

◆特邀专稿◆

遥感耕地监测现状与方法综述^{*}眭海刚^{1**},王建勋¹,华丽²,段志强³,许贵林⁴

(1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北武汉 430079;2. 华中农业大学资源与环境学院,湖北武汉 430070;3. 湖北省空间规划研究院,湖北武汉 430064;4. 广西科学院数字孪生新技术研究院,广西南宁 530007)

摘要:耕地资源是我国农村发展和农业现代化的根基命脉,是国家粮食安全的基石,因此迫切需要获取精细化、精准化的耕地资源分布与变化信息。对地观测技术与人工智能领域的发展为快速、精准、智能化的耕地监测提供了有力支撑。本文通过搜集国内外耕地监测领域相关的研究,梳理耕地相关监测内容,归纳遥感耕地监测分类体系,回顾遥感耕地监测领域技术方法的演化历程,总结当前主流的耕地监测方法,揭示不同农业区域、尺度区域与分类单元的应用领域现状,并指出多源遥感数据耕地监测面临的挑战及可能的发展趋势;遥感耕地监测应面向不同区域、尺度、粒度开展耕地信息提取与变化检测研究,发展与创新多源/模态数据协同监测技术,实现耕地监测的“数据-模型-知识”联合驱动,逐步提升耕地监测精准化、精细化与智能化水平。

关键词:遥感 耕地监测 监测内容 分类体系 方法历程 主流方法 应用领域

中图分类号:S529 文献标识码:A 文章编号:1005-9164(2022)01-0001-12

DOI:10.13656/j.cnki.gxkx.20220311.011

实时准确的耕地空间分布与变化信息是促进农业信息化与现代化发展的重要前提,同时也对宏观农业政策制定、农业规划管理、农业资源保护与可持续发展具有重大的战略意义^[1,2]。21世纪以来,党中央和国务院相继提出“基本农田保护制度”“18亿亩耕地红线”“非农化、非粮化”等相关政策,确保“舌尖上的安全”;同时,联合国千年发展目标(MDGs)也明确指出“消除极端贫穷和饥饿”的可持续发展目标,呼吁全球政府与公民保护农业资源,确保粮食安全供给。

因此,精准化、精细化耕地资源信息的获取已成为全球可持续发展的重要议题,保护耕地资源刻不容缓^[3]。

传统的耕地监测大多以行政区域为单位,人工目视解译与野外复核验相结合的方式开展,尽管可以获得较高的监测精度,但是由于该方式耗时耗力,满足不了大范围、快速及时的农业监测需求^[4]。遥感凭借其对地表信息观测的周期性、宏观性、时效性与经济性,已成为耕地监测最有效的技术手段之一^[5]。特别是目前航天航空遥感传感器的多元化,以及信息处

收稿日期:2022-01-27

* 国家自然科学基金面上项目(41771457)资助。

【作者简介】

眭海刚(1973-),男,教授,主要从事遥感实时智能处理,时空大数据分析,自主无人飞行器研发,E-mail:haigang_sui@263.net。

【**通信作者】

【引用本文】

眭海刚,王建勋,华丽,等. 遥感耕地监测现状与方法综述[J]. 广西科学,2022,29(1):1-12.

SUI H G, WANG J X, HUA L, et al. Review on the Status and Methods of Remote Sensing Farmland Monitoring [J]. Guangxi Sciences, 2022, 29(1):1-12.

理与分析水平、智能化水平的大大提高,基于多源遥感数据的精细化耕地信息提取、强时效的动态监测已经成为未来农业遥感领域的重要方向^[6]。

当前,限制多源遥感影像耕地监测发展与应用的原因主要有以下3个方面:(1)“认知不清”。耕地类型的多样性体现在其形态与物候特征两个方面。形态特征上,由于不同农业区域地理环境的差异,耕地地块的形状大小呈现较大差异性,平原地区耕地地块规整、连片,地块边界明显;而丘陵山地区域耕地地块破碎、分散,地块边界模糊。物候特征上,由于耕地直接承载单位作物类型多样,作物种植结构复杂,耕作措施差异使得耕地类内光谱特征多变、纹理特征复杂。其高时空异质性导致耕地要素在视觉感知与认知过程中存在较大偏差;(2)“数据不全”。现有遥感数据尺度多样、模态复杂,易受云雨雾气、传感器等因素的影响,观测数据往往存在时间“有缝”,空间“有洞”,单一遥感数据难以“时-空-谱”无缝表征具有复杂物候特征的耕地的动态变化,数据不完整导致全方位、全周期、全维度认知耕地地物存在巨大挑战;(3)“方法不灵”。现有的各种耕地监测方法大多适用于单一时空域,在面临大范围耕地监测时,模型与方法的泛化能力弱,精度稳定性差,普适性不高,理论与应用之间存在巨大鸿沟,无法有效支撑重大工程应用,例如全国第三次土地调查与地理国情监测等工程90%以上解译工作依然依靠人工目视判读。因此,如何提高模型的解译精度与泛化能力已经成为当前耕地监测领域的关键问题。

为此,本文通过总结与归纳国内外学者对耕地监测领域的相关研究,梳理耕地相关监测内容,归纳遥感耕地监测分类体系,回顾遥感耕地监测领域技术方法的演化历程,总结当前主流的耕地监测方法,揭示不同农业区域、尺度区域与分类单元的监测应用现状,并指出多源遥感数据耕地监测面临的挑战及可能的发展趋势。

1 监测内容

当前,较为权威的耕地定义来源于我国《土地利用现状分类》^[7],即耕地是指种植农作物的土地,包括熟地,新开发、复垦、整理地,休闲地(含轮歇地、轮作地);以种植农作物(含蔬菜)为主,间有零星果树、桑树或其他树木的土地。耕地监测可以提供耕地空间分布及其变化的定量与定性信息,从研究内容上看主要涵盖耕地信息提取与耕地变化检测两部分内容,前

