

引用格式: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. [Dong J W, Wu W B, Huang J X, et al. State of the art and perspective of agricultural land use remote sensing information extraction[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(4):772-783.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.200192

农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望

董金玮¹, 吴文斌², 黄健熙³, 尤南山¹, 何盈利¹, 闫慧敏¹

1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
3. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083

State of the Art and Perspective of Agricultural Land Use Remote Sensing Information Extraction

DONG Jinwei^{1*}, WU Wenbin², HUANG Jianxi³, YOU Nanshan¹, HE Yingli¹, YAN Huimin¹

1. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;
3. College of Land Science and Technology, Chinese Agricultural University, Beijing 100083, China

Abstract: Agricultural lands account for nearly half of the global land area, and changes in agricultural land use directly affect food security, water security, ecological security, and climate change. Remote sensing is the main means for acquiring agricultural land use information. In recent years, the free opening of medium-resolution remote sensing data such as Landsat, Sentinel, and China's GaoFen satellites has opened unprecedented opportunities for extraction of agricultural land use information. A series of promising research progress has been made. This review paper analyzes the state of the art of agricultural land use information extraction from four aspects: cropland, crop type, agricultural planting system, and agricultural land management. We found that: (1) The products of cropland mapping have been improved from the past coarse resolution (500~1000 m) to a higher spatial resolution of 10~30 m in the past decade. The global and regional cropland layers have been well established; but there is a need to track historical cropland changes, especially to identify the key turning points, by making full use of the existing remote sensing data (data fusion and satellite constellation approaches). (2) Existing crop type mapping efforts have been mostly carried out by combining ground survey data with satellite remote sensing (mainly Landsat and Sentinel-2). It has been operationalized in North America and Europe, but the ability to monitor crop planting areas needs to be strengthened in other countries including China. Also, the early season monitoring capacity of crop type mapping needs to be improved; (3) Existing studies on tracking agricultural planting systems are mainly concentrated in Eastern Europe (e.g., the abandonment after the breakup of the Soviet Union). In China, cropland abandonment, rotation, and fallow are also common in the recent decade, due to economic and policy factors; however, existing studies are lacking on this issue. (4) in terms of the agricultural land management, encouraging progress has been made on the regional products of irrigation, but the reliability and accuracy of the products need to be improved. New technologies,

收稿日期:2020-04-07;修回日期:2020-04-20.

基金项目:中国科学院战略性先导科技专项(XDA19040301);国家自然科学基金项目(41871349)。[**Foundation items:** The Strategic Priority Research Program of Chinese Academy of Sciences, No.XDA19040301; National Natural Science Foundation of China, No.41871349.]

作者简介:董金玮(1982—),男,山东潍坊人,研究员,博士生导师,主要从事土地利用与植被变化遥感研究。

E-mail: dongjw@igsrr.ac.cn

including the emerging multiple sources of remote sensing data so-called remote sensing big data, deep learning algorithms, and cloud computing platforms (e.g., Google Earth Engine and Amazon Web Services) provide unprecedented opportunities for future agricultural land use information extraction, which will rely on (1) the fusion of multi-source data to form remote sensing big data with higher spatial, spectral, and temporal resolutions, (2) coupling of intelligent methods such as machine learning and deep learning algorithms with expert knowledge-based methods considering geographical and phenological information, and (3) the application of cutting-edge technologies such as remote sensing cloud computing platforms.

Key words: agricultural land use; remote sensing; cropland mapping; crop type mapping; agricultural planting system; agricultural land management

***Corresponding author:** DONG Jinwei, E-mail: dongjw@igsnrr.ac.cn

摘要: 农业用地占到全球土地面积近一半, 农业土地利用(包括耕地及作物分布、种植制度、土地管理等)变化直接影响到粮食安全、水安全、生态安全和气候变化。遥感已经成为土地利用信息获取的重要手段, 近年来中分辨率遥感卫星如Landsat、Sentinel以及中国高分卫星等的免费开放为国内外农业土地利用信息提取提供了前所未有的机遇, 取得了一系列重要研究进展。本文从耕地分布、作物类型识别、农业种植制度以及农业土地管理4个角度分析了土地利用信息提取的最新研究进展。结果发现: ① 耕地分布产品已经由过去的粗分辨率提升到10~30 m, 耕地现状数据较为丰富, 但挖掘遥感数据实现耕地变化历史回溯的能力有待加强; ② 作物分类方面多采用地面调查数据和卫星遥感(Landsat和Sentinel-2为主)相结合的方式, 在北美和欧洲得到了业务化运行, 但对作物种植面积早期监测的能力有待加强; ③ 基于遥感的农业种植制度信息获取(如撂荒)研究多集中在东欧等地区, 在中国由于经济和政策因素导致的撂荒、轮作、休耕等现象也十分普遍, 但具有针对性的遥感监测研究目前还相对缺乏; ④ 农业土地管理措施信息提取方面, 区域灌溉面积产品取得了重要进展, 但数据的可靠性和准确性仍有待提高。在此基础上, 我们结合遥感大数据、深度学习算法、云计算平台的发展对未来农业土地利用信息提取研究进行了展望: ① 融合多源数据形成更高维度空间、光谱和时间信息的遥感大数据, 提升特征提取和数据挖掘能力; ② 机器学习和深度学习算法等智能化方法与基于地理学和物候信息的专家知识方法的耦合; ③ 遥感云计算和大数据挖掘等前沿遥感和计算技术的应用。

关键词: 农业土地利用; 遥感; 耕地分布; 作物分类; 农业种植制度; 农业土地管理措施

1 引言

农用地占全球土地面积的40%, 农业土地利用变化深刻影响到粮食、水、生态安全和气候变化^[1, 2]。随着气候变化以及人类活动的加剧, 农业土地利用呈现出前所未有的变化。一方面, 当前气候变化带来的耕地适宜度的变化, 如受气候变暖的影响, 高纬度地区作物种植界线北移, 影响了粮食产量和格局^[3-5]。另一方面, 人类活动的影响更为显著, 如我国改革开放以来快速城市化对高质量耕地的占用、2000年以来生态恢复项目带来的耕地向自然植被的转换^[6]。如何科学、及时、准确地刻画农业土地利用信息, 包括耕地分布、作物种植面积、农业种植制度(如熟制、撂荒、轮作等)和农业土地管理(如灌溉)信息, 对于我国实现联合国可持续发展目标中的零饥饿等目标具有重要意义^[7-10]。

