



中国农业资源与区划

Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning

ISSN 1005-9121, CN 11-3513/S

《中国农业资源与区划》网络首发论文

题目：基于卫星遥感的耕地质量监测与评价研究进展
作者：王迪，曾妍，田甜，张自刚，蔡国斌，陈瑶，张尚
收稿日期：2025-01-09
网络首发日期：2025-07-04
引用格式：王迪，曾妍，田甜，张自刚，蔡国斌，陈瑶，张尚. 基于卫星遥感的耕地质量监测与评价研究进展[J/OL]. 中国农业资源与区划.
<https://link.cnki.net/urlid/11.3513.S.20250704.1025.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

综合研究 ·

基于卫星遥感的耕地质量监测与评价研究进展*

王迪^{1*}，曾妍¹，田甜¹，张自刚¹，蔡国斌²，陈瑶¹，张尚¹

(1. 北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室/中国农业科学院农业资源与农业区划研究所，北京 100081；2. 甘肃省自然资源规划研究院，兰州 730000)

摘 要 [目的]耕地质量监测与评价对于耕地质量保护提升、水肥高效精准施用、粮食生产持续发展及高标准农田建设管理具有重要意义。卫星遥感技术以其覆盖范围大、探测周期短、监测成本低等优点可为耕地质量的及时准确监测提供强有力的技术支撑。[方法]文章对近年来国内外耕地质量遥感监测与评价方面的研究进展进行了系统总结，梳理了卫星遥感可获取的耕地质量表征指标，分析了各指标的遥感估算方法及所需数据源，归纳了现有耕地质量综合评价使用的研究方法。[结果](1) 目前国内外利用卫星遥感影像获取的耕地质量指标主要包括土壤属性、环境属性、耕地生产力和综合性指标 4 种类型；(2) 基于卫星遥感的耕地质量指标获取方法主要有波段运算、统计模型、机器学习和神经网络等；(3) 耕地质量评价方法主要为加权求和型和连乘型 2 种类型。[结论]耕地质量遥感监测要构建利用遥感电磁波特征估算多种耕地质量监测与评价指标的深度学习模型，综合利用多源、多平台以及多时相数据提高遥感估算精度，科学确定耕地质量综合评价指标权重，实现区域耕地质量的客观评价。

关键词 耕地质量 遥感 评价指标 土壤有机质 耕地生产力

中图分类号：S127

0 引言

耕地质量关系到国家粮食安全、农产品质量和生态环境安全，是保障经济社会持续健康发展、满足人民物质生活需要的必要基础^[1]。近年来，随着中国城镇化和工业化的快速发展，大量优质耕地被占用；同时土壤污染、水土流失、土地利用结构不合理等突出问题导致耕地质量在结构和布局上发生巨大变化^[2-5]。据自然资源部农用地质量与监控重点实验室发布的《中国农用地质量发展研究报告（2016）》，全国中低产田占耕地总面积的约 2/3，耕地质量总体形势不容乐观^[6, 7]。因此，面对耕地资源约束日益趋紧与农产品需求不断提高的尖锐矛盾，开展耕地质量监测与评价，及时准确获取耕地质量变化信息，对于耕地质量保护提升、水肥高效精准施用、粮食生产持续发展及基本农田监测管护具有重要意义。

传统的耕地质量监测与评价大多采用区划—布点—调查—评价的方法。该法通过分析地面样点对应的土壤理化指标，采取以点代面的方式监测并评价区域耕地质量状况^[8, 9]。尽管在田间层面利用传统方法可获得较为可靠的监测结果，但在区域尺度上，则明显存在监测精度差、评价周期长、调查费用高等诸多不足。作为一种先进的对地观测技术，遥感以其覆盖范围大、获取数据快、监测成本低等众多优点，能有效弥补传统方法的不足，可为耕地质量快速、准确地监测与评价提供强有力的技术支撑^[10]。在耕地资源监管领域具有广阔的应用前景。近年来，随着卫星遥感、近地光谱测量、机器学习技术的发展，联合遥感与地面调查数据的耕地质量监测与评价研究已成为农业与环境遥感领域的热点课题^[11]。

本文以时间历程为主线，对近年来国内外耕地质量遥感监测与评价方面的研究进展进行

收稿日期：2025-01-09

*作者简介：王迪（1977—），男，辽宁鞍山人，博士、研究员。研究方向：农业遥感应用研究。E-mail: wangdicaas@126.com

*资助项目：国家重点研发计划项目“黑土区土壤资源大数据融合与清单构建”（2023YFD1500103）

综述, 主要从耕地质量表征指标、指标获取方法与所需数据源、耕地质量评价方法 3 个方面对现有研究进行总结与归纳。在此基础上, 指出了以往耕地质量遥感监测研究存在的问题, 并对未来的发展趋势进行了展望。

1 国内外研究现状分析

1.1 耕地质量表征指标

作为自然、社会经济、环境等因素的综合影响结果, 耕地质量集中表现在满足农作物持续产出和质量安全的能力上^[12]。鉴于此, 能够表征耕地质量的可量化指标涉及多个方面。2012 年, 由国土资源部提出, 国家质检总局和国家标准委联合发布的《农用地质量分等规程》(GB/T 28407-2012) 中给出了农用地质量分等时需要考虑的 13 个因素, 涉及土壤有机质含量、土壤质地、地形坡度、灌溉保证率等多个指标^[13]。2016 年, 由农业部提出, 国家质检总局和国家标准委联合发布的《耕地质量等级》(GB/T 33469-2016) 中则明确指出我国的耕地质量指标由基础性指标和区域补充性指标组成。其中基础性指标包括地形部位、有机质含量、耕地质地、灌溉能力及农田林网化率等 13 个指标; 区域补充性指标包括耕层厚度、盐渍化程度、酸碱度等 6 个指标^[14]。尽管能量化表征耕地质量的指标很多, 然而通过卫星遥感技术可准确获取的指标数量却很少。总结以往国内外利用卫星遥感影像获取的耕地质量指标, 主要包括土壤属性指标(土壤有机质和有机碳含量、土壤质地、总氮量、pH 值等)、环境属性指标(盐渍化程度、重金属含量)、耕地生产力指标(总初级生产力(GPP)、净初级生产力(NPP)、归一化植被指数(NDVI)等)和综合性指标(多种耕地质量指标联合) 4 种类型。

1.1.1 土壤属性指标

土壤有机质(SOM)是衡量耕地质量的核心指标, 同时也是地球生态系统中最大的碳储存库, 对维持土壤健康及全球碳循环具有重要作用^[15]。由于土壤有机质主要集中在表层土壤中, 且随有机质含量增加, 土壤光谱反射率呈现出下降的变化规律, 因此, 众多国内外学者纷纷利用各种卫星遥感数据开展了土壤有机质估算与制图研究。如 Sreenivas 等^[16]联合 8 年的 MODIS 卫星 NDVI 月度复合数据(空间分辨率为 1 km)与温度、降雨、土壤类型、土地覆盖及地面样点等数据, 选取气候、土地覆盖、土壤类型、NDVI、灌溉状态为影响因子, 采用随机森林法(RF)对印度全境的土壤有机碳(SOC)密度进行了制图研究, 结果显示利用 RF 法估算 SOC 密度的均方根误差(RSME)值为 1.69 kg/m²。Pouladi 等^[17]利用 Sentinel-2 卫星遥感影像提取的 4 种光谱指数(NDVI、比值植被指数(RVI)、差值植被指数(DVI)、土壤调节植被指数(SAVI)), 联合数字高程模型(DEM)及土壤有机质质地地面实测数据, 采用 5 种方法(克里金法(Kriging)、规则立方回归模型(Cubist)、RF、Cubist-kriging 以及 RF-kriging)对丹麦的一块面积为 10 hm²的农田 SOM 含量进行了预测, 结果表明 Kriging 法预测 SOM 的精度最高, RF-kriging 法次之, Cubist 和 RF 法的精度相对较差。

除了 SOM/SOC 外, 土壤质地(土壤颗粒大小及其组合)同样对光谱反射率有影响。不同的土壤质地(如砂土、壤土、粘土等)在各个波长的光谱反射率也不尽相同。因此, 部分学者利用卫星遥感数据开展了多种土壤属性指标(如 SOM/SOC, 土壤质地, 土壤总氮含量(TN)等)的反演与制图研究。如 Vågøen 等^[18]联合 MODIS 反射率产品和地面采样数据, 采用 RF 法对非洲大陆的 SOC、pH、砂粒含量及可交换碱总量进行了制图研究, 与实测数据相比, 上述 4 种土壤理化指标估算的 RMSE 分别为 10.6、0.34、9.1 和 6.5。Zeraatpisheh 等^[19]利用 Landsat 增强型专题绘图仪(ETM)数据、DEM 数据和地面采样数据, 采用 4 种方法(Cubist、RF、回归树(RT)及多元线性回归(MLR))对伊朗中部半干旱地区的 SOC

和土壤粘粒含量进行制图研究，结果显示利用遥感影像提取的 RVI 和波段 4 的反射率是影响研究区 SOC 含量变化的最重要因子。表 1 列出了近年来国内外利用卫星遥感数据估算各种土壤属性指标的相关研究报道。从表 1 中可以看出，目前国外的研究主要是利用遥感技术在各种尺度的研究区内针对多种能够表征土壤性质的指标（SOC、土壤质地、TN、pH 值等）进行反演或制图研究；国内学者则着重利用遥感数据获取的多种土壤属性指标（SOM、TN、土壤质地等）进行耕地质量分等或评价研究。