者主要是从海量遥感数据中利用耕地的显著特性区分耕地与其他地类的过程,包含对耕地的空间分布、形态面积等信息的获取,侧重于“是否存在,如何存在”;后者主要是从不同时期的遥感影像中定量分析和确定耕地信息变化的特征与过程,包含耕地变化类型、变化量以及变化趋势等,侧重于“是否变化,如何变化”。研究较为广泛的是耕地提取研究领域,研究目标主要包括水田^[8,9]、水浇地/灌溉田^[10]、旱地^[11]等二级类的提取^[12],以及坡耕地^[13]、梯田^[14]、温室大棚^[15]、虾稻田^[16]等特殊耕地识别。由于耕地是农作物的直接载体,所以耕地自身在生长周期内也呈现出强烈的动态变化,加上不同时期遥感影像的获取时间点不同导致耕地呈现出明显的“伪变化”^[17]。因此,耕地变化检测研究相比提取研究来说甚少,特别是针对高空间分辨率影像的精细变化检测,现有的涉及耕地变化检测研究大多基于长时序中低分辨率数据开展,主要研究目标包括土地利用/覆盖变化规律分析,耕地撂荒与弃耕监测等^[18-21]。在面向工程化应用时,如何快速发现耕地变化并辅助实现耕地基础地理数据的更新是一项重要的工作,因此创新与发展耕地变化检测方法流程,实现耕地类内与类间变化信息的准确获取是未来研究的关键问题。未来研究不仅包括耕地专题化监测,更重要的是监测其类内或类间的变化,捕捉到其变化信息。

数据源作为耕地监测的基础,其模态、时空分辨率的不同,对耕地信息研究的描述也不同,因此,耕地监测中不同数据源具有不同的应用领域与适用条件。数据源主要来源于卫星遥感数据,一方面,Landsat、MODIS、Sentinel等中低分辨率数据依然是利用率最高的数据源^[22-25],加上“Google Earth Engine”等一系列云平台的出现,全球/区域农田信息监测得到更加广泛的应用与实践^[26];另一方面,在视觉上能够清晰辨识地表要素分布的高空间分辨率数据,为耕地精细化监测提供有力的数据支撑,QuickBird、WorldView、SPOT等高空间分辨率数据也逐渐被应用到耕地监测中^[27-30]。在地理国情监测、全国土地调查等重大工程项目实施中,我国自主研发的资源系列、高分系列卫星发挥了不可替代的作用^[31-33]。此外,针对中低纬度地区受云雨天气影响导致光学遥感影像可利用性不足的问题,合成孔径雷达(SAR)数据穿透性以及不受光照和大气条件限制的特性,有力改善了光学卫星遥感乏力的困境,其后向散射性对水体地物较为敏感,可以利用时序数据对水田等信息进行监测,

但由于其特殊的成像机理, SAR 数据存在大量的斑点噪声, 并且其预处理过程也极为复杂^[34-36]; 针对耕地上作物类型复杂多样导致的光谱特征混淆等现象, “图谱合一”的高光谱遥感依靠其丰富的光谱波段信息, 使得不同农作物的光谱属性探测能力大大增强, 但数据量大、冗余信息多, 信噪比低, 成本昂贵等问题限制了其大范围应用^[37,38]; 在中小尺度耕地监测中, 机动灵活的无人机遥感数据也可以实现耕地监测“定制化”应用^[39]。在数据源使用上, 遥感数据的多元化以及可获得性为遥感耕地监测提供了更多的数据源选择。传统的耕地监测主要是以单一数据源为主, 包含以中低分辨率数据为基础开展的大范围/区域监测, 以及高空间分辨率数据为基础的小区域农田监测等, 耕地的物候特性与空间形态特性并不能有效顾及。因此, 针对单一数据源空间分辨率或时间分辨率不能兼顾导致无法表征耕地及其作物光谱变化规律的问题, 众多学者逐渐以多源遥感数据为基础开展研究, 主要通过整合多种模态、多种类型分辨率数据的优势, 实现多源数据的协同观测。例如: 联合光学卫星与 SAR 卫星多模态数据实现多区域的耕地监测^[40,41]; 中分辨率时序数据与高空间分辨率数据结合使用实现小农区域的作物精细化制图^[42]等。

2 监测分类体系

本文通过梳理遥感耕地监测领域相关研究成果, 从任务类型、数据种类、先验信息、区域特性、分析尺度、分类单元等不同的监测角度, 总结以下遥感耕地监测分类体系: 从监测任务类型来分, 遥感耕地监测分为耕地提取方法与耕地变化检测方法; 从监测数据种类来分, 主要分为中低分辨率数据监测、高分分辨率数据监测以及多源数据监测; 从监测先验信息来分, 根据是否有先验数据可以分为非监督学习方法、监督学习方法, 先验信息可以来源于公开数据集、基底数据库等; 从监测区域特性来分, 可以分为集约型农业区域监测与粗放型农业区域监测; 从监测分析尺度来分, 大致可以分为全球/大范围耕地监测、区域尺度耕地监测以及中小尺度耕地监测; 从监测最小单元来分, 可以分为像元级耕地监测与对象级耕地监测等。

3 方法历程

遥感耕地监测方法的发展历程也是对地观测技术、人工智能等领域的发展史, 遥感数据源的丰富, 人工智能领域的新崛起, 深深影响了遥感耕地监测方法

的发展历程。通过对现有遥感耕地监测领域方法上的梳理, 总结以下 4 个典型的发展阶段(图 1):

(1) 第一阶段: 早期遥感耕地监测受限于数据源与计算机发展水平, 以统计变化与分析^[43-45]、无监督分类^[46-48]、边缘检测^[49,50]等方法为主, 主要原理是对遥感影像中的像素进行差异性统计, 实现相似像元的聚类, 以便对所属耕地地块或地块边界进行描述。

(2) 第二阶段: 推动耕地遥感监测领域发展的第一次契机来源于智能化处理方法的发展, 与早期以无监督算法相比, 监督算法为遥感耕地监测带来了生机, 特别是最大似然法^[51]、决策树^[52]、支持向量机^[53,54]、随机森林^[11]、贝叶斯网络^[13]、神经网络^[55]等为主的机器学习算法的应用。此外, 另一主要驱动因素来源于高空间分辨率遥感影像的商业化, 面向对象影像分析技术的出现, 使得耕地监测的基本单元从像素逐渐过渡到对象。与像素相比, 对象更能体现出地物的轮廓特征与存在形式, 特别是具有形状特性的耕地地块。因此, 越来越多学者聚焦于图像分割优化研究, 区域增长分割算法^[14,56,57]、边缘检测分割算法^[58-60]等又一次推动了耕地监测智能化的提升。