遥感已经成为农业土地利用信息最重要的获取手段, 当前遥感技术的迅速发展为农业土地利用信息的快速获取提供了新的机遇^[11]。首先, 卫星传

感器不断改进, 特别是Landsat、Sentinel-2和我国高分卫星等数据的免费共享为农业监测提供重要的数据支持^[12-14]; 其次, 机器学习和深度学习等算法的发展也为农业土地利用信息的获取提供了新的方法^[15]; 再次, 遥感云计算平台(如Google Earth Engine, GEE)为海量遥感数据的快速处理提供了更强大的计算能力^[16-17], 极大提高了运算效率, 使得农业土地利用信息的及时获取成为可能。在这些新的数据和前沿技术的支持下, 国内外的农业土地利用信息提取研究取得了长足的进步, 涌现出了一系列新的研究成果, 如全球30 m耕地分布产品、国家尺度作物分类产品、区域尺度熟制和撂荒的产品以及全球尺度灌溉产品等。

本文试图从农业土地利用信息的4个方面(耕地分布、作物分类、农业种植制度、农业土地管理)系统阐述已有研究和产品的演化过程, 重点阐述新兴的遥感数据和技术在农业土地利用研究中的前沿进展, 剖析当前研究中存在的问题和改进的方向。在此基础上, 从遥感数据、分类算法和云计算平台等方面的前沿技术角度对未来研究进行展望。

2 研究进展

2.1 耕地分布信息的提取

对耕地分布的准确刻画是其他农业土地利用指标(作物类型分布、农业种植制度、农业土地管理等)信息提取的前提。耕地面积的遥感监测已经取得了长足的进展,基于Advanced Very-High-Resolution Radiometer (AVHRR)^[18]、Satellite Pour l'Observation de la Terre (SPOT) VEGETATION (SPOT-VGT)^[19]、Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)^[20]和Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS)^[21]等低空间分辨率遥感数据的全类型土地覆盖产品中均把耕地作为一个重要类型。由于土地利用管理的需要,我们对于耕地分布有更高的分辨率和精度要求。国内学者在全球尺度上最早地实现了30 m分辨率的土地覆盖产品,包括FROM-GLC^[22]和Globeland30^[23]。在国家尺度上,中国科学院地理科学与资源研究所牵头的土地利用监测研究团队开展了长时间序列土地利用/覆盖变化遥感监测,以Landsat和中巴资源卫星数据为数据源,通过人工解译的方法建成了每隔5年的连续变化监测数据库,完成了1980年代末至2015年全国共计6期的土地利用1:10万比例尺矢量和1 km面积比例栅格数据集^[6]。除了这些科研单位生产的数据之外,自然资源部全国土地调查、全国地理国情监测等工作从行业部门角度出发,采用超高分辨率卫星影像和大量地面调查,完成了更高分辨率的数据产品。这些工作使得我国的土地覆盖和耕地遥感监测工作走在世界的前列。然而,由于统计口径、数据源和研究方法的不同,中国科学院等科研部门生产的耕地分布数据与全国土地调查等行业数据成果存在一定差异。而部门数据内部也不一致,如研究发现地理国情普查和国土二调数据在耕地分布方面存在一定分歧,主要是因为坐标系、所用数据源的分辨率和现势性、土地分类体系等技术差异^[24]。

除了全类型的土地利用和土地覆盖产品外,也有许多针对耕地的专题信息提取研究,这些专题的耕地分布产品也经历了空间分辨率等指标的不断提升。如Ramankutty等^[2]利用土地调查数据和卫星遥感获得的土地覆盖数据合成了全球耕地和牧草地分布图,尽管其空间分辨率较粗(10 km),但该数据考虑了估计值的统计置信区间。Pittman等^[25]在美国农

业部在国外农业服务(Foreign Agricultural Service, USDA-FAS)数据支持下采用500 m的MODIS数据生成了全球耕地分布产品;然而,基于MODIS卫星数据的耕地专题土地利用产品不能满足农业和土地管理对耕地分布信息精细程度的增长需求。随着Landsat数据的免费共享,基于多时相Landsat数据进行耕地提取的研究不断涌现。在国内,曹鑫等^[26]在GlobeLand30产品框架下对其中的耕地信息提取进行了详细阐述,提出基于像元、对象和知识3个层次的耕地提取方法,得到了全球30 m耕地分布图并完成了全球耕地面积统计(2000年和2010年分别为19.03亿hm²和19.60亿hm²)。

近期,遥感云计算平台的发展进一步促进了全球中分辨率耕地信息提取的研究。Prasad Thenkabail团队在美国宇航局MEASUREs项目支持下利用遥感云计算平台GEE在不同地区开展了一系列研究,实现了中国与澳大利亚^[27]、东南亚和东北亚^[28]、非洲^[29]等区域尺度的耕地识别,在此基础上最终形成了全球30 m分辨率耕地产品(Global Food Security-Support Analysis Data at 30 m, GFSAD30, <https://croplands.org/>)。其主要技术路线是利用GEE云计算平台和Landsat时间序列数据,通过不同时相数据合成形成时间序列波段反射率和植被指数数据集,借助农业生态区划(Agro-Ecological Zone, AEZ)等分区数据,在不同分区内采用随机森林算法(Random Forest)进行分类。

尽管中分辨率的耕地专题数据已经大量涌现,但目前的产品多集中在2000年以来的个别年份,如GlobeLand30^[23]只有2000年和2010年的数据,GFSAD30^[27]只有2015年的数据,难以支持对耕地历史变化连续过程的认识,这一定程度上影响了我们对于耕地和粮食变化关键拐点的认识。这对于人口第一大国的我国意义尤为突出,如改革开放以来我国耕地尽管总量基本保持平衡,但空间格局上发生了显著变化^[6]。前期已有研究表明中国耕地呈现出南方减少、北方增长、新增耕地重心向东北和西北移动的基础格局,然而对于耕地变化连续过程和关键拐点的认识仍不清楚。