表 1 近年来国内外利用卫星遥感数据估算土壤属性指标研究报道

年份	作者	期刊	指标	主题
JAG (International Journal of Applied				
2020	Lin 等 ^[20]	Earth Observation and Geoinformation)	SOM	江苏省东海县土壤有机质时空变化监测
2019	Pouladi 等 ^[17]	Geoderma	SOM	丹麦田块尺度土壤有机质制图
2019	Keskin 等 ^[21]	Geoderma	SOC	佛罗里达州土壤有机碳制图
2019	Chen 等 ^[22]	Science of the Total Environment	SOM	湖北省农田土壤有机质动态制图
2019	Wadoux 等 ^[23]	Geoderma	SOC、pH、TN、质地（砂粒、粉粒、粘粒）	法国多种土壤理化指标制图
2019	许宁等 ^[8]	河北农业科学	SOM、TN、速效钾、有效磷	河北省平安县耕地综合质量制图
2019	窦欣 ^[24]	东北农业大学硕士论文	SOM	松嫩平原北部耕作区有机质含量估算
2018	Zeraatpisheh 等 ^[19]	Geoderma	SOC、质地（粘粒）	伊朗中部半干旱地区土壤理化指标制图
2018	Khanal 等 ^[25]	Computers and Electronics in Agriculture	SOM、pH、K	美国俄亥俄州土壤理化指标和产量制图
2018	刘焕军等 ^[26]	农业工程学报	SOM	黑龙江省黑土区田块尺度土壤有机质含量估算
2017	Nowkandeh 等 ^[27]	Environmental Development	SOM	伊朗半干旱地区土壤有机质含量估算
2017	Poggio 等 ^[28]	Science of the Total Environment	SOC、pH、质地（砂粒、粉粒、粘粒）	苏格兰大区域土壤理化指标制图
2017	Liu 等 ^[29]	Remote Sensing	SOC、TN、质地（粘粒）	欧洲森林、草地、农田土壤理化指标反演
2017	Hengl 等 ^[30]	PLoS One	SOC、pH、质地（砂粒、粉粒、粘粒）	全球土壤理化指标制图
2017	Forkuor 等 ^[31]	PLoS One	SOC、质地（砂土、粘土、壤土）	西南布基纳法索土壤理化指标制图
2017	Wang 等 ^[32]	Geoderma	SOC、TN	辽宁省土壤有机碳和总氮制图
2017	Xu 等 ^[33]	ISPRS	TN、交换性钾	印度小型农田土壤理化指标制图
2017	齐雁冰等 ^[34]	自然资源学报	SOM	陕西省土壤有机质制图
2016	Yang 等 ^[35]	Ecological Indicators	SOC	高寒生态系统表层土壤有机碳制图
2016	Taghizadeh 等 ^[36]	Geoderma	SOC	伊朗巴内多层土壤有机碳制图
2016	Sreenivas 等 ^[16]	Geoderma	SOC	印度土壤有机碳制图
2016	Song 等 ^[37]	Geoderma	SOC	黑河流域土壤有机碳制图
2016	Somarathna 等 ^[38]	Geoderma Regional	SOC	澳大利亚新南威尔士州土壤有机碳制图
2016	王琼等 ^[39]	农业工程学报	SOM	北疆绿洲区棉田土壤有机质制图
2016	王茵茵等 ^[40]	土壤学报	SOM	陕西省榆阳区土壤有机质含量估算
2016	吴才武等 ^[41]	土壤学报	SOM	吉林省黑土区土壤有机质制图
2016	V ågen 等 ^[18]	Geoderma	SOC、pH、质地（含沙量）	非洲土壤理化指标制图
2015	Were 等 ^[42]	Ecological Indicators	SOC	非洲山地土壤有机碳储量制图
2014	Piccini 等 ^[43]	Ecological Indicators	SOM	意大利中部地区土壤有机质含量估算
2014	Ahmed 等 ^[44]	European Journal of Remote Sensing	SOM	巴基斯坦土壤有机质制图
2014	王祥峰等 ^[45]	农业工程学报	SOM	黑龙江省双山农场土壤有机质含量估算

2014	李燕丽等 ^[46]	生态学报	SOM、TN	广西中南部耕地 SOM 和 TN 变化制图
2013	于士凯等 ^[47]	中国农学通报	SOM	吉林省公主岭市、梨树县土壤有机质制图
2011	刘焕军等 ^[48]	农业工程学报	SOM	黑龙江省黑土区有机质含量估算
2011	宋立生等 ^[49]	草业科学	SOM	青海省玛多县草地土壤有机质制图
2010	张法升等 ^[50]	应用生态学报	SOM	辽宁省阜新镇土壤有机质制图

1.1.2 环境属性指标

土壤盐渍化是耕地质量退化的主要形式之一。以往研究表明，土壤盐渍化程度随土壤表观电导率 EC_a或土壤全盐含量的增大而加重^[52]。因此，土壤表观电导率（EC_a）和土壤全盐含量可作为表征土壤盐渍化程度的 2 个重要指标。现有国内外研究大多使用卫星遥感影像结合气象、地形地貌数据，采用各种回归模型估算土壤表观电导率 EC_a，进而确定区域土壤盐渍化程度。如 Scudiero 等^[53]通过 Landsat-7 ETM⁺影像提取的冠层盐度响应指数（CRSI）与降雨、气温数据相结合，采用多元线性回归法构建土壤表观电导率 EC_a 估算模型，利用模型对加州西部的土壤盐渍度进行了制图研究。经地面实测数据检验表明，该模型的 EC_a 预测值与实测值间 R²=0.73，RSME 为 3.63 dS/m。

土壤重金属污染直接影响耕地产出的农作物产量与质量安全，危及人类健康，是耕地面临的最主要环境污染。由于土壤中重金属元素含量相对较低，电磁反射或辐射能量弱，光谱特征不明显，易受土壤其他组分的光谱特征干扰，因此，利用卫星遥感数据直接分析土壤重金属的光谱特征，进而估算重金属含量则比较困难^[12]。有研究表明，在水分和养分充足的前提下，农作物的生长主要受到土壤中重金属的影响。随着土壤重金属含量的增加，植被的叶面积指数和叶绿素含量均呈减小趋势^[54]。因此以往国内外研究主要使用卫星遥感影像获取 NDVI，通过建立 NDVI、降雨及气温与土壤重金属含量的模型，利用模型预测土壤重金属污染状况。如 Wang 等^[55]使用 Landsat 8 OLI 数据提取 NDVI，选取 NDVI、降雨和气温作为土壤重金属含量的主要影响因子，采用多元线性回归模型对甘肃省大夏河流域的土壤重金属含量进行了预测，并根据重金属含量制图结果对该地区的生态风险进行了评价。表 2 列出了近年来国内外利用卫星遥感数据获取土壤环境属性指标（盐渍化程度、重金属含量等）的相关研究报道。从表 2 中可以看出，国外研究主要关注于土壤盐渍化程度的监测与评价，研究区域大多分布在气候干旱区；国内则对土壤重金属含量的监测研究较多。

表 2 近年来国内外利用卫星遥感数据获取土壤环境属性指标研究报道

年份	作者	期刊	指标	主题
2016	Scudiero 等 ^[53]	Ecological Indicators	土壤表观电导率 EC _a	加州西部区域尺度土壤盐度评价
2014	Taghizadeh-mehrjardi 等 ^[52]	Geoderma	土壤表观电导率 EC _a	伊朗中部阿尔达坎地区土壤盐分制图
2016	刘全明等 ^[56]	农业工程学报	土壤全盐量	河套灌区土壤盐分含量预测
2020	Wang 等 ^[55]	AIP Advances	重金属含量	大夏河流域土壤重金属含量预测及生态风险评价
2016	张建新等 ^[57]	遥感信息	重金属含量（砷、铬、镉、铜、汞、铅）	湘江流域土壤重金属潜在风险指数分级
2016	周超 ^[58]	吉林大学博士学位论文	重金属含量（铜、镍）	黑龙江呼玛县植被重金属含量估算
2012	李婷等 ^[54]	农业工程学报	重金属含量（铜、铅、砷、镉、铬、锌）	吉林省西湖镇水稻重金属污染胁迫水平等级划分

注：EC_a 为土壤表观电导率。下同。

1.1.3 耕地生产力指标

耕地质量集中体现了土壤满足农作物持续产出的能力。因此，除了土壤自身及其环境属性指标外，耕地上农作物的生长状况和产量（即耕地生产力）也是反映耕地质量的一类重要指标。以往大量研究表明，在众多遥感获取指标中，NDVI 和 NPP 是评价农作物长势和产量的最常用指标^[15, 59, 60]。因此，现有国内外研究大多通过卫星遥感影像提取或估算 NDVI 和 NPP/GPP，利用 NDVI 或 NPP 间接评价区域耕地生产力或耕地质量。如 Dedeoğlu 等^[59]使用 Sentinel-2 卫星遥感影像提取 3 种植被指数（NDVI、红边优化土壤调节植被指数（RE-OSAVI）、红边修正叶绿素吸收率指数（REMCARI）），通过分析 3 个指数与小麦产量的相关关系建立小麦估产模型，利用小麦产量定量评价了土耳其布尔萨地区的土壤生产力等级状况，结果表明，当小麦处于分蘖期时，利用 RE-OSAVI 指数估产精度最高；而在抽穗期，利用 NDVI 指数进行小麦产量估计的精度最高。牛忠恩等^[15]将的 Landsat 8 OLI 数据（空间分辨率为 30 m）与 MODIS 数据（空间分辨率为 500 m）进行融合处理，获取空间分辨率 30 m、时间步长 8 d 的时间序列数据，利用植被—光合作用模型（VPM）估算了宁夏永宁县的 NPP。与单独使用 MODIS 数据的结果比较发现，使用融合数据估算的 NPP 可更有效地检测出高标准农田建设对农田生产力的提升。表 3 列出了近年来国内外利用卫星遥感数据开展耕地生产力估算的研究报道。从表 3 中可以看出，国外研究主要利用 NDVI 或 NPP 指标估算农作物产量；国内在利用耕地生产力指标进行耕地质量评价方面的研究较多。在现有的农田生产力和耕地质量评价研究中，NPP/GPP 比 NDVI 更为常用。