(3) 第三阶段: 在机器学习与面向对象影像分析(Object-Based Image Analysis, OBIA) 技术的影响下, 研究人员对耕地要素的认知逐渐向以光谱为基础的物候学分析方法转移, 在光谱分析算法上, 以线性光谱分解^[61]、光谱角制图^[62]、三角剖分法^[63]等为主的方法逐渐在各个尺度分辨率数据上得到应用; 在光谱匹配算法上, 通过统计与分析耕地内不同农业作物的物候特征, 确定耕地子类的特征相似性与差异性, 从而实现区域性农田的精准制图与评估^[18,64]; 在物候曲线匹配算法上, 以谐波分析模型(Harmonic model)^[17]、动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)系列算法^[65,66]为主的方法在农业土地利用分类、作物类型精准划分以及弃耕撂荒检测等领域展现出巨大潜力。但由于耕地本身受多样的作物类型或复杂的种植结构的影响, 基于“谱”的方法实际上是对其覆盖物“农作物”物候特征的更加细致的描述。此外, 以光谱特征与对象级分类单元为基础, 多种算法集成分类的方法, 例如: 多尺度分层分类法^[14]、多算法集成法^[28,67,68]以及针对全球土地利用覆盖研发的像素-对象-知识(POK-based)分类体系法^[3,69], 也在耕地提取或相关领域得到验证, 为后续耕地监测提供良好的思路。

(4) 第四阶段: 近年来, 深度学习的快速发展为耕

地资源要素智能监测领域注入新的活力。以稀疏自编码^[70]、卷积神经网络^[33]、循环神经网络^[71]、深度神经网络^[72]为主的深度学习法,以及注意力机制引导^[73]、多类型网络嵌套^[74,75]、知识描述^[76]等混合方法在耕地地块识别、耕地边界划分和农作物分类领域

得到广泛应用。与其他领域相比,基于深度学习技术的遥感耕地监测方法还略显稚嫩,模型精度与适用性还有待提高,但随着人工智能技术的不断发展,此领域也必将值得更深的探索以及更加显著的发展。

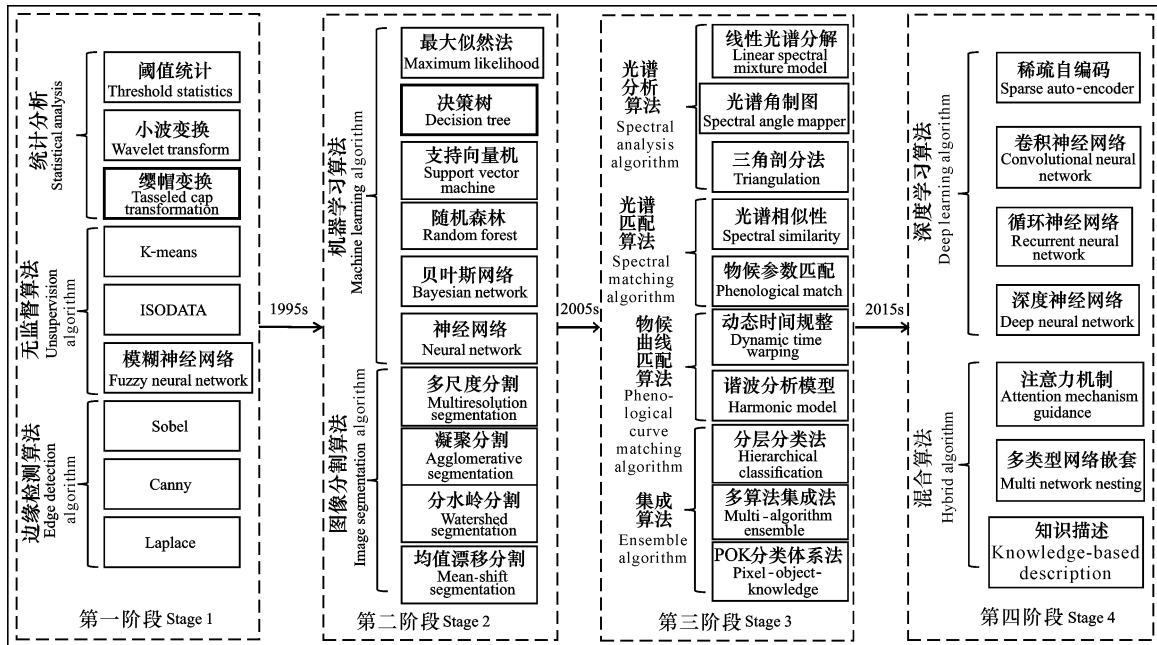


图1 遥感耕地监测方法发展历程

Fig. 1 Development of remote sensing farmland monitoring methods

4 目前主流监测方法

4.1 基于物候学分析的大尺度耕地制图

基于物候学分析的大尺度耕地制图研究主要利用30–250 m等中低分辨率数据,通过波段分析或植被敏感指数计算,选择适合耕地的物候学特征表达,并开发适用于大尺度的自动耕地提取算法。Thenkabail等^[77]基于多种传感器遥感数据与辅助数据,利用缨帽变换指数、MODIS-NDVI时序特征等,开发出一种自动化的耕地分类算法(ACCA),生成了塔吉克斯坦共和国的耕地面积、灌溉面积以及非灌溉面积等多种真实耕地数据层(Overall Accuracy, $OA \geq 96.2\%$),为后续国家快速、准确生成年际监测图提供技术支撑;Yan等^[59]利用多时相Landsat数据,通过计算每周的归一化差值植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)的最大值,实现了美国3个州作物田块的自动提取,研究表明利用多时相数据可以有效刻画耕地的作物轮作与植被状态的年际变化($OA = 90.1\%$),对于大面积耕地自动提取具有重要的借鉴意义;Xiong等^[26]针对非洲

农业区域的异质性与碎片化,开发出一种基于MODIS-NDVI数据的自动化农田制图算法(ACMA),通过收集多源的知识,生成了覆盖整个非洲大陆的参考耕地数据层,尽管缺乏足够多的参考数据($OA \geq 91\%$),但ACMA在绘制大面积耕地范围上展现出巨大的优势。准确的耕地资源信息的掌握对于缓解粮食安全危机与全球生态评估至关重要,受年际内耕地地面实地状况信息难以获取,区域耕地内作物生长日历不同导致的物候特征难以提取,以及耕地内农作物自身呈现时空动态变化的影响,精确绘制年复一年/季复一季的耕地空间分布十分困难^[26]。因此,一方面,如何利用已有的耕地数据、全球土地利用等这些先验数据,实现大范围耕地要素的快速更新,对于宏观掌握全球土地利用资源至关重要;另一方面,充分发挥当前多种数据源的优势(MODIS、Landsat、Sentinel-2以及高空间分辨率数据等),实现大尺度耕地综合制图更加精细化、准确化、自动化的表达也是今后研究的重要领域。