2.2 作物类型识别

除了耕地分布之外,更具体的作物类型分布和种植面积的数据有助于认识口粮、饲料用粮和工业用粮等不同作物的生产情况,是农情监测的重要内容^[30]。随着多源遥感数据的免费发布,利用遥感数

据获取低成本高效率的作物类型数据,逐渐补充和替代了传统高成本低效率的田间调查与普查^[31]。遥感作物分类的核心是充分挖掘农作物和其他地表覆被类型在光谱、物候和纹理上的差异,借助专家知识(如基于物候的算法)、机器学习(如支持向量机、随机森林)和深度学习算法实现作物分类。气候条件、管理措施和作物品种的差异使得许多农作物的光谱特征类间差异小,类内差异大,故作物分类相对于传统土地利用分类具有更高难度。

早期全球作物分布数据更多地依赖国家和地区的统计调查数据;随着空间数据的出现,有学者结合不同的模型(如M3-Crops、MIRCA、SPAM和GAEZ)来实现不同作物空间分布的模拟^[32],这类数据采用了空间区域单元代替像素尺度分析的策略,能粗略地表达全球作物分布特征,但难以细化到田块尺度指导农业生产。中国Cropwatch农情监测系统采用GVG设备采集作物比例数据并利用环境、高分卫星以及MODIS时间系列数据集等实现作物分布面积比例信息的提取^[30],但没有形成高空间分辨率的时空连续作物分布产品。随着Landsat等中分辨率时间序列遥感数据免费获取和处理能力的增强,在大量地面调查数据支持下,美国、加拿大和欧洲开展了国家尺度的作物类型识别和监测。如美国农业部自2008年开始每年发布全美范围内的农作物分布图Cropland Data Layer(CDL)^[33-36],可从National Agricultural Statistics Service(NASS)公开的在线地理空间应用平台CropScape获得。它主要处理流程是采用Farm Service Agency(FSA)的通用土地单元数据提供的精细地块边界信息,结合大量的地面调查数据,识别美国大约110种不同类型的农作物。加拿大农业和农业食品部(Agriculture and Agri-Food Canada, AAFC)自2011年开始每年发布AAFC作物类型分布数据^[37-38],主要采用决策树算法及多种光学(Landsat、Resourceat-1、DMC、SPOT)和雷达(Radarsat-2)数据生成,该数据在全国范围内达到85%的总体精度,然而在各省由于卫星数据质量参差不齐以及训练样本分布不均带来了不同分类精度。欧洲也构建了Sen2-Agri系统,主要采用Sentinel-2高时空分辨率数据、机器学习算法和严格质量控制的地面数据实现流程化作物分类,于2015年开始在欧洲和非洲部分国家进行国家尺度的作物分类^[39],完成了马里、乌克兰和南非等国家10 m分辨率的作物制图。中国作物分

类制图工作多限于农业部门内部^[40],大尺度的综合作物类型遥感制图能力仍有待加强。

大量地面调查数据是实现美国、加拿大和欧洲等国家和地区作物分类制图业务化的前提。然而,在许多地区由于种种原因,难以获得大量的地面调查数据。近期也有研究采用已有的CDL产品作为训练样本结合决策树方法来实现作物分类和变化分析^[13]。Wang等^[31]探索了跨区域和时间的随机森林迁移和非监督分类方法,结合作物统计数据进行作物类型制图,结果表明在同积温地区和年份算法具有较好的迁移能力,精度达到80%以上,这为地面样本稀疏地区的作物监测提供了一个方案。

较早获取作物种植面积可及时为实时产量预测以及粮食安全情景分析提供关键支持,同时也有助于指导农业水肥管理,为农业保险公司评估灾害损失和补偿提供科学支持^[41-42]。而上述工作多是利用整个生长期的遥感数据来制作收获后的作物分布图,例如,美国CDL数据通常在收获后的4~6个月发布,而加拿大AAFC数据要在生长季结束后8个月交付^[37-38],因此数据获取时已经无法应用于作物管理。尤南山等^[43]对作物种植面积的早期监测进行了研究并确定了不同作物的最早可识别时间。该研究采用前一年的地面调查数据和相应年份的Sentinel-2和Sentinel-1影像以及随机森林算法,从生长季开始依次向后移动一定间隔的时间步长来确定最早达到预定分类精度的时间节点即最早作物可识别时间(Earliest Identification Timing, EIT),进而将得到的分类器迁移实现后一年同一时期的作物面积监测,这一方法已在中国黑龙江地区取得了满意的效果,但是在全国范围内的推广应用尚待进一步考证。

2.3 农业种植制度信息提取

农业种植制度是指一年或几年内所采用的作物种植体系,包括多熟制、种植顺序(轮作、连作等)、撂荒、作物的结构与布局等。一方面,在可开垦耕地接近极限水平的情况下,提高农业土地利用熟制或集约度是实现全球粮食安全的必由之路;另一方面,随着劳动力成本提高,我国南方地区呈现严重的耕地撂荒现象,此外国家一系列土地保护为目的的休耕轮作措施也在许多地区推行。然而,这些种植制度及其时空变化的信息相对缺乏。本文从熟制和撂荒2个角度来阐述农业种植制度信息提取的研究进展。

2.3.1 熟制

尽管目前全球土地40%为农用地,但要在2050年养活90亿人口需要更多的种植面积和更高的粮食产量。在耕地面积潜力难以挖掘的前提下,提升年内种植次数(熟制)是有效提高种植面积的方式。遥感是熟制信息提取的重要手段,现有研究多通过使用高时间分辨率植被指数数据分析作物生长周期来提取熟制信息,如归一化植被指数(Normalized Differenced Vegetation Index, NDVI)、增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)。