表 3 近年来国内外耕地生产力遥感估算研究报道

年份	作者	期刊	指标	主题
2019	Dedeoğlu 等 ^[59]	Environmental Monitoring and assessment	RE-OSAVI、REMCARI、NDVI	植被指数预测土耳其布尔萨地区土壤生产力
2019	Meroni 等 ^[61]	Remote Sensing	GPP	欧洲作物和草地 GPP 估算
2018	He 等 ^[62]	Remote Sensing	GPP	美国蒙大拿州区域性作物 GPP 和产量估算
2016	Yan 等 ^[63]	Journal of Geographical Sciences	NPP	中国中低产田潜在生产力估算
2011	Kalfas 等 ^[64]	Agricultural and Forest Meteorology	GPP	不同轮作体系和灌溉方式下玉米田 GPP 估算
2019	马佳妮等 ^[9]	农业机械学报	NPP	吉林省耕地质量等级评价
2017	欧阳玲 ^[65]	中国科学院大学博士学位论文	NDVI、NPP、EVI、FVC	松嫩平原南部耕地质量等级评价
2016	牛忠恩等 ^[66]	农业工程学报	GPP	中国农田生态系统总初级生产力估算
2016	牛忠恩等 ^[15]	自然资源学报	NPP	永宁县农田净初级生产力估算
2015	张合兵等 ^[67]	中国农学通报	NDVI	济源市耕地质量时空变化遥感监测
2011	王蕊等 ^[60]	中国生态农业学报	NDVI	河北平原农田生产力等级评价
2009	国志兴等 ^[68]	农业工程学报	NPP	三江平原农田生产力等级评价

注：RE-OSAVI 为红边优化土壤调节植被指数；REMCARI 为红边修正叶绿素吸收率指数；FVC 为植被覆盖度。下同。

1.1.4 综合性指标

耕地质量是自然、农作物种植制度、农田管理措施及社会经济等多种因素综合影响的结果。曾有学者明确指出，耕地作为一种复杂的综合性系统，在对其进行质量评价时，不能仅关注耕地的某一类属性（如土壤质量属性），需要从多个角度选取多种指标对耕地质量进行综合评价。基于这一观点，部分学者通过卫星遥感技术获取多种指标信息，综合利用各种指标对不同区域的耕地质量进行了定量评价研究。如 Liu 等^[69]使用 GF-1 全色多光谱成像系统（PMS）数据获取温度植被干旱指数（TVDI）、植被指数（VI）、道路通达性（RA）及耕

地斑块分维数（PFD）信息，选取这 4 种指标与坡度作为自变量，采用 4 种模型（线性模型、偏最小二乘回归（PLSR）、反向传递神经网络（BPNN）、遗传算法优化-反向传递神经网络（GA-BPNN））对广州市从化区的耕地质量进行了估算与制图研究，结果表明，使用增强型植被指数（EVI）指标结合 GA-BPNN 模型进行耕地质量制图的精度最高。方琳娜和宋金平^[78]利用 SPOT 5 多光谱影像获取的 RVI、NDVI、DVI、土地利用程度（LUD）与坡度共计 5 个指标，采用多元线性回归法估算了山东省即墨市的耕地质量，并根据制图结果对该地区耕地质量进行了分等评价。表 4 中列出了近年来国内外利用多种指标开展耕地质量评价的研究报道。从表 4 中可以看出，现有研究大多从地形、土壤属性（肥力、水分及退化程度）和土地利用角度，综合选取坡度、RVI、NDVI、DVI 及 LUD 这 5 个指标对耕地质量进行定量评价。

表 4 近年来国内外利用多种指标开展耕地质量评价研究报道

年份	作者	期刊	指标	主题
2019	Liu 等 ^[69]	Sensors	坡度、EVI、TVDI	从化区耕地质量评价
2012	Wang 等 ^[70]	Procedia Environmental Sciences	坡度、NDVI、TVDI	基于 GIS 和 RS 的山东省耕地质量评价
2010	Liu 等 ^[71]	Applied Geography	坡度、SVMi、MSAVI	横山县生态脆弱环境区耕地质量评价
2020	高璐璐等 ^[72]	农业机械学报	NDVI、植物多样性	耕地健康产能等级评价
2019	王恒等 ^[73]	北京测绘	坡度、RVI、NDVI、DVI、LUD	海伦市耕地质量等级评价
2017	郑艺颖等 ^[74]	安徽农业科学	坡度、RVI、NDVI、DVI、LUD	桂平市耕地质量等级评价
2016	肖北生 ^[75]	华南农业大学硕士学位论文	坡度、RVI、NDVI、DVI、LUD	从化区耕地质量等级评价
2015	赵丹等 ^[76]	中国地质大学硕士学位论文	SOM、NDVI	大兴区农田质量等级评价
2012	赵建军等 ^[77]	土壤通报	高度、坡度、NDVI	吉林省耕地质量等级评价
2008	方琳娜等 ^[78]	地理科学进展	坡度、RVI、NDVI、DVI、LUD	即墨市耕地质量等级评价

注：LUD 为土地利用程度。下同。

1.2 耕地质量指标获取方法与数据源

从众多耕地质量表征指标中筛选出可用卫星遥感数据获取的指标后，需要进一步明确这些指标的获取方法及所需数据源，进而为高效准确估算耕地质量指标提供参考依据。不同类型的耕地质量指标采用的获取方法和数据也各不相同，常见的数据源有 Landsat 系列、Sentinel 系列、MODIS 数据、WorldView 数据、DEM 数据以及地面调查监测数据等，获取方法主要有波段运算、统计模型、机器学习和神经网络等。针对上节确定的 4 种耕地质量指标类型，本节对其常用的获取方法与所需数据源分别进行了总结与分析。

1.2.1 土壤属性指标获取方法

表 5 列出了近年来国内外有关土壤属性指标遥感获取方法的研究报道。从表 5 中可以看出，早期的土壤属性指标获取研究大多使用 Landsat5/7/8 TM/ETM⁺/OLI 影像结合地面采样数据，采用以 MLR 法为代表的统计方法对 SOM 进行估算和制图，估算精度普遍偏低。如 Ahmed 等^[44]通过 Landsat-5 TM 与土壤采样数据相结合，采用 MLR 法对巴基斯坦旁遮普省下辖一个区的 SOM 进行了建模估算研究，结果显示模型估算值与地面实测值的 R² 为 0.545。窦欣^[24]联合 MODIS 地面反射率（MOD09A1）、Landsat-7 ETM⁺、Landsat-8 OLI 及地面采样数据，采用 MLR 法对松嫩平原北部地区的 SOM 进行了估算研究，分析了光谱指数对 SOM 估算精度的影响。随着机器学习技术的迅速发展，近年来，国内外研究主要关注于使用各种机器学习法进行土壤属性指标获取，代表性方法有 RF 和增强回归树（BRT）法，常用的数据除了 Landsat 系列卫星遥感影像和地面采样数据外，还包括 DEM、气象数据等。耕地质

量遥感数据指标精度验证是保证遥感监测评价可靠性的重要手段。常见的耕地质量遥感精度评价方法有：混淆矩阵^[12]（如 Kappa 系数）、地面实地考察^[10, 72]、数据验证^[19, 43]（如 K 折交叉，随机分集、留一法等）、影像解译^[1, 15]、定量分析（如相关性、显著性、 R^2 、RMSE 等）、不确定性分析^[23, 28]、时间序列验证^[4, 12, 15]以及空间自相关分析等。在样点代表性强和辅助数据质量较高的前提下，基于遥感的耕地质量分类指标数据可使用混淆矩阵方法，结合分层抽样和地面实地验证；对于连续型数据要量化验证结果；对于大尺度耕地质量遥感监测要设置合理的空间抽样密度，发挥高分辨率影像解译高效的优势；对于动态变化的土壤养分、盐分等土壤属性指标，遥感监测评价需要注重时间序列验证和不确定性分析的综合使用。如 Wang 等^[32]通过 Landsat-5 TM、DEM、气象数据与土壤采样数据相结合，采用 BRT 法对辽宁全省的 SOC 和 TN 进行了制图研究，发现在多种影响因子中，海拔高度对 SOC 和 TN 含量的影响最显著。王茵茵等^[40]联合 Landsat-5 TM、AWIFS、MODIS、地形及土壤采样数据，采用 RF 法对陕西省榆林市榆阳区的 SOM 进行了预测研究，结果表明，RF 法可有效预测复杂地貌区的 SOM。除了统计和机器学习方法外，还有部分学者以模型预测值与实测值间的 RSME 和 R^2 为评价指标，对各种指标获取方法的精度进行了比较。如 Zeraatpisheh 等^[19]利用 Landsat 7 ETM⁺、DEM 及土壤采样数据，选取 4 种方法（MLR、Cubist、RF、RT）对伊朗中部半干旱地区的 SOC 和粘粒含量进行了制图研究，发现 4 种方法中 RF 法的制图精度最高。