4.2 集成机器学习与对象级分割的耕地监测

基于机器学习与面向对象影像分析相结合的耕

地监测框架,是区域尺度或中小区域尺度下耕地监测最主流的方法,其应用范围包括耕地地块提取、弃耕撂荒地检测、作物类型分类以及相关农业措施监测等。Massey 等^[78]基于 Google Earth Engine 平台,开发了一种递归层次分割算法(RHSeg)与随机森林分类器相结合的大尺度耕地监测流程,利用光谱、指数、地形等特征制作了北美大陆 30 m 的耕地覆盖图(OA>90%),并指出该流程适用于更详细的产品制作(作物类型、种植强度)与更高空间分辨率的耕地制图;Yin 等^[79]开发出一种基于时空分割与随机森林相结合的撂荒地检测流程,利用多时相对象的光谱特征针对俄罗斯与格鲁吉亚等区域开展研究(OA = 97% ± 1%),结果表明时空分割方法与机器学习算法相结合是一种稳健性较好的撂荒地检测方法;Lebourgeois 等^[42]基于 Sentinel-2、PLEIADES 以及 DEM 等多种数据源,提出了一种随机森林与 OBIA 相结合的小农区域作物类型识别策略,基于光谱、纹理、指数等多项特征开展马达加斯加农作物类型划分(OA = 91.7%),并分析不同数据源、不同特征的贡献程度,结果表明在时序分析的基础上加上对象级分割能大大提高监测精度。此外,支持向量机、决策树等多种机器学习算法与均值漂移分割、分水岭分割等多种图像分割算法也在耕地监测中被广泛应用^[59,80-83]。该模式的最大特点在于整体流程易于操作,适用于多种分辨率数据并且可以获得较好的监测效果。但在影像分割中,分割尺度难以把握,不同区域的耕地形态差异大,同一区域不同地形下耕地地块差异更大,分割方法所获得的对象单元与人们对实际目标地物的形态往往并不匹配,进而导致对象级的分类结果无法转换成具有实际地理实体意义的解译成果;另一方面在特征工程建设上,对于机器学习算法来说,特征越多,给出的参考信息就越多,准确性会得到提升,但特征多意味着计算复杂,每个特征在训练样本上就会稀疏,也会限制其精度的提升。因此,一方面需建立地理分区的策略,将研究区域根据耕地分布形态进行大致划分,利用不同的分割尺度实现“分而治之”;另一方面,通过特征选择,选择可控的计算能力之内最有效的特征组合,逐步提升机器学习算法的适用性。

4.3 深度学习驱动的耕地智能化监测

在区域尺度或中小区域尺度下,耕地监测领域另一主流方法是基于深度学习进行的耕地地块识别、耕地边缘划分以及详细农作物分割等研究。与传统机

器学习算法只学习到耕地“表层”特征相比,深度学习通过“黑箱操作”可以实现更深层次抽象特征的提取与挖掘。例如:Zhang 等^[33]针对现有的耕地数据集分辨率不足,无法在区域或局部尺度上应用的瓶颈问题,基于 Gaofen-1、Gaofen-2 以及 Ziyuan-3 等高空间分辨率数据,采用改进后的金字塔场景解译网络(MPSPNet),建立了一种鲁棒性较好的高分辨率耕地提取方法,在中国 4 个省级研究区开展广泛的应用(OA≥89.99%);Persello 等^[84]针对非洲小农农业区耕地边界模糊,自动化提取难的现状,基于 Worldview-2 高分辨率数据,提出了一种适用于边缘检测的编码-解码网络模型与水平集分割相结合的方式,对地块边界进行有效区分,在尼日利亚联邦共和国、马里共和国等多个研究区取得良好结果(F-scores>0.6);Xu 等^[71]面向大规模精准农作物制图需求,开发出一种基于 Long Short Term Memory (LSTM)和注意力机制相结合的深度作物制图流程(Deep Crop Mapping),通过整合多时相与多光谱遥感数据,实现玉米、大豆等多种农作物的动态监测(Kappa ≈ 0.858)。此外, Sparse Auto-Encoder (SAE)、Fully Convolutional Network (FCN)、Segmentation Net (SegNet)、Pyramid Scene Parsing Network (PSPNet)、Deep Feature Aggregation Net (DFANet)等多种网络模型及其改进也逐渐应用至耕地监测中^[70,85-88]。尽管诸多研究已经证明深度学习是当前最有效的方法,但精度不稳、泛化不强、样本不足等多方面局限性极大限制其广泛应用。因此,针对网络模型精度不稳定的问题,应建立顾及耕地要素敏感性偏好的网络模型,充分实现其物候特性与空间形态的联合表征;针对目前方法迁移泛化能力弱的问题,应重点研究通过知识引导的迁移学习策略,特别是由于时空域不同导致的物候特征的迁移;针对当前耕地监测领域样本不足的问题,一方面通过众包、实地等多种方式建立多时相、多尺度、多维度、多传感器、多模态的耕地/作物样本数据库,为深度学习提供源源不断的数据“燃料”,另一方面基于小样本弱监督的深度学习方法也是改善样本不足的有效途径。与耕地信息提取相比,高空间分辨率的耕地变化检测也同样重要,由于变化检测涉及数据预处理、变化信息提取、精度验证等综合处理过程,加上不同季节的耕地类内差异过于显著,基于深度学习的耕地变化检测研究依然面临巨大瓶颈。

5 应用领域

5.1 不同农业区域监测应用

世界上农业生产可以根据投入情况分为两大类:一类是机械化水平较高的集约型农业,主要分布于美国、欧洲和中国东北等地势平坦的平原农业区域;另一类则是呈现出自给自足典型小农特性的粗放型农业,主要分布于热带、亚热带的非洲、东南亚、中国南方等区域^[89-91]。前者由于规模化种植,且地块呈现一定连片规则状,因此以往的研究大多基于此农业区域进行作物类型制图、耕地地物提取以及农业土地利用监测等。后者由于其混合的种植结构以及破碎的耕地地块,再加上此区域常年受云雨天气影响导致数据源缺失,使得具有小农特性的农业研究区监测面临重大挑战。与集约型农业区域相比,影响全球粮食安全的小农农业生态系统耕地及其相关监测则更应受到关注^[92,93]。些许学者基于 Sentinel-1/2 等数据源开展遥感耕地监测与农作物精准制图研究,并取得较好的效果,特别是在尼日利亚联邦共和国、马里共和国等非洲国家^[85,94],但是对于田间异质性更大、地块分布更分散、形态大小更不均匀的山地丘陵区,如中国南方云贵川区域,耕地位置的不确定性与属性误差依然较高^[88]。在面向小农农业耕地位置不确定性与云雨天气挑战时,应充分发挥与挖掘多尺度(不同分辨率)、多模态(光学为主、SAR 为辅)数据的协同观测能力。此外,随着农业现代化的发展与转型,以及经济利益的驱动,梯田、温室大棚、虾稻田等特殊耕地类型也应受到重视,在监测其空间分布与面积变化的同时,也需评估其对周围生态环境产生的影响。