早在2005年,闫慧敏等^[44]采用AVHRR NDVI遥感数据和时间序列谐波分析法(Harmonic Analysis of Time Series, HANTS)构建农作物生长曲线,采用峰值特征点检测法提取了全国的熟制信息,并分析其从1980年代初到1990年代末的变化,发现全国熟制整体增加,但在珠江三角洲、长江中下游、四川盆地丘陵山地以及山东丘陵等地区降低,在四川盆地和淮海海区等平原地区有所增加或保持稳定。后续研究中,丁明军等^[45]利用更高空间分辨率的SPOT-VGT NDVI数据和Savitzky-Golay滤波方法平滑农作物生长曲线,并基于二次差分算法及相关阈值限定提取了熟制信息,分析了1999—2013年的全国熟制空间格局及变化,发现在空间格局上耕地复种指数从北到南逐渐增加,约44%(56%)的耕地实行一年一熟(两熟);熟制整体上呈现显著增长,年均增长率约为1.3%。过去30年我国农业熟制在南方经历了显著的下降,大面积两熟水稻变为一熟^[5]。类内的差异性会影响到熟制信息提取的精度,邱炳文等^[46]考虑类内变异性开发了一种基于小波谱等值线的熟制自动提取方法,利用MODIS数据对河南省熟制信息进行了提取,该方法的优点在于能够通过连续小波变换和基于小波等值线的有效特征提取来处理复杂的类内变异。在国际上,MODIS标准产品MCD12Q2提供了熟制信息^[47],该产品主要是利用双向反射分布函数(BRDF)校正的反射率数据(Nadir BRDF- Adjusted Reflectance, NBAR)生成的EVI2时间序列数据,剔除异常值和填充休眠时期数值,采用质量保证/质量管理(Quality Assurance/Quality Control, QA/QC)加权的三次平滑样条拟合方法形成时间序列数据,在此基础上识别有效的植被周期,然后对每个植被周期进行物候特征提取。所有处理均考虑前后共3年的序列。在此基础上,Gray等^[47]进一步对作物进行了优化并完成了整个亚洲地区2009—2012年的熟制信息提取。

多熟种植主要发生在亚洲地区,该地区地块相对破碎,且受到混合像元和云的影响严重。MODIS适用于千米以上分辨率的信息提取,但在地块破碎的亚洲季风区难以克服混合像元的问题,30 m的Landsat数据能够更好地实现地形破碎区的作物熟制信息提取^[48]。蒋敏等^[49]采用多时相Landsat数据,通过基于物候的归一化植被指数差值,即单、双季稻变化趋势相反的2个时间窗口(如5—6月和7—8月、7—8月和9—10月)的NDVI差值,采用阈值法确定熟制信息;对于难以获取高质量Landsat时间序列影像的区域,采用单幅影像阈值法^[50]。该研究发现南方地区复种指数有所下降,整体呈现由北向南“双退单进”的变化格局,特别是在长江中下游地区变化最为突出。然而,所有Landsat影像的使用可能也难以保证获得足够数量的有效观测,Landsat数据和Sentinel-2数据的整合能够进一步提高数据观测的频率。如刘洛等^[51]整合Landsat和Sentinel-2数据,通过时间合成、插值与平滑,形成了规则的时间序列数据集,在此基础上提取作物生长周期和关键物候期,进而得到了中国典型案例区高空间分辨率的作物熟制信息,该方法在全国尺度熟制信息的提取有待进一步验证。

2.3.2 撂荒、休耕或轮作

撂荒是指由于劳动力机会成本提高、收益低下等原因导致的耕地无人耕作的现象,可分为多年撂荒、全年撂荒、季节性撂荒、粗放经营的隐性撂荒等多种类型。轮作是在一块耕地上进行有序地在年际或季节间轮换种植不同作物的种植制度,如东北的大豆和玉米轮作。关于撂荒信息的提取,前人的研究大致可以分为以下3类:①采用农户调查的方法;②基于大数据或文献荟萃分析的方法;③基于遥感分析的方法。农户调查法能够帮助了解撂荒的机理,但时间和人力物力消耗比较大^[52];基于文献荟萃分析或大数据的方法能够获取大区域撂荒的基本格局^[53],但难以刻画细节。

遥感分析的方法能够实现时空连续的撂荒格局的分析,目前遥感提取撂荒信息的方法大致可以分为3类。①基于耕地利用图的空间叠加分析方法。如史铁丑等^[54]利用2期耕地图层叠加,剔除退耕还林和森林工程图斑,提取了重庆市典型县的耕地撂荒信息。但这种方法受土地利用数据的分辨率和精度影响较大,很多情况下土地撂荒的面积可能要小于土地利用数据的错分或漏分误差,因此造成结果的不确定性。②基于光谱特征

和监督分类方法的自动提取。如程维芳等^[55]采用光谱特征土地分类的方法直接对撂荒地提取,发现这种监督分类的方法相较于时间序列数据分析的方法精度要低。Alcantara等^[56-58]利用MODIS NDVI和波段数据,通过TIMESAT时间序列分析工具得到不同物候的指标,在此基础上采用支持向量机算法进行分类,识别出撂荒的像元,实现了中欧和东欧撂荒耕地的提取。③基于变化检测方法的撂荒信息提取。近年来一个新的研究趋势是采用NDVI等时间序列数据进行变化监测分析来判断土地撂荒并捕捉撂荒发生时间。如Yin等^[77]充分利用时间序列Landsat数据识别农业土地利用的空间分布和发生的确切时间,具体步骤是采用多时相Landsat影像进行多分辨率分割得到农业土地利用对象,然后基于Landsat时间和光谱特征及随机森林算法获取每个土地利用对象是耕地的概率,最后利用Landtrendr算法对所得耕地概率时间序列进行时间分割得到撂荒发生的位置和时间,结果表明这种方法能够有效地区分撂荒、休耕和复垦等多种种植制度类型。