表 5 近年来国内外有关土壤属性指标遥感获取方法研究报道

类型	年份	作者	指标	数据	方法	结果
统计 方法	2014	Ahmed 等 ^[44]	SOM	Landsat 5 TM、土壤采样数据	MLR	SOM 预测与实测值间 $R^2=0.545$
	2016	吴才武等 ^[41]	SOM	MODIS(MOD09A1)、土壤采样数据	MLR	SOM 预测与实测值之间 $R^2=0.615$, RMSE=0.328 5 g/kg
	2014	王祥峰等 ^[45]	SOM	HJ-1 CCD、地面光谱数据、土壤采样数据	MLR	SOM 预测与实测值之间 $R^2=0.93$, SD=0.57%
	2014	李燕丽等 ^[46]	SOM, TN	AVHRR NDVI 和 MODIS NDVI 时间序列 数据、土壤采样数据、气象数据	SMLR	SOM 预测与实测值之间 RMSE=3.41 g/kg, TN 预测与实测值之间 RMSE=0.35 g/kg
	2011	宋立生等 ^[49]	SOM	Landsat 5 TM、土壤采样数据	二元非线性回归	SOM 预测与实测值之间 MAE=5.342 g/kg, RMSE=5.703 g/kg
	2010	张法升等 ^[50]	SOM	Landsat 5 TM、土壤采样数据	二元非线性回归	SOM 预测与实测值之间 RMSE=0.061 g/kg, ME=-0.011 5 g/kg
	2019	窦欣 ^[24]	SOM	MODIS、Landsat7 ETM ⁺ 、Landsat 8 OLI、 土壤采样数据	SMLR	SOM 预测与实测值之间 $R^2=0.758$, RMSE=0.766 g/kg
	2013	于士凯等 ^[47]	SOM	Hyperion、土壤采样数据	SMLR	SOM 预测与实测值之间 $R^2=0.705$, RMSE=3.8 g/kg
	2016	王琼等 ^[39]	SOM	HJ-1 CCD、土壤采样数据	线性和非线性回归	一元三次回归模型效果最好，SOM 预 测与实测值之间 $R^2=0.625$, RMSE=6.93 g/kg
	2020	Lin 等 ^[20]	SOM	Sentinel-2A/3A、土壤采样数据	线性、指数、对数、 幂函数回归	线性模型效果最好，SOM 预测与实测 值间 $R^2=0.699 6$, RMSE=0.326 1 g/kg
	2017	Nowkandeh 等 ^[27]	SOM	Hyperion、土壤采样数据	SMLR、MinR、 PLSR、PCR	SMLR 和 PLSR 模型应用效果最好

机器学习方法	2016	Song 等 ^[37]	SOC	Beijing-1、DEM、气象数据、土壤类型图、土地利用图	MLR、GWR、GWRR、GWRSK、KED	KED 效果最好，SOC 预测与实测值间 $R^2=0.87$ ，RMSE=0.515 g/kg
	2014	Piccini 等 ^[43]	SOM	Landsat 5 TM、DEM、土壤采样数据	OK、RK	2 种方法 SOM 预测与实测值间的 RMSE 分别为 0.370 5、0.383 6 g/kg
	2017	Wang 等 ^[32]	SOC、TN	Landsat 5 TM、DEM、气象数据、土地利用图和土壤采样数据	BRT	误差随土层深度增大
	2016	Sreenivas 等 ^[16]	SOC	MODIS、气象数据、土地覆盖图、农业生态区域图、土壤采样数据	RF	SOC 预测与实测值间 $R^2=0.82$ ，RMSE =1.69 kg/m ²
	2017	Xu 等 ^[33]	TN、交换性钾	World View-2、GeoEye-1、Landsat 8 OLI、土壤采样数据	RF	TN 和交换性钾预测与实测值间 RMSE 分别为 164.67 mg/kg、76.52 mg/kg
	2016	Vagen 等 ^[18]	SOC、pH、质地	MODIS、土壤采样数据	RF	SOC、pH、砂粒占比预测与实测值间的 RMSE 分别为 10.6 g/kg、0.34 和 9.1%
	2017	齐雁冰等 ^[34]	SOM	AWIFS、MODIS(MOD09GA 和 MOD09GQ)、地形数据、土壤采样数据	RF	SOM 预测与实测值之间 $R^2>0.7$
	2016	王茵茵等 ^[40]	SOM	Landsat 5 TM、AWIFS、MODIS、地形数据、土壤采样数据	RF	黄土丘陵区 MAE 为 1.27~1.57 g/kg，风沙滩地区 MAE 为 1.46~2.08 g/kg
	2019	梁宗正 ^[51]	SOM、pH	AVHRR、MODIS、Landsat 5 TM、土壤采样数据、气象数据	Cubist 预测 SOM、RF 和 XGboost 结合预测 pH	Cubist 模型 ME=0.014 g/kg，pH 预测模型 RMSE=0.71 g/kg、CC=0.84
	2016	Yang 等 ^[35]	SOC	Landsat 5 TM、DEM、气象数据、土地利用图、土壤采样数据	BRT、RF	SOC 预测与实测值间 R^2 分别为 0.71、0.68
	2019	Wadoux 等 ^[23]	SOC、pH、TN、质地	Landsat 7 ETM+、MODIS、DEM、统计调查数据	CNN、RF	CNN > RF
	2015	Were 等 ^[42]	SOC	Landsat 8 OLI、DEM、气象数据、土壤采样数据	SVR、ANN、RF	SVR 效果最好，RMSE=14.9 mg/hm ² ， R^2 最高（0.6）
	2019	Chen 等 ^[22]	SOM	MODIS、DEM、统计调查数据	DT、BDT、RF、GBRT	RF 的 R^2 最高（0.61），GBRT 的 ME 和 RMSE 最低，分别为 1.26 g/kg、5.41 g/kg
	2016	Taghizadeh 等 ^[36]	SOC	Landsat 8 OLI、DEM	ANN、SVR、KNN、RF、RT、GP	ANN 性能最好
统计方法和机器学习方法比较	2019	Pouladi 等 ^[17]	SOM	Sentinel-2、DEM、土壤采样数据	Kriging、Cubist、RF、Cubist-kriging、RF-kriging	Kriging>Cubist-kriging>RF-kriging>RF>Cubist
	2019	Keskin 等 ^[21]	SOC	Landsat 7 ETM+、MODIS、土壤采样数据、统计调查数据	RK、OK、PLSR、CaRT、BaRT、BORT、RF、SVM	RF>SVM>BORT>BaRT>PLSR>RK>CART>OK
	2016	Somarathna 等 ^[38]	SOC	Landsat 7 ETM+、DEM、气象数据、土壤采样数据	MLR、Cubist、SVR	SVR>Cubist>MLR
	2018	Zeraatpisheh 等 ^[19]	SOC、质地	Landsat 7 ETM+、DEM、土壤采样数据	MLR、Cubist、RF、RT	RF>Cubist>MLR>RT
	2018	Khanal 等 ^[25]	SOM、pH、K	机载多光谱数据、DEM、土壤采样数据	MLR、RF、NN、SVM、SGB、Cubist	NN 对 SOM 的预测效果较好，SGB 对 pH 的预测效果较好

注：MLR 为多元线性回归；SMLR 为多元逐步回归；MinR 为最小一乘回归；PLSR 为偏最小二乘回归；PCR 为主成分回归；GWR 为地理加权回归；GWRR 为地理加权岭回归；GWRSK 为模型残差简单克里格法；KED 为外部漂移克里格法；OK 为普通克里格；RK 为回归克里格；BRT 为增强回归树；XGBoost 为极端梯度增强；CNN 为卷积神经网络；SVR 为支持向量回归；ANN 为人工神经网络；DT 为决策树；BDT 为 Bagging 决策树；GBRT 为梯度渐进回归树/迭代决策树；kNN 为 k-最近邻；RT 为回归树；GP 为遗传规划；CaRT 为分类回归树；BaRT 为袋装回归树；BORT 为推进回归树；SVM 为支持向量机；NN 为神经网络；SGB 为随机梯度提升；SD 为标准差；MAE 为平均绝对误差；ME 为平均误差；CC 为 Lin 一致性相关系数。下同。

1.2.2 环境属性指标获取方法

表 6 列出了近年来国内外有关土壤环境指标遥感获取方法的研究报道。从表 6 中可以看出现有研究主要使用 Landsat5/7/8 TM/ETM⁺/OLI 影像结合地面采样数据，采用线性/非线性回归分析法估算区域土壤盐渍度或重金属含量。如 Taghizadeh-Mehrjardi 等^[52]联合 Landsat 7 ETM⁺、DEM、地貌表面图及地面样点实测 EC_a 数据，采用回归树分析法对伊朗中部阿尔达坎区的土壤 EC_e 进行了制图研究，并利用土壤 EC_e 制图结果对该区域土壤盐渍化程度进行了定量评价。结果表明，利用回归树分析法获取的 0-15 cm 表层土壤 EC_e 预测值与实测值间的决定系数为 0.78。

