的估算,在不影响精度的前提下使整个过程更加简单和高效。Abdel-Kader^[77]利用增强植被指数(EVI)对埃及西北海岸地区的土壤荒漠化进行了评估和监测,同样得到了较好的结果。此外,对荒漠化的动态监测能较为直接地体现遥感的优势。Feng等^[78]利用高分1号(GF-1)和中等分辨率成像光谱仪数据建立了一种快速有效的方法,对我国北方2001—2015年间荒漠化动态进行监测并通过收敛交叉模型(Convergent Cross Mapping, CCM)分析其影响因素,结果表明,与人为因素相比,荒漠化受自然因素的影响更大。

2.3 土壤盐渍化

土壤盐渍化是土壤退化的重要表现之一,常发生在干旱和半干旱地区。在这些地区,降水不足,雨水无法通过土壤有规律地渗滤,因此可溶性盐会积累在地表。此外,灌溉也可能引起地表盐分含量增高,从而影响土壤结构等性质,引起土壤盐渍化^[27]。利用遥感进行土壤盐渍化评估的主要手段有航空摄影、多光谱遥感、高光谱遥感和微波遥感。航空摄影能够提供高分辨率的像片,其包含土壤颜色信息,能够将盐渍化土壤与非盐渍化土壤区分开来^[79]。为了弥补航空像片监测范围的局限,人们依据多光谱数据提出一些盐度指标来评估土壤盐渍化水平,如Khan等^[80]利用印度遥感卫星(IRS-1B)数据监测了巴基斯坦费萨拉巴德的灌溉盐渍土壤。高光谱遥感的发展进一步丰富了利用遥感技术提取土壤盐渍化信息的手段。例如,利用高光谱可以识别盐渍化区的地表矿物和植被特征并对其进行分析,从而实现对土壤盐渍化的更准确评估^[81-82]。微波遥感是目前评估土壤盐渍化最有效的手段,其主要是基于土壤的介电常数(EC),因为

介电常数与土壤盐度密切相关^[83]。如利用主被动相结合的微波遥感技术已成功实现了对土壤盐渍化的监测^[84]。遥感技术的另一优势是在长期的对地观测过程中形成了一系列宝贵的历史数据资料,为长时间序列的动态监测提供了数据支撑。王宏卫等^[85]正是基于1989、2001、2007年三期遥感数据对渭-库绿洲的盐渍地时空动态变化特征及驱动因素进行分析,为构建盐渍地定量监测模型提供依据。Jiang等^[86]利用遥感数据进一步探索土壤不同深度的含盐量,探讨了土壤盐渍化的发生机理和土壤盐渍化对植被的影响。高分卫星数据在盐渍化的监测中也得到了较好的应用,且盐渍化信息提取总体精度和Kappa系数分别达到92.94%和0.91,优于Landsat 8 OLI的建模精度^[87]。

2.4 土壤污染

土壤污染会使农作物减产减质,此外,污染物会通过全球物质和能量循环进入大气和水环境,严重威胁人体健康。由于工业的快速发展和城镇化进程的加快,土壤成为各种污染物的汇集点,这些物质包括重金属(镍、铬、铜、镉、汞、铅、锌、砷)、石油烃等^[4]。土壤反射率特性可以用来评价土壤受污染的程度,而高光谱遥感表现出巨大的优势,成为目前监测土壤污染的重要手段^[88]。利用近红外波段(NIRS, 1 100~2 500 nm)估算土壤重金属含量的第一项研究由Malley等^[65]发表于1997年,该研究用偏最小二乘回归法分析波长与重金属含量的关系,结果表明,利用NIRS预测淡水沉积物中重金属的含量是可行的。当土壤中重金属含量较低时,在光谱上没有特征,但可以依据它们很容易与铁氧化物、黏土和有机物结合的特征来估算重金属含量。近年来,各种分析方法,包括多元线性逐步回归、偏最小二乘回归和人工神经网络法,已被用来根据识别出的光谱敏感带或其变换的各种指数对重金属含量进行建模预测。土壤重金属污染会抑制植被生长,影响其正常生理特征,其中对光谱影响最大的三个变量是植物内部结构、叶绿素含量和叶片含水量^[89]。因此,通过构建基于植被指数的模型来反演土壤重金属的含量成为遥感技术应用于土壤污染评估的另一个重要方法^[90]。同时,航空高光谱技术的快速发展,也为估算土壤重金属含量提供了新的方法,如Tan等^[91]利用机载HySpex获取徐州柳新煤矿区的土壤高光谱数据,并结合随机森林方法建立了基于光谱分析的重金属含量反演模型,结果表明对于Cr、Cu、Pb的最佳模型 R^2 分别为0.75、0.68、0.74,这也为