2.4 灌溉信息提取

农业土地利用管理措施信息主要包括灌溉、施肥和机械化等方面,在此主要以灌溉为例说明农业土地管理的信息提取。农业灌溉是抵御干旱灾害、提高粮食产量的重要措施,灌溉面积监测对于区域水资源保护与利用、作物种植结构调整以应对干旱等具有重要意义。目前,全球农业用水量占据人类用水的92%^[59],灌溉耕地面积占到全球耕地的18%,在我国,这一比例更高,达到约50%^[60]。然而,由于地块相对较小、农业种植结构复杂、灌区信息化水平仍较低,中国尚未实现灌溉面积的连续监测和业务化运行,因此,梳理和对比已有研究方法对于指导我国开展灌溉监测具有重要意义。

目前的灌溉信息提取大致可以分为2类:①以灌溉统计数据为主的多源数据融合方法;②以遥感数据为主的自动识别方法。其中,以灌溉统计数据为主的多源数据融合方法被广泛用于区域和全球尺度灌溉空间分布提取,主要原理是依据灌溉设施分布、作物复种指数等指标将统计数据空间分配至特定的网格单元,遥感数据可以作为重要的参考指标^[61]。如刘逸竹等^[62]采用该方法,基于时间序列NDVI数据对灌溉面积统计数据进行空间化生成了中国2010年250 m的灌溉耕地空间分布图。

以遥感为主的灌溉信息识别方法近年来也取

得了较快的发展。主要原理是采用灌溉前后土壤的含水量和地表温度发生的变化,通过地表温度和湿度的变化来反演灌溉,在实际反演过程中也要考虑植被的生长情况等诸多不确定性因素的影响。目前常用的灌溉面积遥感识别方法大致可以分为3类:光谱匹配法、决策树法和机器学习方法。

(1)光谱匹配法。Thenkabail等^[63]发现MODIS第5波段(中心波长1240 nm)在灌溉面积上有最好的区分性,其次是第2波段(中心波长859 nm),第7波段(中心波长2130 nm)和第6波段(中心波长1640 nm)。在此基础上,采用AVHRR或MODIS数据和光谱匹配技术实现了灌溉分布信息提取,并形成了长时间序列灌溉信息数据集^[63-66]。世界水资源管理研究所利用光谱匹配法完成了首幅全球灌溉面积分布图^[64]。在国内,宋文龙等^[67]利用国产GF-1数据,通过光谱匹配法实现了我国西北干旱半干旱区典型渠灌灌区的信息提取。光谱匹配法充分利用了灌溉和非灌溉用地时间序列光谱指数的差异,在AVHRR和MODIS等高时间分辨率数据上表现良好。由于Landsat、Sentinel等中高分辨率数据的重访周期较长,观测时间空间差异较大,难以在大范围内构建连续完整的时间序列曲线,故针对中高分辨率数据源的光谱匹配法还有待进一步研究。

(2)决策树或阈值分割法。Ozdogan等^[68]采用决策树分类方法对基于气候的潜在灌溉指数、MODIS遥感光谱和时间序列特征等数据进行分类得到美国的旱地灌溉信息。Shahriar Pervez等^[69]采用MODIS时间序列数据和决策树算法实现了阿富汗地区灌溉分布信息提取。Meier等^[70]采用SPOT-VGT NDVI数据和决策树法实现了对全球灌溉分布信息的提取。Ambika等^[71]采用MODIS NDVI数据和56 m分辨率的土地利用数据以及决策树方法实现了印度2000—2015年的灌溉分布及变化制图。国内学者何娇娇等^[72]等采用多幅影像温度差异和植被供水指数(Vegetation Supply Water Index, VSWI)2种方法来提取灌溉面积,发现2种方法的一致性高达87%。决策树或阈值法的优点是对地面样本的要求相对较小,但决策树的构建和阈值的选取依赖于先验知识,且模型的推广和迁移受限较大,很难应用于空间异质性较强的大尺度灌溉信息提取。

(3)机器学习方法。机器学习算法发展也为灌溉信息提取提供了新途径,如Peña-Arancibia等^[73]采用MODIS时间序列数据和随机森林算法对澳大利亚Murray-Darling Basin地区的灌溉分布信息进行

了提取;Deines等^[74]和Xie等^[75]采用Google Earth Engine平台和所有可用的Landsat影像,通过随机森林算法生产了美国30 m分辨率的灌溉分布图。机器学习算法和云计算平台为大尺度灌溉制图提供了机会,地面样本的缺乏往往是制约该途径的主要因素。此外,机器学习算法在时间和空间上的迁移能力有待进一步论证。

3 存在问题与展望

3.1 存在的主要问题

(1)耕地现状的遥感产品较为丰富,但通过遥感挖掘实现耕地变化连续过程刻画的能力有待加强。在Landsat数据、高分数据和其他中高分辨率的卫星数据支持下,耕地的空间分布和面积监测已经取得了较大进展。如中国土地利用变化监测工作完成了1980年代末以来每隔5年左右的耕地变化监测^[6],然而对于耕地变化的连续过程以及不同区域耕地变化的拐点(如耕地开垦、退耕发生的时间)仍不清楚。融合多源遥感数据(如MODIS和Landsat数据)实现中分辨率的耕地变化连续监测^[76],将有助于认识耕地变化的完整过程。

(2)作物分类在大量地面调查支持下具备国家业务化运行潜力,但作物早期监测能力有待加强。基于Landsat和Sentinel-2高时空分辨率卫星数据,美国、加拿大和欧洲分别建成了NASS CDL、AAFC和Sen2Agri作物种植面积监测系统;在我国,国家尺度高时空分辨率作物分布制图工作仍有待加强。针对重要农业区和主要作物类型,需要解决地面样本缺乏、作物种植结构复杂、农业地块破碎、云雨天气频发等诸多难题。此外,作物种植面积早期监测对于指导国际粮食贸易和农业保险等具有重要意义,但目前相关研究较少。

(3)中国在农业熟制信息提取方面研究较成熟,但撂荒等种植制度变化的遥感监测能力有待加强。国际上关于耕地撂荒的研究多集中在苏联解体后的东欧和中亚地区^[57,77-79]。受经济和政策因素的影响,中国近年来发生的撂荒、轮作、休耕等现象比较普遍。农业农村部 and 财政部自2019年开展了耕地轮作休耕制度试点,实施轮作试点167万 hm^2 和休耕试点33万 hm^2 ,这些措施的成效有待评估。而目前国内研究多采用地面入户调查或文献分析的方法^[53,80],农业种植制度变化方面的遥感监测能力还相对滞后。此外,中国东北地区实施的黑土地