5.2 不同区域尺度监测应用

遥感耕地监测尺度分为全球尺度、区域尺度以及中小尺度等多个类别。在过去几十年里,生产了若干全球或区域尺度的耕地监测产品,这有助于及时了解全球耕地的空间分布特征,如 Global Cropland Extent^[90]、Cropland Mask of Africa^[95]等。此外,在全球/区域土地利用覆盖监测中,耕地往往作为一类或多类存在,这些产品侧重于土地利用/覆盖制图,耕地并不是主要目标,但分类体系不统一、空间分辨率限制、专题性不强、精度难以综合评估等问题导致其利用率并不高^[69,89,96]。联合国粮食及农业组织(FAO)普查数据显示,全球农场中 84% 的农田面积小于 2 hm²^[89],以非洲、亚洲的耕地地块尺度最为狭小(平均约 1.6 hm²),特别是中国区域耕地地块大部分为

0.2 - 0.8 hm²^[93],而以 MODIS、Landsat、Sentinel-2 系列数据源无法有效反映其空间分布形态,迫切需要补充更高空间分辨率的数据进行协同监测,因为在更为精细的空间分辨率下,可以获取更分散、更狭小的耕地地块分布信息。而在中小尺度耕地监测中,主要是基于高空间分辨率数据开展方法性研究,如何进行小区域示范的推广与应用是未来遥感耕地监测的重要问题。

5.3 不同分类单元监测应用

遥感耕地监测受限于数据源较为粗糙的空间分辨率,大都是基于像元作为最小监测单元进行耕地监测,主要通过利用像素值之间的差异进行耕地的区分。尽管相关理论、算法与技术流程相对成熟并且取得较好的监测结果,但在地类嵌套、地块破碎的复杂自然场景中,受“同物异谱”和“异物同谱”的影响,“椒盐现象”限制了耕地监测精度的提升;随着面向对象影像分析技术的出现,对象级监测逐渐成为了主流,面向对象主要是将影像分割后的对象作为最小分类单元进行分类,与像素相比,对象具有更加丰富的形状、纹理、空间上下文关系等^[97],使得对象级尺度更能体现出耕地在地表覆盖中存在的形式,基于高空间分辨率数据的对象级耕地监测也得到广泛应用^[29,32,45,98]。但高空间分辨率影像时相比较少,缺少耕地分类所欠缺的物候信息^[99],利用面向对象技术从时间序列/多时相数据中进行相关监测研究也逐渐开展^[65],数据源主要集中于中分辨率(Sentinel-2 等),部分研究聚焦于对象级全球/区域地物监测^[69],这对于复杂自然场景下破碎耕地适用性并不大。此外,对象级监测过分依赖于分割尺度的选择,“过分割”与“欠分割”均在一定程度上影响监测精度,影像分割后的对象与实际地物边界还存在一定误差^[98],因此,亟需发展农业场景级与地块实体级监测^[100],而深度学习技术将有力推动遥感耕地由监测“准”向监测“精”的方向迈进。

6 展望

耕地本质上是一个涵盖多种作物的复合要素,因此,遥感耕地监测本质上是一个复杂的过程。随着大数据、人工智能技术的不断发展与应用领域的拓展,遥感耕地监测的智能化、精细化与精准化的需求也日益明显,因此在后续的研究中将面临的挑战及可能的发展趋势有以下 4 个方面。

(1)在耕地专题性监测基础上,应更加注重耕地

变化检测问题,包含致使耕地“非农化”与“非粮化”现象的耕地类型转换,以及耕地类内由于种植类型与种植模式变化而导致的“伪变化”。特别面向重大工程应用需求,在已有的基底数据上,快速实现耕地变化发现以辅助耕地数据的快速更新仍是一项重要内容。

(2)遥感数据是一个从单源到多源、从单模态到多模态、从低分辨率到高分辨率的发展过程。成像机理与工作模式的差异导致单模态数据源应用于耕地监测时呈现出一定局限性。耕地具有自然地物与人工地物的双重属性特征,即物候特征与形态特征。因此,发展与创新多源/模态数据协同监测依然是实现耕地时空异质性联合表征最有效的途径。

(3)尽管传统的机器学习算法与面向对象影像分割技术的结合依然在耕地检测领域发挥重要作用,但以深度学习为主的方法已在耕地监测领域展现出巨大的潜力,构建多时相、多尺度、多维度、多传感器、多模态的耕地/作物样本数据库,为耕地监测提供源源不断的数据“燃料”;建立顾及耕地敏感性偏好的专用网络模型,提升模型在时间域与空间域的迁移泛化能力;嵌入地学辅助知识,通过不断迭代反馈优化监测结果,以此实现耕地监测的“数据-模型-知识”联合驱动,提升耕地监测精准化、精细化与智能化水平。

(4)全球/区域耕地制图由于数据源的多元化与可获得性,精细化的耕地制图对于全球气候与可持续发展评估意义重大,而中小尺度耕地监测技术则着重突破推广与适用性;与集约化农业区域相比,粗放型的小农区域耕地制图面临重大挑战,结合多尺度、多模态遥感数据,实现小农区域耕地以及农业土地利用精细化制图,对于全球粮食安全与社会稳定至关重要;耕地监测尺度在经历了像元-对象的监测尺度之后,如何提升监测结果与耕地地块实体化的匹配程度依然亟待解决。