场地调查提供了新思路。

2.5 其他土壤退化类型

遥感技术同时还被用于土壤营养元素的监测,如 Song 等^[92]利用 HJ-1A 数据成功估算了珠江三角洲北部增城地区的土壤全氮、有效磷和速效钾的含量。Ghazali 等^[93]利用遥感技术不仅分析了土壤含水量和盐度,而且预测了 pH 值,表明其可用于评价土壤酸化程度。遥感技术还可以用于土壤结皮,如 Ustin 等^[94]利用高光谱对土壤生物结皮进行了研究。此外,遥感技术还在一些突发状况引起的土壤退化方面得到了一定程度的应用,如森林大火^[95]、管道泄漏^[96]等。

3 结论与展望

国内外基于遥感技术的土壤退化研究已经取得了丰硕成果,但由于土壤的非均质性,其各个退化过程具有强烈的时空变异性以及各因素间关系的复杂性,导致该方面的应用研究还存在一些亟待深入探索的方面:

(1) 基于遥感的土壤退化研究多依赖于地面数据和实验室模拟条件,目前的研究模型大多属于经验模型或定性、半定量研究,需要进一步探索土壤退化的机理和过程及其遥感识别,以实现土壤退化的量化研究。

(2) 除土壤荒漠化、土壤侵蚀等退化现象有大尺度的研究外,其他土壤退化类型的研究还停留在小尺度、室内条件下。虽然近距离遥感反演土壤信息的实验效果良好,但在大尺度条件下,反演精度仍得不到保证。

(3) 遥感数据的更新不够及时使其应用于土壤退化的时效性大打折扣,且陈旧的数据降低了反演的精度。随着越来越多的对地观测卫星的发射及无人机技术的大规模应用,获取数据的途径将会越来越多。如何处理这些海量数据并从中提取出有关土壤退化的关键信息将成为今后研究的重点。

(4) 目前的遥感技术只能获取土壤表层信息,尽管微波遥感有一定的穿透能力,能够获取地表以下一定范围的信息,但目前仅局限于土壤水分。因此如何获取土壤剖面的多个指标的信息仍是未来遥感技术应用于土壤退化方面需要突破的方向之一。

(5) 尽管遥感技术在荒漠化、土壤侵蚀、盐渍化的动态监测方面得到了广泛的应用,但在土壤污染、有机质含量的动态监测方面还有待更深入的探究,且需开展样地的长期、持续跟踪监测及验证。

参考文献:

- [1] Chen J, Chen J Z, Tan M Z, et al. Soil degradation: A global problem endangering sustainable development[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2002, 12(2): 243-252.
- [2] 张桃林, 王兴祥. 土壤退化研究的进展与趋向[J]. 自然资源学报, 2000, 15(3): 280-284. ZHANG Tao-lin, WANG Xing-xiang. Development and orientation of research work on soil degradation[J]. *Journal of Natural Resources*, 2000, 15(3): 280-284.
- [3] 张荣辉, 武云霞. 土壤退化状况与土壤污染现状调查之必要性[J]. 江西能源, 2007(4): 120-122. ZHANG Rong-hui, WU Yun-xia. Necessity of investigation on soil degeneration and soil pollution[J]. *Ji-angxi Energy*, 2007(4): 120-122.
- [4] Shoshany M, Goldshleger N, Chudnovsky A. Monitoring of agricultural soil degradation by remote-sensing methods: A review[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(17): 6152-6181.
- [5] Arrouays D, Lagacherie P, Hartemink A E. Digital soil mapping across the globe[J]. *Geoderma Regional*, 2017, 9: 1-4.
- [6] Soriano-Disla J M, Janik L J, Viscarra R R A, et al. The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical, chemical, and biological properties[J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2014, 49(2): 139-186.
- [7] 吴昉昭, 田庆久, 季峻峰, 等. 土壤光学遥感的理论、方法及应用[J]. 遥感信息, 2003(1): 40-47. WU Yun-zhao, TIAN Qing-jiu, JI Jun-feng, et al. Soil remote sensing research theory method and application [J]. *Remote Sensing Information*, 2003(1): 40-47.
- [8] Ninomiya Y, Fu B, Cudahy T J. Detecting lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) multispectral thermal infrared "radiance-at-sensor" data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(1/2): 127-139.
- [9] Kruse F A, Lefkoff A B, Boardman J W, et al. The spectral image processing system (SIPS): Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 44(2/3): 145-163.
- [10] Rowan L C, Mars J C. Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(3): 350-366.
- [11] Chabrilat S, Goetz A F H, Krosley L, et al. Use of hyperspectral images in the identification and mapping of expansive clay soils and the role of spatial resolution[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 82(2/3): 431-445.
- [12] Tangestani M H, Jaffari L, Vincent R K, et al. Spectral characterization and ASTER-based lithological mapping of an ophiolite complex: A case study from Neyriz ophiolite, SW Iran[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(9): 2243-2254.
- [13] Mallah N S, Noroozi A A, Homaee M. Estimating soil organic matter content from Hyperion reflectance images using PLSR, PCR, MinR and SWR models in semi-arid regions of Iran[J]. *Environmental Development*, 2018, 25: 23-32.