保护性耕作等信息的提取对遥感数据时空和光谱分辨率提出了更高的要求。

(4)区域农业灌溉信息提取取得了重要进展,但国家尺度的灌溉遥感提取和系列产品仍有待实现。在我国耕地重心向干旱区方向移动所带来的水资源安全形势日益严峻的背景下,实现灌溉面积的准确监测对于指导粮食生产和水资源合理利用具有重要意义。然而,灌溉信息的遥感监测仍要克服多种复杂的不确定性因素,如目前根据灌溉前后土壤水分和温度变化来进行灌溉信息提取的方法会受到降水影响;灌溉管理措施的时空异质性较强也会带来一定不确定性。灌溉信息提取的改进需要高时空分辨率观测数据的支持,如Landsat 8和Sentinel-2卫星都带有短波红外和热红外波段,能够为更高时空分辨率灌溉分布信息的提取提供数据支持。

3.2 研究展望

近年来,随着中高分辨率遥感数据的不断涌现,机器学习和深度学习的快速发展以及遥感云计算技术的兴起,为破解耕地、作物面积监测、种植制度和农业土地管理信息提取存在的问题提供了契机。

(1)融合多源数据形成更高维度空间、光谱和时间信息的遥感大数据,提升特征提取和数据挖掘能力。

MODIS数据具有较短的重访周期和较高的时间分辨率,但MODIS数据空间分辨率低、难以刻画田块空间细节,尤其是在小规模农业经营普遍的中国,地块普遍较小且破碎,MODIS数据的应用具有一定的局限。Landsat数据空间分辨率相较MODIS有较大提升,但16 d的重访周期难以准确记录作物生长发育过程。Sentinel系列卫星的发射为农业遥感监测提供了新的机遇,它具有5 d的重访周期和10 m的空间分辨率,相比Landsat增加了4个红边波段。时间、空间和光谱分辨率的提升增强了Sentinel-2对作物的识别能力^[81]。中国高分六号和一号卫星组网运行能够实现对农业土地利用信息的监测,高分六号中的红边波段,能够帮助提升作物精准识别的能力。云雨天气的影响会削弱上述光学传感器的观测能力,Sentinel-1、Radarsat以及Palsar等雷达数据能对此进行补充^[81],对多云多雨多熟制区域的农作物监测具有重要作用。此外,上述不同传感器数据之间的融合为有效挖掘遥感数据提供了可能。前人研究中通过STARFM数据融合方法实现MODIS和Landsat的数据融合形成的高时空分辨率的数

据用于进行农业生长监测^[76]; Claverie等^[14]通过融合 Landsat 8 和 Sentinel-2 数据构建了一致性较强的地表反射率产品; 也有研究用经验统计关系来进行 Sentinel-2 和 Landsat 7/8 数据的融合^[82-83]。研究证明, 这些多源数据融合的时间序列数据集能够有效提高作物分类的精度^[84]。此外, 遥感对土地利用信息的刻画主要通过光谱特征、物候特征和纹理特征来进行的, 而这些关键特征难以有效提取农业土地管理措施等信息, 众筹大数据能从一定程度上弥补这一不足。

(2) 机器学习和深度学习算法等智能化方法与结合地理学和生物学专家知识方法的耦合。

农业土地利用信息提取正呈现向2个方向发展的趋势, 一方面, 由传统的监督和非监督分类向更智能的机器学习和深度学习算法发展, 如机器学习和深度学习算法越来越多地被应用于作物分类等工作中。另一方面, 基于地理学和生物学信息特别是物候信息的专家知识方法也被广泛应用于作物信息的提取。如基于灌水期信号的物候分析已经被广泛应用于水稻种植面积的提取^[85-86], 基于时间序列双峰特征提取冬小麦^[87-88], 基于典型的落叶特征进行橡胶种植园的信息提取^[89]。

2种方法的耦合能够实现优势互补, 提高农业土地利用信息获取的精度和效率。在提取作物面积、种植制度与管理措施时, 地面资料极为重要。专家知识在地面资料的收集、管理和质量控制等方面必不可少; 在进行模型构建时, 为了克服大尺度研究区的异质性, 可利用气候、农业、地理及生态等信息和专家知识进行区划, 通过分区建模实现大面积的农业监测; 由于气候梯度的影响, 同种作物在不同区域具有不同的生育期, 可利用作物历和物候数据界定作物的关键物候期, 并在遥感识别的关键物候期内构建分类或信息提取模型, 从而扩展模型的适用性。此外, 特征选取是2种方法的关键环节, 如机器学习(随机森林或支持向量机等)方法中多从不同波段反射率以及光谱指数的时间序列信息(光谱一时相信息)中提炼出分离度高的关键特征。利用多波段、多时相影像集(Data cube)构建多维光谱特征、物候特征和纹理特征, 并利用主成分分析^[15]、分离性度量^[90]、随机森林特征重要性评价^[91]等技术进行特征自动筛选, 有助于降低冗余信息, 提高计算效率, 增加模型的泛化能力。而深度学习算法(如卷积神经网络)能够自动选取特征, 并对特征逐层抽象提取, 从而能提升模型的精度^[15], 一定

程度的回避特征设计问题。专家知识更多地采用能够反映不同作物间生物学和物候信息差异的指标。2种方法可以在特征的选取和优化上互为补充。

(3) 遥感云计算平台和大数据挖掘能力等前沿技术的应用。

海量遥感数据的涌现也对数据计算和存储能力提出了更高的要求, 云计算平台在过去几年得到了迅速发展。如美国宇航局构建了一个遥感数据的超级计算平台(NEX), 同步了全球变化研究中的主要遥感数据源来方便专业用户实现数据快速处理和分析^[92]。谷歌和亚马逊公司的数据云平台也快速发展并提供免费云计算服务, 特别是GEE平台, 已经集成了MODIS、Landsat、Sentinel等常用遥感数据集, 极大地提高了农业和土地利用信息获取的能力。未来采用云平台进行海量遥感数据处理和分析将成为农业土地利用信息提取领域的重要发展方向^[93]。