参考文献

- [1] SEE L,FRITZ S,YOU L,et al. Improved global cropland data as an essential ingredient for food security [J]. *Global Food Security*,2015,4:37-45.
- [2] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. *遥感学报*,2016,20(5):748-767.
- [3] CAO X,CHEN X H,ZHANG W W,et al. Global cultivated land mapping at 30 m spatial resolution [J]. *Science China-Earth Sciences*,2016,59(12):2275-2284.
- [4] 刘巍,吴志峰,骆剑承,等. 深度学习支持下的丘陵山区耕地高分辨率遥感信息分区分层提取方法[J]. *测绘学报*,2021,50(1):105-116.
- [5] 左丽君,张增祥,董婷婷,等. MODIS/NDVI 和 MODIS/EVI 在耕地信息提取中的应用及对比分析[J]. *农业工程学报*,2008,24(3):167-172.
- [6] 董金玮,吴文斌,黄健熙,等. 农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望[J]. *地球信息科学学报*,2020,22(4):772-783.
- [7] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. 土地利用现状分类:GB/T 21010-2017 [S]. 北京:中国标准出版社,2017.
- [8] NI R G,TIAN J Y,LI X J,et al. An enhanced pixel-based phenological feature for accurate paddy rice mapping with Sentinel-2 imagery in Google Earth Engine [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*,2021,178:282-296.
- [9] 易凤佳,李仁东,常变蓉,等. 面向对象的丘陵区水田遥感识别方法[J]. *农业工程学报*,2015,31(11):186-193.
- [10] XIE Y H,LARK T J,BROWN J F,et al. Mapping irrigated cropland extent across the conterminous United States at 30 m resolution using a semi-automatic training approach on Google Earth Engine [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*,2019,155:136-149.
- [11] PHALKE A R,OZDOGAN M,THENKABAIL P S,et al. Mapping croplands of Europe, Middle East, Russia, and Central Asia using Landsat, Random Forest, and Google Earth Engine [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*,2020,167:104-122.
- [12] SALMON J M,FRIEDL M A,FROLKING S,et al. Global rain-fed, irrigated, and paddy croplands: A new high resolution map derived from remote sensing, crop inventories and climate data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,2015,38:321-334.
- [13] LI Y,GONG J H,WANG D C,et al. Sloping farmland identification using hierarchical classification in the Xi-He region of China [J]. *International Journal of Remote Sensing*,2013,34(2):545-562.
- [14] DIAZ-VARELA R A,ZARCO-TEJADA P J,ANGILLERI V,et al. Automatic identification of agricultural terraces through object-oriented analysis of very high resolution DSMs and multispectral imagery obtained from an unmanned aerial vehicle [J]. *Journal of Environmental Management*,2014,134:117-126.
- [15] MA A L,CHEN D Y,ZHONG Y F,et al. National-scale greenhouse mapping for high spatial resolution remote sensing imagery using a dense object dual-task

- deep learning framework: A case study of China [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 181: 279-294.
- [16] WEI Y B, LU M, YU Q Y, et al. Understanding the dynamics of integrated rice-crawfish farming in Qianjiang County, China using Landsat time series images [J]. *Agricultural Systems*, 2021, 191(2): 103167. DOI: 10.1016/j.agsy.2021.103167.
- [17] CHEN J G, CHEN J, LIU H P, et al. Detection of cropland change using multi-Harmonic based Phenological Trajectory Similarity [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(7): 1020. DOI: 10.3390/rs10071020.
- [18] GUMMA M K, THENKABAIL P S, DEEVI K C, et al. Mapping cropland fallow areas in myanmar to scale up sustainable intensification of pulse crops in the farming system [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2018, 55(6): 926-949.
- [19] YIN H, BRANDAO JR A, BUCHNER J, et al. Monitoring cropland abandonment with Landsat time series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 246: 111873. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111873.
- [20] XIAN G, HOMER C, FRY J. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(6): 1133-1147.
- [21] 刘纪远, 张增祥, 张树文, 等. 中国土地利用变化遥感研究的回顾与展望——基于陈述彭学术思想的引领[J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(4): 680-687.
- [22] HANSEN M C, LOVELAND T R. A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 122: 66-74.
- [23] ZHU Z. Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 130: 370-384.
- [24] DAS P. 20 years MODIS-NDVI monitoring suggests that vegetation has increased significantly around Tehri Dam reservoir, Uttarakhand, India [J]. *Remote Sensing Applications - Society and Environment*, 2021, 24: 100610. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100610.
- [25] BONTEMPS S, ARIAS M, CARA C, et al. "Sentinel-2 for agriculture": Supporting global agriculture monitoring [C]. 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015: 4185-4188. DOI: 10.1109/IGARSS.2015.7326748.
- [26] XIONG J, THENKABAIL P S, GUMMA M K, et al. Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 126: 225-244.
- [27] 邓劲松, 王珂, 沈掌泉, 等. 基于特征波段的 SPOT-5 卫星影像耕地信息自动提取的方法研究[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(6): 145-148.
- [28] MOHAMMED I, MARSHALL M, DE BIE K, et al. A blended census and multiscale remote sensing approach to probabilistic cropland mapping in complex landscapes [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 161: 233-245.
- [29] XU L, MING D P, ZHOU W, et al. Farmland extraction from high spatial resolution remote sensing images based on stratified scale Pre-estimation [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 108. DOI: 10.3390/rs11020108.
- [30] MCCARTY J L, NEIGH C S R, CARROLL M L, et al. Extracting smallholder cropped area in Tigray, Ethiopia with wall-to-wall sub-meter WorldView and moderate resolution Landsat 8 imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 142-151.
- [31] 蔡玉军. 3S 技术精准化调查在三调中的应用[J]. *国土与自然资源研究*, 2018(5): 31-34.
- [32] 李恒凯, 吴娇, 王秀丽. 基于 GF-1 影像的东江流域面向对象土地利用分类[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(10): 245-252.
- [33] ZHANG D J, PAN Y Z, ZHANG J S, et al. A generalized approach based on convolutional neural networks for large area cropland mapping at very high resolution [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111912. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111912.
- [34] 钟礼山, 李满春, 伍阳, 等. 利用 SAR 影像时间序列的耕地提取研究[J]. *地理科学进展*, 2015, 34(7): 830-839.
- [35] LIU C A, CHEN Z X, SHAO Y, et al. Research advances of SAR remote sensing for agriculture applications: A review [J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2019, 18(3): 506-525.
- [36] 钟礼山, 李满春, 伍阳, 等. 利用 SAR 影像时间序列的耕地提取研究[J]. *地理科学进展*, 2015, 34(7): 830-839.
- [37] 郭交, 李仪邦, 董思意, 等. 融合栈式自编码与 CNN 的高光谱影像作物分类方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(12): 225-232.
- [38] 姚云军, 秦其明, 张自力, 等. 高光谱技术在农业遥感中