表 6 近年来国内外土壤环境指标遥感获取方法研究报道

年份	作者	指标	数据	方法	结果
2016	Scudiero 等 ^[53]	ECa	Landsat 7 ETM ⁺ 、盐分实测数据、气象数据	MLR	R ² =0.65, RMSPE=4.16 dS/m
2014	Taghizadeh-mehrjardi 等 ^[52]	ECe	Landsat 7 ETM ⁺ 、实测 ECa 数据、DEM	回归树分析	R ² 值从 0.78 (0~15 cm) 到 0.11 (60~100 cm)，随深度降低
2020	Wang 等 ^[55]	平均重金属含量	Landsat 8 OLI、气象数据、土壤采样数据	MLR	R ² =0.866
2016	张建新等 ^[57]	重金属（砷、铬、镉、铜、汞、铅）	Landsat 5 TM、统计调查数据	非线性回归法	R ² =0.059
2012	李婷等 ^[54]	重金属（砷、铬、镉、铜、锌、铅）	Hyperion、地面采样数据	神经网络（BP）	B 级污染的判别精度为 90%，无污染的判别精度为 83.33%

注：ECe 为土壤浸出液电导率；RMSPE 为均方根预测误差。

1.2.3 耕地生产力指标获取方法

表 7 列出了近年来国内外有关耕地生产力指标遥感获取方法的研究报道。从表 7 中可以看出，对于 GPP 和 NPP 这 2 个表征耕地生产力的指标，现有研究主要使用 MODIS 影像结合气象、地面通量塔实测数据，采用 VPM 模型进行估算；而对于 NDVI 的估算并利用估算结果进行耕地生产力评价的研究而言，由于 NDVI 的计算过程简单，因此，使用的卫星遥感数据类型较多，获取方法即为常规的波段运算法。Meroni 等^[61]使用 MODIS NDVI 数据结合气象资料（辐射、温度、降雨及参考蒸散量），采用 VPM 模型对欧盟地区耕地和草地范围内的 GPP 进行了估算，结果显示模型预测值与地面实测值间的 R²=0.67, RMSE=2.45 gC/(m²·d)。张合兵等^[67]通过 2009 年和 2012 年 2 期 Landsat 5 TM 影像与耕地分布图叠加获取耕地覆盖植被 NDVI 空间分布及其年际变化，利用耕地覆被 NDVI 结果对河南省济源市耕地质量的时空变化情况进行了监测与评价。

表 7 近年来国内外耕地生产力指标遥感获取方法研究报道

年份	作者	指标	数据	方法	结果
2019	Dedecoglu 等 ^[59]	RE-OSAVI、 REMCARI、 NDVI	Sentinel-2A	波段运算	REMCARI 和生产力的相关性较低，RE-OSAVI： $0.33 \leq R^2 \leq 0.63$ ，NDVI： $0.26 \leq R^2 \leq 0.58$
2015	张合兵等 ^[67]	NDVI	Landsat 5 TM	波段运算	利用 NDVI 估算作物产量，根据作物产量对耕地质量进行分级
2011	王蕊等 ^[60]	NDVI	MODIS(MOD02QKM)	波段运算	NDVI 值按高低划分为 5 个等级，分级结果制成农田生产力等级图
2019	Meroni 等 ^[61]	GPP	MODIS、气象数据、CO ₂ 通量 塔数据	结合 PROSAIL 模 型进行数据同化	RMSE=2.45 gC/(m ² ·d)，R ² =0.67
2016	牛忠恩等 ^[66]	GPP	MODIS、温度数据、通量观测 站点数据	VPM 模型、PSN 模型	VPM 模型较优
2011	Kalfas 等 ^[64]	GPP	MODIS(MOD09A1)、CO ₂ 通量 塔数据、气象数据	VPM 模型	与通量塔数据估算结果吻合较好
2016	Yan 等 ^[63]	NPP	MODIS(MOD09A1)、NLCD、 中国耕作制度区划图、气象数 据	VPM 模型	利用估算的 NPP 划分高、中、低产田，得到全国耕地质量等级空间分布图
2019	马佳妮等 ^[9]	NPP	MODIS(MOD09A1)、气象数 据、光合有效辐射重构数据集	VPM 模型	利用 NPP 的耕地质量评价结果与农用地分等结果 吻合较好
2016	牛忠恩等 ^[15]	NPP	Landsat 8 OLI、MODIS、温度 数据	VPM 模型	与 MODIS 数据计算的 NPP 及 MOD17 NPP 相比， MODIS-OLI 融合数据计算的 NPP 效果最好

注：VPM 为植被光合作用模型；PSN 为光合作用模型；NLCD 为全国土地利用/土地覆盖数据集。

1.2.4 综合性指标获取方法

表 8 列出了近年来国内外耕地质量评价综合性指标遥感获取方法的研究报道。从表 8 中可以看出现有研究大多使用 DEM 数据提取地表坡度指标；利用多种卫星遥感数据（如 GF-1、Sentinel-2、Landsat 等）提取 RVI、NDVI、DVI，使用监督/非监督分类法制作土地利用现状图，利用土地利用图提取 LUD 指标。如彭一平等^[1]使用 GF-1 宽幅相机（WFV）和 PMS 影像和 DEM 数据提取坡度、RVI、NDVI、DVI 及 LUD 5 个指标，采用德尔菲法确定指标权重并构建土地质量评价指数（LQI），利用 LQI 对广州市从化区的耕地质量进行了评价研究。

表 8 近年来国内外耕地质量评价综合性指标遥感获取方法研究报道

年份	作者	指标	数据	方法	结果
2019	彭一平等 ^[1]	坡度、RVI、NDVI、 DVI、LUD	GF-1WFV 和 PMS、DEM	DEM 数据提取坡度，波段运算获 取 VI，最大似然分类获取 LUD	总体精度 77.84%，Kappa 系数 0.720 9
2019	王恒等 ^[73]	Slope、SHMI、RVI、 NDVI、SNI、DVI、LUD	Sentinel-2A	波段运算获取 VI， 植被指数法获取 LUD	总体精度 75%
2017	郑艺颖等 ^[74]	坡度、RVI、NDVI、DVI	Landsat 8 OLI、 DEM	DEM 数据提取坡度， 波段运算获取 VI	结果可为桂平市耕地分等定级提供 参考
2012	赵建军等 ^[77]	高度、坡度、NDVI	Landsat 5 TM、 DEM	DEM 数据获取坡度， 波段运算获取 NDVI	与传统统计方法相比，时效性强，结 果更具真实性

2008	方琳娜等 ^[78]	坡度、RVI、NDVI、DVI、 LUD	SPOT 5、DEM	DEM 数据提取海拔、坡度，波段 运算获取 VI，ISODATA 获取 LUD	评价结果与实际情况较符合，遥感手 段进行耕地质量评价具有可行性
------	----------------------	-------------------------	------------	--	------------------------------------

注：SHMI 为土壤重金属指数；SNI 为耕地营养指数。下同。

1.3 耕地质量评价方法

耕地质量受自然、环境、人为等多种因素影响，因此反映耕地质量的指标也多种多样。利用多源遥感影像精准提取耕地评价指标，全面反映耕地质量^[79]。在获取各种耕地质量表征指标后，如何综合运用这些指标全面客观地评价区域耕地质量则显得尤为重要。表 9 列出了近年来国内外有关耕地质量评价方法的研究报道。从表 9 中可以看出，现有耕地质量评价方法主要分为 2 种类型：一是加权求和型；二是连乘型。对于加权求和型评价方法而言，以往研究大多采用层次分析法和特尔斐法确定各指标权重，然后将每种指标分别乘以对应的权重，最后对所有指标与权重的乘积进行求和作为耕地质量综合评价指数（LQI），利用 LQI 进行区域耕地质量评价。加权求和型方法是目前国内外最常用的耕地质量评价方法。在国家质检总局和国家标准委联合发布的《耕地质量等级》国家标准中就明确提出利用加权求和型方法（层次分析法+特尔斐法）进行耕地质量等级划分^[14]。连乘型评价方法是指直接对各种指标进行连乘处理，无须确定每种指标的权重值。选取连乘后的结果作为综合评价指数，利用该指数进行耕地质量评价。利用指标连乘法进行耕地质量评价的研究相对较少。

表 9 近年来国内外耕地质量评价方法研究报道

类型	年份	作者	评价指标	评价方法	主题
加权求和型	2019	王恒等 ^[73]	坡度、SHMI、RVI、NDVI、SNI、DVI、LUD	AHP 和 DELPHI 确定权重，LQD 指数法	海伦市耕地质量等级评价
	2019	许宁等 ^[8]	SOM、TN、速效钾、有效磷	DELPHI 确定权重，综合指数法	平安县耕地质量等级评价
	2017	郑艺颖等 ^[74]	坡度、SQI、RVI、DVI、LUD	PCA 确定权重，LQI 综合指数法	桂平市耕地质量等级评价
	2017	Guo 等 ^[80]	SOM、TN、TP、TK、有效磷、速效钾、导电性、容重	PCA 确定权重，综合指数法	黄河下游冲积土土壤质量评价
	2016	国家质检总局 国家标准委 ^[14]	13 个基础指标（地形部位、耕层质地、障碍因素等），6 个区域补充性指标（田面坡度、盐渍化程度、酸碱度等）	AHP 确定权重，DELPHI 确定隶属度，耕地质量综合指数法	耕地质量等级划分国家标准
	2014	Swanepoel 等 ^[81]	SOM、砾石含量、磷、锰、保水性、交换性酸、穿透阻力	PCA 确定权重，SQI 指数法	南非牧场土壤质量评价
	2010	Liu 等 ^[71]	坡度、沙地面积比、SVMI、MSAVI、LURI	算术平均确定权重，LQI 综合指数法	横山县生态脆弱环境区耕地质量评价
	2008	方琳娜等 ^[78]	坡度、RVI、NDVI、DVI、LUD SOM、pH、盐渍化程度、EST、	DELPHI 确定权重，LQI 综合指数法	即墨市耕地质量等级评价
	2020	高璐璐等 ^[72]	质地、容重、灌溉保证率、排水条件、林网化程度、光温生产潜力、作物产比系数	耕地产能指数法（C=W*S*U）	大安市耕地产能等级评价
	2015	Salvati 等 ^[82]	母质、EST、质地、坡度 质地、pH、坡度、土壤盐分、	各指标独立评分，连乘开方（几何平均值）	意大利土壤质量综合评价
连乘型	2013	Nwer 等 ^[83]	交换性钠、板结度、EST、碳酸钙含量、地下水位、土壤侵蚀、	Storie 指数法	利比亚土壤生产力评价