4 结论

遥感已经成为农业土地利用信息提取的主要手段, 本文从耕地分布、作物类型识别、农业种植制度和农业土地管理措施(灌溉为例)4个方面分析了农业土地利用遥感信息提取的研究进展, 重点阐述了国内外最新的研究成果和产品现状, 试图梳理了这些研究方法背后的发展脉络。我们发现近年来农业土地利用信息提取进展迅速, 已经形成了国家尺度30 m耕地和作物类型数据, 区域尺度30 m的熟制和灌溉数据。在分析最新研究进展的同时提出了这4个方向急需解决的问题, 包括耕地连续监测和作物早期监测能力、国家尺度撂荒和灌溉产品的生产。结合当前快速发展的遥感大数据、机器学习和深度学习算法以及云计算平台技术探讨了新时期农业土地利用信息提取潜在的研究方向, 包括融合多源遥感数据、优化现有算法、运用云计算平台提升农业土地利用信息提取的精度和效率。本文试图在综述国际最新前沿成果的同时, 立足我国农业土地利用管理的新需求, 为提升我国农业土地利用信息提取研究提供一定参考。

致谢: 感谢刘纪远研究员在论文撰写和修改过程中提供的宝贵意见!

参考文献(References):

[1] Foley J A, Ramankutty N, Brauman K A, et al. Solutions for

- a cultivated planet[J]. *Nature*, 2011,478(7369):337-342.
- [2] Ramankutty N, Evan A T, Monfreda, C, et al. Farming the planet: 1. Geographic distribution of global agricultural lands in the year 2000[J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2008,22(1):GB1003.
- [3] 杨晓光, 刘志娟, 陈阜. 全球气候变暖对中国种植制度可能影响I. 气候变暖对中国种植制度北界和粮食产量可能影响的分析[J]. *中国农业科学*, 2010,43(2):329-336. [Yang X G, Liu Z J, Chen F. The possible effects of global warming on cropping systems in China I. The possible effects of climate warming on northern limits of cropping systems and crop yields in China[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010,43(2):329-336.]
- [4] Ye D, Jiang Y, Dong, W. The northward shift of climatic belts in China during the last 50 years and the corresponding seasonal responses[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2003,6:959-967.
- [5] Yan H, Liu F, Qin Y, et al. Tracking the spatio-temporal change of cropping intensity in China during 2000-2015 [J]. *Environmental Research Letters*, 2019,14(3):035008.
- [6] 刘纪远, 匡文慧, 张增祥, 等. 20世纪80年代末以来中国土地利用变化的基本特征与空间格局[J]. *地理学报*, 2014,69(1):3-14. [Liu J Y, Kuang W H, Zhang Z X, et al. Spatiotemporal characteristics, patterns and causes of land use changes in China since the late 1980s[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2014,69(1):3-14.]
- [7] 李秀彬. 中国近20年来耕地面积的变化及其政策启示 [J]. *自然资源学报*, 1999,14(4):329-333. [Li X B. Change of arable land area in China during the past 20 years and its policy implications[J]. *Journal of Natural Resources*, 1999,14(4):329-333.]
- [8] 吴炳方. 全国农情监测与估产的运行化遥感方法[J]. *地理学报*, 2000,67(1):25-35. [Wu B F. Operational remote sensing methods for agricultural statistics[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2000,67(1):25-35.]
- [9] 唐华俊. 农业遥感研究进展与展望[J]. *农学学报*, 2018,8(1):167-171. [Tang H J. Progress and prospect of agricultural remote sensing research[J]. *Journal of Agriculture*, 2018,8(1):167-171.]
- [10] 唐华俊, 吴文斌, 余强毅, 等. 农业土地系统研究及其关键科学问题[J]. *中国农业科学*, 2015,48(5):900-910. [Tang H J, Wu W B, Yu Q Y, et al. Key research priorities for agricultural land system studies[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2015,48(5):900-910.]
- [11] Parente L, Taquary E, Silva A P, et al. Next generation mapping: Combining deep learning, cloud computing, and big remote sensing data[J]. *Remote Sensing*, 2019,11(23):2881.
- [12] Wulder M A, Loveland T R, Roy D P, et al. Current status of Landsat program, science, and applications[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,225:127-147.
- [13] Johnson D M. Using the Landsat archive to map crop cover history across the United States[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,232:111286.
- [14] Claverie M, Ju J, Masek J G, et al. The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018,219:145-161.
- [15] Zhong L, Hu L, Zhou H. Deep learning based multi-temporal crop classification[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,221:430-443.
- [16] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017,202:18-27.
- [17] Azzari G, Lobell D B. Landsat-based classification in the cloud: An opportunity for a paradigm shift in land cover monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202:64-74.
- [18] Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000,21(6-7):1303-1330.
- [19] Stibig H J, Belward, A S, Roy, P S, et al. A land-cover map for South and Southeast Asia derived from SPOT-VEGETATION data[J]. *Journal of Biogeography*, 2007,34(4):625-637.
- [20] Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, et al. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010,114(1):168-182.
- [21] Bicheron P, Defourny P, Brockmann C, et al. GLOBCOVER Products Description and Validation Report[R]. Paris: 2008.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] 岳昊, 曲平, 王刚, 等. 基于地理国情普查与国土二调数据的耕地土地利用差异性分析研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2018,41(8):186-188. [Yue H, Qu P, Wang G, et al. Research on analysis of the plowland data difference between Geographical National Conditions Census and the Second National Land Cover Census[J]. *Geomatics &*