- 的应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2008, 24(7): 301-306.
- [39] 徐朋, 徐伟诚, 罗阳帆, 等. 基于无人机可见光遥感影像的耕地精准分类方法研究[J]. 中国农业科技导报, 2019, 21(6): 79-86.
- [40] MASKELL G, CHEMURA A, NGUYEN H, et al. Integration of Sentinel optical and radar data for mapping smallholder coffee production systems in Vietnam [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 266: 112709. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112709.
- [41] XUN L, ZHANG J H, CAO D, et al. A novel cotton mapping index combining Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multispectral imagery [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 181: 148-166.
- [42] LEBOURGEOIS V, DUPUY S, VINTROU E, et al. A combined Random Forest and OBIA classification scheme for mapping smallholder agriculture at different nomenclature levels using multisource data (simulated Sentinel-2 time series, VHRS and DEM) [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 259. DOI: 10.3390/rs9030259.
- [43] JI C Y. Delineating agricultural field boundaries from TM imagery using dyadic wavelet transforms [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, 51(6): 268-283.
- [44] HU X, LI X J. Information extraction of subsided cultivated land in high-groundwater-level coal mines based on unmanned aerial vehicle visible bands [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2019, 78(14): 413. DOI: 10.1007/s12665-019-8417-7.
- [45] EVANS C, JONES R, SVALBE I, et al. Segmenting multispectral landsat TM images into field units [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(5): 1054-1064.
- [46] BIGGS T W, THENKABAIL P S, GUMMA M K, et al. Irrigated area mapping in heterogeneous landscapes with MODIS time series, ground truth and census data, Krishna Basin, India [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(19): 4245-4266.
- [47] MATTON N, CANTO G S, WALDNER F, et al. An automated method for annual cropland mapping along the season for various globally-distributed agrosystems using high spatial and temporal resolution time series [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10): 13208-13232.
- [48] GOPAL S, WOODCOCK C E, STRAHLER A H. Fuzzy neural network classification of global land cover from a 1 degrees AVHRR data set [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 67(2): 230-243.
- [49] RYDBERG A, BORGEFORS G. Integrated method for boundary delineation of agricultural fields in multispectral satellite images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(11): 2514-2520.
- [50] TURKER M, KOK E H. Field-based sub-boundary extraction from remote sensing imagery using perceptual grouping [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 79: 106-121.
- [51] ASHOURLOO D, SHAHRABI H S, AZADBAKHT M, et al. A novel method for automatic potato mapping using time series of Sentinel-2 images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 175: 105583. doi: 10.1016/j.compag.2020.105583.
- [52] WU Z T, THENKABAIL P S, MUELLER R, et al. Seasonal cultivated and fallow cropland mapping using MODIS-based automated cropland classification algorithm [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083685. DOI: 10.1117/1.JRS.8.083685.
- [53] LAMBERT M J, WALDNER F, DEFOURNY P. Cropland mapping over Sahelian and Sudanian agrosystems: A knowledge-based approach using PROBA-V time series at 100-m [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(3): 232. DOI: 10.3390/rs8030232.
- [54] 常布辉, 王军涛, 罗玉丽, 等. 河套灌区沈乌灌域 GF-1/WFV 遥感耕地提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(23): 188-195.
- [55] MIAO R H, TANG J L, CHEN X Q. Classification of farmland images based on color features [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 29: 138-146.
- [56] NEIGH C S R, CARROLL M L, WOOTEN M R, et al. Smallholder crop area mapped with wall-to-wall WorldView sub-meter panchromatic image texture: A test case for Tigray, Ethiopia [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 212: 8-20.
- [57] GARCIA-PEDRERO A, GONZALO-MARTIN C, LILLO-SAAVEDRA M. A machine learning approach for agricultural parcel delineation through agglomerative segmentation [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(7): 1809-1819.
- [58] TIWARI P S, PANDE H, KUMAR M, et al. Potential of IRS P-6 LISS IV for agriculture field boundary delineation [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2009, 3(1): 033528. DOI: 10.1117/1.3133306.
- [59] YAN L, ROY D P. Automated crop field extraction from multi-temporal Web Enabled Landsat Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 144: 42-64.

- [60] XUE Y A, ZHAO J L, ZHANG M. A watershed-segmentation-based improved algorithm for extracting cultivated land boundaries [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5):939. DOI:10.3390/rs13050939.
- [61] WANG J L, ZHOU Y J, ZHU L J, et al. Cultivated land information extraction and gradient analysis for a North-South Transect in Northeast Asia between 2000 and 2010 [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(12): 11708-11730.
- [62] GONG P, WANG J, YU L, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7):2607-2654.
- [63] MA L, CHENG L, HAN W Q, et al. Cultivated land information extraction from high-resolution unmanned aerial vehicle imagery data [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8: 083673. DOI: 10.1117/1.JRS.8.083673.
- [64] DHEERAVATH V, THENKABAIL P S, CHANDRAKANTHA G, et al. Irrigated areas of India derived using MODIS 500 m time series for the years 2001-2003 [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(1):42-59.
- [65] BELGIU M, CSILLIK O. Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204:509-523.
- [66] GUAN X D, LIU G H, HUANG C, et al. An open-boundary locally weighted dynamic time warping method for cropland mapping [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(2): 75. DOI: 10.3390/ijgi7020075.
- [67] WATKINS B, VAN NIEKERK A. A comparison of object-based image analysis approaches for field boundary delineation using multi-temporal Sentinel-2 imagery [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 158:294-302.
- [68] WAGNER M P, OPPELT N. Deep learning and adaptive Graph-based growing contours for agricultural field extraction [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(12): 1990. DOI:10.3390/rs12121990.
- [69] CHEN J, CHEN J, LIAO A P, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: A POK-based operational approach [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 103:7-27.
- [70] JIA X W, HU Y F, KHANDELWAL A, et al. Joint sparse auto-encoder: A semi-supervised spatio-temporal approach in mapping large-scale croplands [C]. 2017 IEEE International Conference on Big Data (BIG DATA), 2017:1173-1182.
- [71] XU J F, ZHU Y, ZHONG R H, et al. DeepCropMapping: A multi-temporal deep learning approach with improved spatial generalizability for dynamic corn and soybean mapping [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111946. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111946.
- [72] LU H, FU X, LIU C, et al. Cultivated land information extraction in UAV imagery based on deep convolutional neural network and transfer learning [J]. *Journal of Mountain Science*, 2017, 14(4):731-741.
- [73] RUSSWURM M, KOERNER M. Self-attention for raw optical satellite time series classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 169:421-435.
- [74] INTERDONATO R, IENCO D, GAETANO R, et al. DuPLO: A dual view point deep learning architecture for time series classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 149:91-104.
- [75] CHAMORRO MARTINEZ J A, CUE LA ROSA L E, FEITOSA R Q, et al. Fully convolutional recurrent networks for multitemporal crop recognition from multitemporal image sequences [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 171:188-201.
- [76] PLANQUE C, LUCAS R, PUNALEKAR S, et al. National crop mapping using Sentinel-1 time series: A knowledge-based descriptive algorithm [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5):846. DOI:10.3390/rs13050846.
- [77] THENKABAIL P S, WU Z T. An automated cropland classification algorithm (ACCA) for Tajikistan by combining Landsat, MODIS, and Secondary Data [J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(10):2890-2918.
- [78] MASSEY R, SANKEY T T, YADAV K, et al. Integrating cloud-based workflows in continental-scale cropland extent classification [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 219:162-179.
- [79] YIN H, PRISHCHEPOV A V, KUEMMERLE T, et al. Mapping agricultural land abandonment from spatial and temporal segmentation of Landsat time series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 210:12-24.
- [80] USEYA J, CHEN S B, MUREFU M. Cropland mapping and change detection: Toward Zimbabwean cropland inventory [J]. *IEEE ACCESS*, 2019, 7: 53603-