注：AHP 为层次分析法；LQI 为耕地质量指数；SQI 为土壤质量指数；TP 为总磷；TK 为总钾；SVMI 为土壤和植被水分指数；MSAVI 为改良土壤调整植被指数；LURI 为土地利用响应指数；EST 为有效土层厚度；C 为耕地产能指数；W 为气候条件指数；S 为土壤特性指数；U 为利用状况指数。

2 问题和展望

耕地是粮食生产的命根子，我国耕地资源严重不足，人均耕地、高产耕地、后备耕地面积少。由于长期的高强度利用和“重种轻养”，我国耕地目前正面临着侵蚀化、酸化、板结化、贫瘠化和污染化等多重退化问题。东北黑土地“变薄、变瘦、变硬”、南方耕地酸化、北方耕地盐碱化等局部耕地质量退化仍未根本扭转。健全耕地数量、质量、生态“三位一体”保护制度体系，加强耕地质量动态监测刻不容缓。传统的耕地监测样点调查局限于地块特征，点位插值和主观调查难以精准反应区域耕地质量状况。卫星遥感技术具有覆盖范围广、周期性观测、数据信息丰富、成本低、效率高等特点，为区域耕地监测评价提供了重要手段。

随着卫星遥感、近地光谱测量与机器学习算法的发展，耕地质量遥感监测与评价研究使用的评价指标由早期的单指标逐渐向多指标、复合性指标转变；获取耕地质量表征指标使用的卫星遥感影像从中低空间分辨率向高空间、高光谱分辨率过渡，估算指标采用的数据类型也由单一的遥感影像扩大到与地形、气象、地面实测等多种数据相复合，获取指标的方法从统计分析法升级为机器学习乃至深度学习法。经过研究与实践，耕地质量遥感监测与评价无论是在监测的时空范围、精度，还是时效性方面都取得了长足的进步，但仍存在一些问题和不足，影响了遥感技术在耕地质量监测与评价领域的进一步推广应用。总结现有国内外耕地质量遥感监测与评价研究存在的问题可得到以下认识。

2.1 遥感监测指标的类型与数量较少

现有研究主要利用卫星遥感的光谱反射率变化估算土壤 SOM、土壤质地、土壤表观电导率、NPP 等指标，使用预测结果对区域耕地质量进行评价。然而，除了上述指标外，能够反映耕地质量的指标还包括立地条件（有效土层厚度、质地构型、耕层厚度）、理化性状（土壤容重、酸碱度）、养分状况（有效磷含量、速效钾含量）和农田管理（灌溉能力、排水能力、农田林网化程度）等。利用卫星遥感的光学特性，仅能探测土壤地表或浅层信息，穿透能力有限，获取的耕地质量指标类型偏少，尤其是对评价权重较高的质地构型和灌溉能力等复杂、深层指标研究偏少。传统的耕地质量监测点^[84]调查数据难以实现区域全覆盖，概念性调查指标分级量化常受到主观性的影响，导致耕地质量评价结果的客观性和全面性不足。因此，加强细化量化各种耕地质量表征指标（如灌溉能力等），深入研究各种指标对电磁波（可见光-近红外、热红外、微波）的反射、辐射和散射机理机制，结合深度学习等算法，综合光谱异质性、田间小气候、地物识别分类和数字模拟等时空变量信息获取方式，构建适合于各指标的遥感反演估算模型，拓展卫星遥感可监测指标的类型和数量。

2.2 遥感估算指标的精度偏低

土壤是由多种物理化学性质各不相同的物质组成，耕地质量是时空要素发展变化的综合状态，是土壤、地形、水文、管理措施等多因子耦合的综合结果。因此，影响土壤光谱反射率的因素很多，包括土壤颜色、质地、表面粗糙度、水分含量、有机质含量、覆盖植被类型等，单纯利用卫星遥感影像的光谱反射率与土壤属性的相关性来估算耕地质量指标，势必会存在较大偏差，如区域有机质预测；而对于土壤重金属含量这类指标，由于其在土壤中含量较低，电磁反射能量小，光谱特征不突出，在利用卫星遥感数据对其进行估算时同样存在较大误差。现有研究中利用光谱反射率估算土壤及其环境属性指标的精度普遍偏低（模型估算

值与实测值间的决定系数一般低于 0.7)；此外，以往国内外研究大多采用中低分辨率的多光谱遥感影像（如 Landsat TM 和 MODIS）估算耕地质量指标，由于其较低的空间、光谱分辨率和混合像元问题，导致其对土壤类型复杂、地貌单元破碎区域的耕地质量难以实现精细化监测。因此，综合利用多源（多光谱、高光谱、合成孔径雷达遥感）、多平台（卫星遥感、近地传感器、地面调查）、多时相数据，深入分析耕地质量指标的光谱、后向散射特征及其与影响因素间的统计学规律，开展近实时系统反演、多尺度交叉验证和不确定性传导分析，构建遥感—近地传感器—地面传感器（固定、移动）—调查点位的立体监测框架，有效提高耕地质量指标的遥感估算精度。

2.3 遥感数据与耕地质量机理模型缺乏

当前很多遥感与耕地质量指标间建立的主要是统计学模型，通过若干个统计学误差指数的大小进行判断，并不能反映实际情况，这就造成不同模型、不同数据、不同迭代次数都会引起或大或小差异。需要明确遥感响应特征与耕地质量指标间的机理关系，耕地质量遥感监测评价模型构建要从统计回归向机理数据融合转变，提升模型泛化能力。土壤质地的光谱反射率机理是矿物组成光谱特征和颗粒结构散射，受土壤水分和有机质附着影响，还存在耕作后的表面粗糙度、植被覆盖残留和大气干扰^[85]，探索通过表面粗糙度角度校正，结合有机质、水分等共变量，多时序波段协同建模；土壤有机质在可见光-近红外波段的反射率变化是由于有机质（如胡敏酸、富里酸等）含有发色团吸收峰和含氢基团分子振动吸收谷，受矿物包裹、水分羟基、地表粗糙度和残体覆盖等物理散射影响，借助土壤光束概率辐射传输模型^[86]等基于机理的反演模型提高精度；土壤水分变化是动态过程，土壤水分与地表温度的关联受热惯量效应主导，随着蒸发冷却，产生热红外辐射特性，通过多源数据融合模拟土壤水分变化^[87]，构建“土壤水分-地表温度-植被-气候”动态耦合模型；遥感植被指数与土壤养分直接相关，时序曲线能提取轮作制度等关键信息^[88]，反映作物生物量累积速率，利用其空间异质性耦合验证作物产量，有效支撑耕地质量评价。

2.4 评价指标权重的确定客观性不足

现有耕地质量评价方法研究中普遍使用特尔斐法确定各指标的权重。特尔斐法采取专家打分的形式计算每种指标在耕地质量评价体系中的权重，专家则根据以往经验确定各指标对耕地质量评价综合指数的贡献分值。耕地质量评价指标体系中存在区域性指标，由于不同区域的地形、气候、土壤性质、植被类型、土地利用程度各不相同，尤其像中国这样的耕地类型多样、空间分布广的国家更是如此。有研究表明，在黄土高原区的耕地质量评价中，应重点考虑高程和坡度这 2 个指标^[34, 40]；而对于高山区而言，则需要优先考虑地表植被这一指标^[35]。不同区域同一耕地质量指标权重也应不同，专家经验难以准确掌握不同区域耕地指标分布规律，因此指标权重的确定过程中存在一定的主观性。同时，现有耕地质量评价指标组合间存在交互冗余效应，增加了权重确定的难度。通过卫星遥感监测全面分析耕地各项指标的统计特征和空间分布，对于海拔、地形、坡度、田块面积、道路通达度、农田林网化等数据可以精准量化，进一步明确适用于易获取遥感数据的耕地质量概念性指标分级技术标准；优化指标隶属度和权重确定方法，借助长时间序列遥感监测的多种植被指数协同耕地质量评价，将专家法与自主学习模型相结合，不断提高各区域耕地指标权重确定的客观性。

3 结论

该文从耕地质量表征指标、指标获取方法与所需数据源、耕地质量评价方法 3 个方面，对近年来耕地质量遥感监测与评价方面的国内外研究进展进行了系统总结，归纳了可利用卫星遥感技术获取耕地土壤属性、环境属性、耕地生产力和综合性指标，分析了数据源通过波段运算、统计模型、机器学习和神经网络等方法表征各种耕地质量指标，概括了加权求和型