- [14] Wang K, Zhang C R, Li W D. Comparison of geographically weighted regression and regression kriging for estimating the spatial distribution of soil organic matter[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2012, 49(6):915-932.
- [15] Were K, Bui D T, Dick Ø B, et al. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afromontane landscape[J]. *Ecological Indicators*, 2015, 52:394-403.
- [16] Vågen T-G, Winowiecki L A, Tondoh J E, et al. Mapping of soil properties and land degradation risk in Africa using MODIS reflectance[J]. *Geoderma*, 2016, 263:216-225.
- [17] Maleki M, Amini J, Notarnicola C. Soil roughness retrieval from TerraSar-X data using neural network and fractal method[J]. *Advances in Space Research*, 2019, 64(5):1117-1129.
- [18] Turner R, Panciera R, Tanase M A, et al. Estimation of soil surface roughness of agricultural soils using airborne LiDAR[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140:107-117.
- [19] 李震, 陈权, 任鑫. Envisat-1 双极化雷达数据建模及应用[J]. 遥感学报, 2006, 10(5):777-782. LI Zhen, CHEN Quan, REN Xin. Modeling Envisat-1 dual-polarized data and its applications[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(5):777-782.
- [20] Wagner W, Pathe C, Sabel D, et al. Experimental 1 km soil moisture products from Envisat ASAR for southern Africa[C]. Montreux: Envisat Symposium, 2007:23-27.
- [21] Qiu G Y, Zhao M. Remotely monitoring evaporation rate and soil water status using thermal imaging and "three-temperatures model (3T model)" under field-scale conditions[J]. *Journal of Environmental Monitoring*, 2010, 12(3):716-723.
- [22] Baghdadi N, King C, Chanzy A, et al. An empirical calibration of the integral equation model based on SAR data, soil moisture and surface roughness measurement over bare soils[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(20):4325-4340.
- [23] 田美玲, 葛翔宇, 丁建丽, 等. 耦合机器学习和机载高光谱数据的土壤含水量估算[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(9):232-241. TIAN Mei-ling, GE Xiang-yu, DING Jian-li, et al. Coupled machine learning and UAV-based hyperspectral imagery for soil water content estimation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(9):232-241.
- [24] Bartholomeus H, Epema G, Schaepman M. Determining iron content in Mediterranean soils in partly vegetated areas, using spectral reflectance and imaging spectroscopy[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2007, 9(2):194-203.
- [25] Escadafal R. Remote sensing of soil color: Principles and applications[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1993, 7(3/4):261-279.
- [26] 何挺, 王静, 程烨, 等. 土壤氧化铁光谱特征研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006, 22(2):30-34. HE Ting, WANG Jing, CHENG Ye, et al. Study on spectral features of soil Fe_2O_3 [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2006, 22(2):30-34.
- [27] Mulder V L, de Bruin S, Schaepman M E, et al. The use of remote sensing in soil and terrain mapping: A review[J]. *Geoderma*, 2011, 162(1/2):1-19.