53620. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2912807.
- [81] CHEN Y L, LU D S, MORAN E, et al. Mapping croplands, cropping patterns, and crop types using MODIS time-series data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 69: 133-147.
- [82] SHEN J, LIU J P, LIN X G, et al. Cropland extraction from very high spatial resolution satellite imagery by object-based classification using improved mean shift and one-class Support Vector Machines [J]. *Sensor Letters*, 2011, 9(3): 997-1005.
- [83] 肖国峰, 朱秀芳, 侯陈瑶, 等. 撂荒耕地的提取与分析——以山东省庆云县和无棣县为例 [J]. *地理学报*, 2018, 73(9): 1658-1673.
- [84] PERSELLO C, TOLPEKIN V A, BERGADO J R, et al. Delineation of agricultural fields in smallholder farms from satellite images using fully convolutional networks and combinatorial grouping [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231: 111253. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111253.
- [85] WALDNER F, DIAKOIANNIS F I. Deep learning on edge: Extracting field boundaries from satellite images with a convolutional neural network [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 245: 111741. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111741.
- [86] ZHENG S P, FANG T, HUO H. Farmland recognition of high resolution multispectral remote sensing imagery using deep learning semantic segmentation method [J]. *Proceedings of 2019 International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (PRAI 2019)*, 2019: 33-40. <https://doi.org/10.1145/3357777.3357788>.
- [87] YANG Q C, LIU M, ZHANG Z T, et al. Mapping plastic mulched farmland for high resolution images of unmanned aerial vehicle using deep semantic segmentation [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17): 2008. DOI: 10.3390/rs11172008.
- [88] YANG J W, ZHANG J S, ZHU S, et al. Cropland mapping in fragmented agricultural landscape using modified pyramid scene parsing network [C]. *2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2019)*, 2019: 9831-9834. DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8897867.
- [89] LESIV M, BAYAS J C L, SEE L, et al. Estimating the global distribution of field size using crowdsourcing [J]. *Global Change Biology*, 2019, 25(1): 174-186.
- [90] PITTMAN K, HANSEN M C, BECKER-RESHEF I, et al. Estimating global cropland extent with multi-year MODIS data [J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(7): 1844-1863.
- [91] WALDNER F, FRITZ S, DI GREGORIO A, et al. Mapping priorities to focus cropland mapping activities: Fitness assessment of existing global, regional and national cropland maps [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(6): 7959-7986.
- [92] DEBATS S R, LUO D, ESTES L D, et al. A generalized computer vision approach to mapping crop fields in heterogeneous agricultural landscapes [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 179: 210-221.
- [93] PERSELLO C, TOLPEKIN V, BERGADO J R, et al. Towards automated delineation of smallholder farm fields from VHR images using convolutional networks [C]. *2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2019)*, 2019: 3836-3839.
- [94] BEY A, JETIMANE J, LISBOA S N, et al. Mapping smallholder and large-scale cropland dynamics with a flexible classification system and pixel-based composites in an emerging frontier of Mozambique [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 239: 111611. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111611.
- [95] VANCUTSEM C, MARINHO E, KAYITAKIRE F, et al. Harmonizing and combining existing Land Cover/Land Use Datasets for cropland area monitoring at the African continental scale [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(1): 19-41.
- [96] TELUGUNTLA P, THENKABAIL P S, OLIPHANT A, et al. A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 144: 325-340.
- [97] BLASCHKE T. Object based image analysis for remote sensing [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(1): 2-16.
- [98] 马燕妮, 明冬萍, 杨海平. 面向对象影像多尺度分割最大异质性参数估计 [J]. *遥感学报*, 2017, 21(4): 566-578.
- [99] 解毅, 张永清, 苟兰, 等. 基于多源遥感数据融合和 LSTM 算法的作物分类研究 [J]. *农业工程学报*, 2019, 35(15): 129-137.
- [100] 周楠, 杨鹏, 魏春山, 等. 地块尺度的山区耕地精准提取方法 [J]. *农业工程学报*, 2021, 37(19): 260-266.

Review on the Status and Methods of Remote Sensing Farmland Monitoring

SUI Haigang¹, WANG Jianxun¹, HUA Li², DUAN Zhiqiang³, XU Guilin⁴

(1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei, 430079, China; 2. College of Resources and Environment of Huazhong Agricultural University, Wuhan, Hubei, 430070, China; 3. Institute of Spatial Planning of Hubei Province, Wuhan, Hubei, 430064, China; 4. Digital Twin New Technology Research Institute of Guangxi Academy of Sciences, Nanning, Guangxi, 530007, China)

Abstract: Farmland resources are the lifeblood of my country's rural development and agricultural modernization, and the cornerstone of national food security. Therefore, there is an urgent need for refined and accurate information on the distribution and change of farmland resources. The development of earth observation technology and artificial intelligence provides strong support for fast, accurate and intelligent farmland monitoring. In this article, by collecting the relevant research in the field of farmland monitoring at home and abroad, the relevant content of farmland monitoring is sorted out, the classification system of remote sensing farmland monitoring is summarized, the evolution process of technical methods in the field of remote sensing farmland monitoring is reviewed, the current mainstream farmland monitoring methods is summarized, and the application status of different agricultural regions, scale regions and classification units is revealed. The challenges and possible development trends of farmland monitoring with multi-source remote sensing data are pointed out. Remote sensing farmland monitoring should carry out research on farmland information extraction and change detection for different regions, scales and granularity, develop and innovate multi-source/modal data collaborative monitoring technology, realize the joint drive of "Data-Model-Knowledge" of farmland monitoring, and gradually improve the precision, refinement and intelligence level of farmland monitoring.

Key words: remote sensing; farmland monitoring; monitoring content; classification system; method history; mainstream methods; application area

责任编辑: 陆 雁



微信公众号投稿更便捷

联系电话: 0771-2503923

邮箱: gxkx@gxas.cn

投稿系统网址: <http://gxkx.ijournal.cn/gxkx/ch>