和连乘型的耕地质量综合评价采用的方法类型,在此基础上,指出了现有耕地质量遥感监测与研究存在的耕地质量指标类型数量少、精度偏低、机理模型缺乏和客观性不足的问题,并对未来耕地质量遥感监测与评价研究的发展趋势进行了展望。在今后的耕地质量遥感监测与评价研究中,将土壤、农作物理化参数对电磁波反射、辐射及散射机理与深度学习算法相结合,构建多种耕地质量监测与评价指标遥感估算模型;综合利用多源、多平台及多时相数据有效提高耕地质量表征指标的遥感估算精度;科学确定各种指标在耕地质量综合评价中的权重,实现区域耕地质量的客观评价。

参考文献

- [1] 彭一平,刘振华,肖北生,等. 基于高分遥感的县域耕地质量监测[J]. 江苏农业学报,2019,35(4): 841-846.
- [2] Kong Xiangbin. China must protect high-quality arable land[J]. Nature, 2014, 506: 7.
- [3] 沈仁芳,陈美芳,孔祥斌,等. 耕地质量的概念和评价与管理对策[J]. 土壤学报,2012,49(6): 1210-1217.
- [4] 卫新东,王锦妮,员学锋,等. 陕西省耕地质量时空变化特征及其分异规律[J]. 农业工程学报,2018,34(3): 240-248.
- [5] 李婷,吴克宁. 基于遥感技术的耕地质量评价研究进展与展望[J]. 江苏农业科学,2018,46(15): 5-9.
- [6] 国土资源部农用地质量与监控重点实验室. 中国农用地质量发展研究报告[M]. 北京: 中国农业大学出版社, 2016.
- [7] 陈印军,肖碧林,方琳娜,等. 中国耕地质量状况分析[J]. 中国农业科学,2011,44(17): 3557-3564.
- [8] 许宁,宋建新,王淼,等. 耕地质量遥感综合评价方法及应用——以衡水市安平县为例[J]. 河北农业科学,2019,23(1): 96-100.
- [9] 马佳妮,张超,吕雅慧,等. 多源遥感数据支撑的耕地质量监测与评价[J]. 中国农业信息,2018,30(3): 14-22.
- [10] 杨建锋,马军成,王令超. 基于多光谱遥感的耕地等别识别评价因素研究[J]. 农业工程学报,2012,28(17): 230-236.
- [11] 周银,刘雅丽,卢艳丽,等. 星地多源数据的区域土壤有机质数字制图[J]. 遥感学报,2015,19(6): 998-1006.
- [12] 马佳妮,张超,吕雅慧,等. 基于长时间序列遥感数据反演 NPP 的耕地质量评价[J]. 农业机械学报,2019,50(1): 202-208.
- [13] GB/T 28407-2012 农用地质量分等规程[S].
- [14] GB/T 33469-2016 耕地质量等级[S].
- [15] 牛忠恩,闫慧敏,黄玫,等. 基于 MODIS-OLI 遥感数据融合技术的农田生产力估算[J]. 自然资源学报,2016,31(5): 875-885.
- [16] Sreenivas K, Dadhwal V K, Kumar S, et al. Digital mapping of soil organic and inorganic carbon status in India[J]. Geoderma, 2016, 269: 160-173.
- [17] Pouladi N, Møller, A B, Tabatabai S, et al. Mapping soil organic matter contents at field level with Cubist, Random Forest and kriging[J]. Geoderma, 2019, 342: 85-92.
- [18] Vågen T G, Leigh A, 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.
- [19] Zeraatpisheh M, Ayoubi S, Jafari A, et al. Digital mapping of soil properties using multiple machine learning in a semi-arid region, central Iran[J]. Geoderma, 2019, 338: 445-452.
- [20] Lin Chen, Zhu A-Xing, Wang Zhaoifei, et al. The refined spatiotemporal representation of soil organic matter based on remote images fusion of Sentinel-2 and Sentinel-3[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 89: 102094.
- [21] Keskin H, Grunwald S, Harris W G. Digital mapping of soil carbon fractions with machine learning[J]. Geoderma, 2019, 339: 40-58.
- [22] Chen Di, Chang Naijie, Xiao Jingfeng, et al. Mapping dynamics of soil organic matter in croplands with MODIS data and machine learning algorithms[J]. The Science of the total environment, 2019, 669: 844-855.
- [23] Wadoux A M J C. Using deep learning for multivariate mapping of soil with quantified uncertainty[J]. Geoderma, 2019, 351: 59-70.
- [24] 窦欣. 松嫩平原北部耕作区土壤有机质遥感反演研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学,2019.
- [25] Khanal S, Fulton J, Klopfenstein A, et al. Integration of high resolution remotely sensed data and machine learning techniques for spatial prediction of soil properties and corn yield[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 213-225.
- [26] 刘焕军,潘越,窦欣,等. 黑土区田块尺度土壤有机质含量遥感反演模型[J]. 农业工程学报,2018,34(1): 127-133.

- [27] Mallah Nowkandeh S, Noroozi A A, Homae 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.
- [28] Poggio L, Gimona A. Assimilation of optical and radar remote sensing data in 3D mapping of soil properties over large areas[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 579: 1094-1110.
- [29] Liu Lanfa, Ji Min, Buchroithner M. Combining Partial Least Squares and the Gradient-Boosting Method for Soil Property Retrieval Using Visible Near-Infrared Shortwave Infrared Spectra[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9, 1299.
- [30] Hengl T, Jesus J M D, Heuvelink G B M, et al. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning[J]. *PloS One*, 2017, 12(2): e0169748.
- [31] Forkuor G, Hounkpatin O K L, Welp G, et al. High Resolution Mapping of Soil Properties Using Remote Sensing Variables in South-Western Burkina Faso: A Comparison of Machine Learning and Multiple Linear Regression Models[J]. *PloS One*, 2017, 12(1): e0170478.
- [32] Wang Shuai, Zhuang Qianlai, Wang Qiubing, et al. Mapping stocks of soil organic carbon and soil total nitrogen in Liaoning Province of China[J]. *Geoderma*, 2017, 305: 250-263.
- [33] Xu Yiming, Smith S E, Grunwald S, et al. Incorporation of satellite remote sensing pan-sharpened imagery into digital soil prediction and mapping models to characterize soil property variability in small agricultural fields[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 123(1): 1-19.
- [34] 齐雁冰,王茵茵,陈洋,等. 基于遥感与随机森林算法的陕西省土壤有机质空间预测[J]. *自然资源学报*,2017,32(6): 1074-1086.
- [35] Yang Renming, Zhang Ganlin, Liu Feng, et al. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem[J]. *Ecological Indicators*, 2016, 60: 870-878.
- [36] Taghizadeh-Mehrjardi R, Nabiollahi K, Kerry R. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran[J]. *Geoderma*, 2016, 266: 98-110.
- [37] Song Xiaodong, Brus D J, Liu Feng, et al. Mapping soil organic carbon content by geographically weighted regression: A case study in the Heihe River Basin, China[J]. *Geoderma*, 2016, 261: 11-22.
- [38] Somarathna P D S N, Malone B P, Minasny B. Mapping soil organic carbon content over New South Wales, Australia using local regression kriging[J]. *Geoderma Regional*, 2016, 7: 38-48.
- [39] 王琼,陈兵,王方永,等. 基于 HJ 卫星的棉田土壤有机质空间分布格局反演[J]. *农业工程学报*,2016,32(1): 174-180.
- [40] 王茵茵,齐雁冰,陈洋,等. 基于多分辨率遥感数据与随机森林算法的土壤有机质预测研究[J]. *土壤学报*,2016,53(2): 342-354.
- [41] 吴才武,张月丛,夏建新. 基于地统计与遥感反演相结合的有机质预测制图研究[J]. *土壤学报*,2016,53(6): 1568-1575.
- [42] 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 Afrotropical landscape[J]. *Ecological Indicators*, 2015, 52: 394-403.
- [43] Piccini C, Marchetti A, Francaviglia R. Estimation of soil organic matter by geostatistical methods: Use of auxiliary information in agricultural and environmental assessment[J]. *Ecological Indicators*, 2014, 36(1): 301-314.
- [44] Ahmed Z, Iqbal J. Evaluation of Landsat TM5 Multispectral Data for Automated Mapping of Surface Soil Texture and Organic Matter in GIS[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2014, 47: 557-573.
- [45] 王祥峰,蒙继华. 基于 HJ-1 卫星的农田土壤有机质含量监测[J]. *农业工程学报*,2014,30(8): 101-108.
- [46] 李燕丽,潘贤章,王昌昆,等. 广西中南部耕地土壤有机质和全氮变化的遥感监测[J]. *生态学报*,2014,34(18): 5283-5291.
- [47] 于士凯. 基于高光谱的土壤有机质含量反演研究[D]. 北京: 中国农业科学院,2013.
- [48] 刘焕军,赵春江,王纪华,等. 黑土典型区土壤有机质遥感反演[J]. *农业工程学报*,2011,27(8): 211-215.
- [49] 宋立生,赵之重,徐剑波,等. 基于 TM 遥感影像的玛多县草地土壤有机质的时空格局反演[J]. *草业科学*,2011,28(12): 2069-2073.
- [50] 张法升,曲威,尹光华,等. 基于多光谱遥感影像的表层土壤有机质空间格局反演[J]. *应用生态学报*,2010,21(4): 883-888.
- [51] 梁宗正. 国家尺度土壤关键属性高分辨率数字制图研究及应用[D]. 杭州: 浙江大学,2019.
- [52] Taghizadeh-Mehrjardi R, Minasny B, Sarmadian F, et al. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran[J].