- [28] Zhang X F, Pazner M, Duke N. Lithologic and mineral information extraction for gold exploration using ASTER data in the south Chocolate Mountains (California)[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007, 62(4):271-282.
- [29] Swayze G A, Clark R N, Goetz A F H, et al. Mapping advanced argillic alteration at Cuprite, Nevada, using imaging spectroscopy[J]. *Economic Geology*, 2014, 109(5):1179-1221.
- [30] Gomez C, Adeline K, Bacha S, et al. Sensitivity of clay content prediction to spectral configuration of VNIR/SWIR imaging data, from multi-spectral to hyperspectral scenarios[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204:18-30.
- [31] Galvão L S, Formaggio A R, Couto E G, et al. Relationships between the mineralogical and chemical composition of tropical soils and topography from hyperspectral remote sensing data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(2):259-271.
- [32] Galvão L S, Pizarro M A, Epiphany J C N. Variations in reflectance of tropical soils: Spectral-chemical composition relationships from AVIRIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 75(2):245-255.
- [33] 顾晓鹤, 王堃, 潘瑜春, 等. 基于 HJ1A-HSI 超光谱影像的耕地有机质遥感定量反演[J]. 地理与地理信息科学, 2011, 27(6):69-73. GU Xiao-he, WANG Kun, PAN Yu-chun, et al. Remote sensing quantitative retrieval of farmland organic matter based on HJ1A-HSI image[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2011, 27(6):69-73.
- [34] Zhai M. Inversion of organic matter content in wetland soil based on Landsat 8 remote sensing image[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2019, 64:102645.
- [35] Baumgardner M F, Silva L F, Biehl L L, et al. Reflectance properties of soils[M]//Brady N C. Advances in agronomy. Saltlake City: American Academic Press. 1986:1-44.
- [36] Liu Y, Xie X L, Wang M, et al. Removing the effects of iron oxides from Vis-Nir spectra for soil organic matter prediction[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2018, 82(1):87-95.
- [37] Chabrilat S, Ben-Dor E, Cierniewski J, et al. Imaging spectroscopy for soil mapping and monitoring[J]. *Surveys in Geophysics*, 2019, 40(3):361-399.
- [38] Baghdadi N, Cerdan O, Zribi M, et al. Operational performance of current synthetic aperture radar sensors in mapping soil surface characteristics in agricultural environments: Application to hydrological and erosion modelling[J]. *Hydrological Processes*, 2008, 22(1):9-20.
- [39] Holah N, Baghdadi N, Zribi M, et al. Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(1):78-86.
- [40] Srivastava H S, Patel P, Sharma Y, et al. Large-area soil moisture estimation using multi-incidence-angle RADARSAT-1 SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(8):2528-2535.
- [41] Burwell R E, Larson W E. Infiltration as influenced by tillage-induced random roughness and pore space[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1969, 33(3):449-452.