Geoderma, 2014, 213: 15-28.

- [53] Scudiero E, Skaggs T H, Corwin D L. Comparative regional-scale soil salinity assessment with near-ground apparent electrical conductivity and remote sensing canopy reflectance[J]. *Ecological Indicators*, 2016, 70(11): 276-284.
- [54] 李婷,刘湘南,刘美玲. 水稻重金属污染胁迫光谱分析模型的区域应用与验证[J]. *农业工程学报*,2012,28(12): 176-182.
- [55] Wang Shengwei, Zhang Chang, Zhan Yulin, et al. Evaluation of ecological risk of heavy metals in watershed soils in the Daxia River Basin[J]. *AIP Advances*, 2020, 10(5): 055109.
- [56] 刘全明,成秋明,王学,等. 河套灌区土壤盐渍化微波雷达反演[J]. *农业工程学报*,2016,32(16): 109-114.
- [57] 张建新,金勇章,杨慧君,等. 区域土壤重金属潜在风险遥感监测模型及应用——以湘江流域下游区为例[J]. *遥感信息*,2016,31(6): 36-43.
- [58] 周超. 植被重金属含量高光谱遥感反演方法研究[D]. 吉林: 吉林大学,2016.
- [59] Dedeoğlu M, Başayığit L, Yüksel M, et al. Assessment of the vegetation indices on Sentinel-2A images for predicting the soil productivity potential in Bursa, Turkey[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2019, 192(1): 16.1-16.16.
- [60] 王蕊,李红军,雷玉平. 基于多年 MODIS NDVI 分级的河北平原农田生产力评价[J]. *中国生态农业学报*,2011,19(5): 1175-1181.
- [61] Meroni M, Fasbender D, Lopez-Lozano R, et al. Assimilation of Earth Observation Data Over Cropland and Grassland Sites into a Simple GPP Model[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11, 749.
- [62] He Mingzhu, Kimball J S, Maneta M P, et al. Regional Crop Gross Primary Productivity and Yield Estimation Using Fused Landsat-MODIS Data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10, 372.
- [63] Yan Huimin, Ji Yongzan, Liu Jiyan, et al. Potential promoted productivity and spatial patterns of medium- and low-yield cropland land in China[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2016, 26(3): 259-271.
- [64] Kalfas J L, Xiao Xiangming, Vanegas D X, et al. Modeling gross primary production of irrigated and rain-fed maize using MODIS imagery and CO₂ flux tower data[J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2011, 151(12): 1514-1528.
- [65] 欧阳玲. 基于遥感和 SVM 模型的松嫩平原南部耕地质量评价[D]. 北京: 中国科学院大学,2017.
- [66] 牛忠恩,闫慧敏,陈静清,等. 基于 VPM 与 MOD17 产品的中国农田生态系统总初级生产力估算比较[J]. *农业工程学报*,2016,32(4): 191-198.
- [67] 张合兵,孙江锋,王新闻,等. 中原地区耕地质量变化遥感监测研究——以济源市为例[J]. *中国农学通报*,2015,31(8): 245-251.
- [68] 国志兴,王宗明,刘殿伟,等. 三江平原农田生产力时空特征分析[J]. *农业工程学报*, 2009,25(1): 249-254.
- [69] Liu Shanshan, Peng Yiping, Xia Ziqing, et al. The GA-BPNN-Based Evaluation of Cultivated Land Quality in the PSR Framework Using Gaofen-1 Satellite Data[J]. *Sensors*, 2019, 19, 5127.
- [70] Wang Zhen, Wang Liming, Xu Ruina, et al. GIS and RS based Assessment of Cultivated Land Quality of Shandong Province[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2012, 12: 823-830.
- [71] Liu Yansui, Zhang Yanyu, Guo Liying. Towards realistic assessment of cultivated land quality in an ecologically fragile environment: A satellite imagery-based approach[J]. *Applied Geography*, 2010, 30(2): 271-281.
- [72] 高璐璐,张超,吕雅慧,等. 多要素耕地健康产能评价体系构建与应用[J]. *农业机械学报*,2020,51(5): 215-222.
- [73] 王恒,张强,戴慧敏,等. 基于 Sentinel-2A 的耕地质量综合评价[J]. *北京测绘*,2019,33(10): 1176-1181.
- [74] 郑艺颖,杨小雄,何启源. 基于 PSR 框架的耕地资源质量评价——以广西桂平市为例[J]. *安徽农业科学*,2017,45(35): 193-197.
- [75] 肖北生. 基于自主高分遥感的耕地质量监测评价技术研究[D]. 广州: 华南农业大学,2016.
- [76] 赵丹. 基于多光谱影像的县域农田质量信息提取与快速评价[D]. 北京: 中国地质大学,2015.
- [77] 赵建军,张洪岩,王野乔,等. 基于 AHP 和 GIS 的省级耕地质量评价研究——以吉林省为例[J]. *土壤通报*,2012,43(1): 70-75.
- [78] 方琳娜,宋金平. 基于 SPOT 多光谱影像的耕地质量评价——以山东省即墨市为例[J]. *地理科学进展*,2008(5): 71-78.
- [79] 王来刚,郭燕,贺佳,等. 遥感数据辅助下县域耕地质量评价与空间分布研究[J]. *中国农业资源与区划*, 2022, 43(12): 137-146.
- [80] Guo Linlin, Sun Zhigang, Ouyang Zhu, et al. A comparison of soil quality evaluation methods for Fluvisol along the lower Yellow River[J]. *Catena*, 2017, 152: 135-143.
- [81] Swanepoel P A, Preez Du C C, Botha P R, et al. Soil quality characteristics of kikuyu-ryegrass pastures in South Africa[J]. *Geoderma*, 2014, 232-234: 589-599.

- [82] Salvati L, Colantoni A. Land use dynamics and soil quality in agro-forest systems: a country-scale assessment in Italy[J]. *Journal of Environmental Planning and Management*, 2015, 58(1): 175-188.
- [83] Nwer B, Zurqani H, Judour K. Soil Productivity Rating Index Model Using Geographic Information System in Libya[C]// *Annual International Conference 7th Edition of Geotunis*. Southern Hammamet, Tunis, 2013.
- [84] 杨文浩,刘振华,杨颢,等. 基于改进空间模拟退火算法的耕地质量监测点优化布设[J]. *中国农业资源与区划*, 2023, 44(02): 110-118.
- [85] 刘琼,罗冲,孟祥添,等. 典型黑土区耕作土壤质地遥感时间窗口及影响因素分析 [J]. *农业工程学报*, 2022, 38 (18): 122-129.
- [86] 陈力菡. 基于阈值-指数提取和辐射传输模型的高光谱土壤重金属与有机质反演[D]. 中国矿业大学, 2024. DOI:10.27623/d.cnki.gzkyu.2024.000042.
- [87] 付平凡,杨晓静,姜波,等. 融合多源数据的高分辨率土壤水分模拟模型构建及应用 [J]. *农业工程学报*, 2025, 41 (05): 96-106.
- [88] 刘园. 基于作物轮作信息的耕地关键土壤属性制图研究[D]. 中国农业科学院, 2023. DOI:10.27630/d.cnki.gznky.2023.000283.

RESEARCH ADVANCES ON CULTIVATED LAND QUALITY MONITORING AND ASSESSMENT BY REMOTE SENSING*

Wang Di^{1*}, Zeng Yan¹, Tian Tian¹, Zhang Zigang¹, Cai Guobin², Chen Yao¹, Zhang Shang¹

(1. State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arid and Semi-arid Arable Land in Northern China / Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081; 2. Natural Resources Planning and Research Institute of Gansu Province, Lanzhou 730000)

Abstract Monitoring and evaluation of cultivated land quality are of great significance for the protection and improvement of cultivated land quality, efficient and precise application of water and fertilizer, sustainable development of grain production, and management of high-standard farmland. Satellite remote sensing technology, with its advantages of large coverage, short detection cycle, and low monitoring cost, can provide strong technical support for the timely and accurate monitoring of cultivated land quality. This article systematically summarized the research progress in the field of remote sensing monitoring and evaluation of cultivated land quality at home and abroad in recent years, sorts out the cultivated land quality characterization indicators that can be obtained by satellite remote sensing, analyzes the remote sensing estimation methods and required data sources of each indicator, and summarizes the research methods used in the existing comprehensive evaluation of cultivated land quality. Currently, the cultivated land quality indicators obtained by satellite remote sensing images at home and abroad mainly include four types: soil properties, environmental properties, cultivated land productivity, and comprehensive indicators; The main methods for obtaining cultivated land quality indicators based on satellite remote sensing include band operation, statistical models, machine learning, and neural network, etc.; The evaluation methods of cultivated land quality mainly include two types: weighted sum type and product type. Remote sensing monitoring of cultivated land quality should construct a deep learning model for estimating multiple cultivated land quality monitoring and evaluation indicators using the electromagnetic wave characteristics of remote sensing, comprehensively utilize multi-source, multi-platform, and multi-temporal data to improve the accuracy of remote sensing estimation, scientifically determine the weights of comprehensive evaluation indicators of cultivated land quality, and achieve objective evaluation of regional cultivated land quality.

Keywords cultivated land quality; remote sensing; evaluation indicator; soil organic matter; farmland productivity