- [42] Idso S B, Jackson R D, Reginato R J, et al. The dependence of bare soil albedo on soil water content[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1975, 14(1):109-113.
- [43] Dalal R C, Henry R J. Simultaneous determination of moisture, organic carbon, and total nitrogen by near infrared reflectance spectrophotometry[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1986, 50(1):120-123.
- [44] Stoner E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1981, 45(6):1161-1165.
- [45] Lobell D B, Asner G P. Moisture effects on soil reflectance[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(3):722-727.
- [46] Ulaby F T, Batlivala P P, Dobson M C. Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture, and soil texture: Part I: Bare soil[J]. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 1978, 16(4):286-295.
- [47] Peng J, Loew A. Recent advances in soil moisture estimation from remote sensing[J]. *Water*, 2017, 9(7):530.
- [48] Richter N, Jarmer T, Chabrilat S, et al. Free iron oxide determination in mediterranean soils using diffuse reflectance spectroscopy[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2009, 73(1):72-81.
- [49] Palacios-Orueta A, Ustin S L. Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains I. Spectral analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 65(2):170-183.
- [50] Angima S D, Stott D E, O'Neill M K, et al. Soil erosion prediction using RUSLE for central Kenyan highland conditions[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2003, 97(1/2/3):295-308.
- [51] Petropoulos G P, Ireland G, Barrett B. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: Current status, products & future trends[J]. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2015, 83:36-56.
- [52] Yan Y C, Xin X P, Xu X L, et al. Quantitative effects of wind erosion on the soil texture and soil nutrients under different vegetation coverage in a semiarid steppe of northern China[J]. *Plant and Soil*, 2013, 369(1/2):585-598.
- [53] Dubovik O. The role of remote sensing in land degradation assessments: Opportunities and challenges[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2017, 50(1):601-613.
- [54] Higginbottom T P, Symeonakis E. Assessing land degradation and desertification using vegetation index data: Current frameworks and future directions[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(10):9552-9575.
- [55] Shirvani M, Khalili B, Mohaghegh P, et al. Land-use conversion effects on phosphate sorption characteristics in soils of forest and range-land sites from Zagros area, western Iran[J]. *Arid Land Research and Management*, 2010, 24(3):223-237.
- [56] Ali A M S. Rice to shrimp: Land use/land cover changes and soil degradation in southwestern Bangladesh[J]. *Land Use Policy*, 2006, 23(4):421-435.
- [57] Jiang P H, Cheng L, Li M C, et al. Impacts of LUCC on soil properties in the riparian zones of desert oasis with remote sensing data: A case study of the middle Heihe River basin, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2015, 506/507:259-271.
- [58] Roering J J, Stimely L L, Mackey B H, et al. Using DInSAR, airborne LiDAR, and archival air photos to quantify landsliding and sediment transport[J]. *Geophysical Research Letters*, 2009, 36(19):19402.
- [59] Sankey J B, Glenn N F, Germino M J, et al. Relationships of aeolian erosion and deposition with LiDAR-derived landscape surface roughness following wildfire[J]. *Geomorphology*, 2010, 119(1/2):135-145.
- [60] Chen Z J, Wang L, Wei A S, et al. Land-use change from arable lands to orchards reduced soil erosion and increased nutrient loss in a small catchment[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 648:1097-1104.
- [61] Wu Z H, Lei S G, Bian Z F, et al. Study of the desertification index based on the albedo-MSAVI feature space for semi-arid steppe region [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2019, 78(6):232.
- [62] Wiegand C L, Rhoades J D, Escobar D E, et al. Photographic and videographic observations for determining and mapping the response of cotton to soil salinity[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49(3):212-223.
- [63] Sreenivas K, Venkataratnam L, Rao P V N. Dielectric properties of salt-affected soils[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(4):641-649.
- [64] Wang X P, Zhang F, Kung H T, et al. Extracting soil salinization information with a fractional-order filtering algorithm and grid-search support vector machine(GS-SVM) model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(3):953-973.
- [65] Malley D F, Williams P C. Use of near-infrared reflectance spectroscopy in prediction of heavy metals in freshwater sediment by their association with organic matter[J]. *Environmental Science & Technology*, 1997, 31(12):3461-3467.
- [66] Lassalle G, Credoz A, Hédacq R, et al. Assessing soil contamination due to oil and gas production using vegetation hyperspectral reflectance[J]. *Environmental Science & Technology*, 2018, 52(4):1756-1764.
- [67] Chen W N, Dong Z B, Li Z S, et al. Wind tunnel test of the influence of moisture on the erodibility of loessial sandy loam soils by wind[J]. *Journal of Arid Environments*, 1996, 34(4):391-402.
- [68] Liu J G, Lee H, Pearson T. Detection of rapid erosion in SE Spain using ERS SAR interferometric coherence imagery[J]. *Remote Sensing for Earth Science, Ocean, and Sea Ice Applications*, 1999, 3868:525-535.
- [69] Guo Z, Zobeck T M, Zhang K, et al. Estimating potential wind erosion of agricultural lands in northern China using the revised wind erosion equation and geographic information systems[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2013, 68(1):13-21.
- [70] Alewell C, Borrelli P, Meusburger K, et al. Using the USLE: Chances, challenges and limitations of soil erosion modelling[J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2019, 7(3):203-225.
- [71] Boardman J. Soil erosion science: Reflections on the limitations of current approaches[J]. *Catena*, 2006, 68(2/3):73-86.
- [72] Morgan R P C, Quinton J N, Smith R E, et al. The European Soil Erosion Model (EUROSEM): A dynamic approach for predicting sediment transport from fields and small catchments[J]. *Earth Surf Process*

- Landforms*, 1998, 23(6):527-544.
- [73] Huang J P, Zhang G L, Zhang Y T, et al. Global desertification vulnerability to climate change and human activities[J]. *Land Degradation & Development*, 2020, 31(11):1380-1391.
- [74] Zhou W, Sun Z G, Li J L, et al. Desertification dynamic and the relative roles of climate change and human activities in desertification in the Heihe River basin based on NPP[J]. *Journal of Arid Land*, 2013, 5(4):465-479.
- [75] Tucker C J, Justice C O, Prince S D. Monitoring the grasslands of the Sahel 1984—1985[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(11):1571-1581.
- [76] Tucker C J, Vanpraet C L, Sharman M J, et al. Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel: 1980—1984[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1985, 17(3):233-249.
- [77] Abdel-Kader F H. Assessment and monitoring of land degradation in the northwest coast region, Egypt using earth observations data[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2019, 22(2):165-173.
- [78] Feng L L, Jia Z Q, Li Q X. The dynamic monitoring of aeolian desertification land distribution and its response to climate change in northern China[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6(1):39563.
- [79] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity: Potentials and constraints[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(1):1-20.
- [80] Khan N M, Rastokuev V 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(1/2/3):96-109.
- [81] Dehaan R L, Taylor G R. Field-derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigation-induced soil salinization[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(3):406-417.
- [82] 丁建丽, 伍漫春, 刘海霞, 等. 基于综合高光谱指数的区域土壤盐渍化监测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(7):1918-1922. DING Jian-li, WU Man-chun, LIU Hai-xia, et al. Study on the soil salinization monitoring based on synthetical hyperspectral index[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(7):1918-1922.
- [83] Aly Z, Bonn F J, Magagi R, et al. Analysis of the backscattering coefficient of salt-affected soils using modeling and RADARSAT-1 SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(2):332-341.
- [84] Nurmemet I, Ghulam A, Tiyyip 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, 7:8803-8829.
- [85] 王宏卫, 塔西甫拉提·特依拜. 干旱区盐渍地遥感动态监测及其驱动力研究——以渭干河-库车河三角洲绿洲为例[J]. *干旱区地理*, 2009, 32(3):445-453. WANG Hong-wei, TASHPOLAT Tiyyip. Remote sensing dynamic monitor and driving force of soil salinization in arid area: A case of delta oasis of Weigan and Kuche River[J]. *Arid Land Geography*, 2009, 32(3):445-453.
- [86] Jiang H N, Shu H. Optical remote-sensing data based research on detecting soil salinity at different depth in an arid-area oasis, Xinjiang, China[J]. *Earth Science Informatics*, 2019, 12(1):43-56.
- [87] 牛增懿, 丁建丽, 李艳华, 等. 基于高分一号影像的土壤盐渍化信息提取方法[J]. *干旱区地理*, 2016, 39(1):171-181. NIU Zeng-yi, DING Jian-li, LI Yan-hua, et al. Soil salinization information extraction method based on GF-1 image[J]. *Arid Land Geography*, 2016, 39(1):171-181.
- [88] Wu Y Z, Chen J, Ji J F, et al. A mechanism study of reflectance spectroscopy for investigating heavy metals in soils[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2007, 71(3):918-926.
- [89] Liu M L, Liu X N, Zhang B Y, et al. Regional heavy metal pollution in crops by integrating physiological function variability with spatio-temporal stability using multi-temporal thermal remote sensing[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 51:91-102.
- [90] Wang F H, Gao J, Zha Y. Hyperspectral sensing of heavy metals in soil and vegetation: Feasibility and challenges[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 136:73-84.
- [91] Tan K, Wang H M, Chen L H, et al. Estimation of the spatial distribution of heavy metal in agricultural soils using airborne hyperspectral imaging and random forest[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2020, 382:120987.
- [92] Song Y Q, Zhao X, Su H Y, et al. Predicting spatial variations in soil nutrients with hyperspectral remote sensing at regional scale[J]. *Sensors*, 2018, 18(9):3086.
- [93] Ghazali M F, Wikantika K, Harto A B, et al. Generating soil salinity, soil moisture, soil pH from satellite imagery and its analysis[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2019, 7(2):294-306.
- [94] Ustin S L, Valko P G, Kefauver S C, et al. Remote sensing of biological soil crust under simulated climate change manipulations in the Mojave Desert[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(2):317-328.
- [95] Goldshleger N, Ben-Dor E, Lugassi R, et al. Soil degradation monitoring by remote sensing: Examples with three degradation processes[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2010, 74(5):1433-1445.
- [96] Fingas M, Brown C. Review of oil spill remote sensing[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2014, 83(1):9-23.