- Spatial Information Technology, 2018,41(8):186-188.]
- [25] 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.
- [26] 曹鑫,陈学泓,张委伟,等.全球30 m空间分辨率耕地遥感制图研究[J].中国科学:地球科学,2016,46(11):1426-1435. [Cao X, Chen X H, Zhang W W, et al. Global cultivated land mapping at 30 m spatial resolution[J]. Science China Earth Sciences, 2016,46(11):1426-1435.]
- [27] 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.
- [28] Oliphant A J, Thenkabail P S, Teluguntla P, et al. Mapping cropland extent of Southeast and Northeast Asia using multi-year time-series Landsat 30-m data using a random forest classifier on the Google Earth Engine Cloud [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019,81:110-124.
- [29] 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.
- [30] Wu B F, Gommers R, Zhang M, et al. Global crop monitoring: A satellite-based hierarchical approach[J]. Remote Sensing, 2015,7(4):3907-3933.
- [31] Wang S, Azzari G, Lobell D B. Crop type mapping without field-level labels: Random forest transfer and unsupervised clustering techniques[J]. Remote Sensing of Environment, 2019,222:303-317.
- [32] Anderson W, You L, Wood S, et al. An analysis of methodological and spatial differences in global cropping systems models and maps[J]. Global Ecology and Biogeography, 2015,24(2):180-191.
- [33] Boryan C, Yang Z W, Di L P. Deriving 2011 cultivated land cover data sets using Usda national agricultural statistics service historic cropland data layers[J]. 2012 Ieee International Geoscience and Remote Sensing Symposium (Igarss), 2012:6297-6300.
- [34] Johnson D M Mueller R. The 2009 Cropland Data Layer [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2010,76(11):1201-1205.
- [35] Boryan C, Yang Z W, Mueller R, et al. Monitoring US agriculture: The US Department of Agriculture, National Agricultural Statistics Service, Cropland Data Layer Program[J]. Geocarto International, 2011,26(5):341-358.
- [36] Boryan C G, Yang Z W. Implementation of a new automatic stratification method using geospatial cropland data layers in Nass area frame construction[C]. 2014 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014:2110-2113.
- [37] Fisetete T, Davidson A, Daneshfar B, et al. Annual space-based crop inventory for Canada: 2009- 2014[C]. 2014 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014:5095-5098.
- [38] Fisetete T, Rollin P, Aly Z, et al. AAFC Annual Crop Inventory[C]. 2013 Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics), 2013:269-273.
- [39] Defourny P, Bontemps S, Bellemans N, et al. Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: Performance assessment of the Sen2-Agri automated system in various cropping systems around the world [J]. Remote Sensing of Environment, 2019,221:551-568.
- [40] 阳小琼,朱文泉,潘耀忠,等.作物种植面积空间对地抽样方法设计[J].农业工程学报,2007(12):150-155. [Yang X Q, Zhu W Q, Pan Y Z, et al. Spatial sampling design for crop acreage estimation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007(12):150-155.]
- [41] Ozdogan M, Yang Y, Allez G, et al. Remote sensing of irrigated agriculture: Opportunities and challenges[J]. Remote Sensing, 2010,2(9):2274-2304.
- [42] Wardlow B D Callahan K. A multi-scale accuracy assessment of the MODIS irrigated agriculture data-set (MIRAD) for the state of Nebraska, USA[J]. Giscience & Remote Sensing, 2014,51(5):575-592.
- [43] You N, Dong J. Examining earliest identifiable timing of crops using all available Sentinel 1/2 imagery and Google Earth Engine[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020,161:109-123.
- [44] 闫慧敏,刘纪远,曹明奎.近20年中国耕地复种指数的时空变化[J].地理学报,2005,60(4):559-566. [Yan H M, Liu J Y, Cao M K. Remotely sensed multiple crop index variations in China during 1981-2000[J]. Acta Geographica Sinica, 2005,60(4):559-566.]
- [45] 丁明军,陈倩,辛良杰,等. 1999-2013年中国耕地复种指数的时空演变格局[J].地理学报,2015,70(7):1080-1090. [Ding M J, Chen Q, Xin L J, et al. Spatial and temporal variations of multiple cropping index in China based on SPOT-NDVI during 1999-2013[J]. Acta Geographica Sinica, 2015,70(7):1080-1090.]
- [46] Qiu B, Wang Z, Tang Z, et al. Automated cropping intensity extraction from isolines of wavelet spectra[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,125:1-11.
- [47] Gray J, Friedl M, Froking S, et al. Mapping Asian cropping intensity with MODIS[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sens-

- ing, 2014,7(8):3373-3379.
- [48] Jain M, Mondal P, DeFries R S, et al. Mapping cropping intensity of smallholder farms: A comparison of methods using multiple sensors[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013,134:210-223.
- [49] 蒋敏,李秀彬,辛良杰,等.南方水稻复种指数变化对国家粮食产能的影响及其政策启示[J].*地理学报*,2019,74(1):32-43. [Jiang M, Li X B, Xin L J, et al. The impact of paddy rice multiple cropping index changes in Southern China on national grain production capacity and its policy implications[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2019,74(1):32-43.]
- [50] Li P, Feng Z, Jiang L, et al. Changes in rice cropping systems in the Poyang Lake Region, China during 2004 - 2010[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2012,22(4):653-668.
- [51] Liu L, Xiao X, Qin Y, et al. Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020,239:111624.
- [52] 张英,李秀彬,宋伟,等.重庆市武隆县农地流转下农业劳动力对耕地撂荒的不同尺度影响[J].*地理科学进展*, 2014,33(4):552-560. [Zhang Y, Li X B, Song W, et al. Effect of agricultural laborer on cropland abandonment under land circulation at different levels in Wulong County, Chongqing City[J]. *Progress in Geography*, 2014,33(4):552-560.]
- [53] 张学珍,赵彩杉,董金玮,等. 1992-2017年基于荟萃分析的中国耕地撂荒时空特征[J].*地理学报*,2019,74(3):411-420. [Zhang X Z, Zhao C S, Dong J W, et al. Spatio-temporal pattern of cropland abandonment in China from 1992 to 2017: A Meta-analysis[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2019,74(3):411-420.]
- [54] 史铁丑,李秀彬.基于地块尺度的重庆山区耕地撂荒风险研究[J].*山地学报*,2017,35(4):543-555. [Shi T C, Li X B. Cropland abandonment risk at parcel level in Chongqing Mountainous Area[J]. *Mountain Research*, 2017,35(4):543-555.]
- [55] 程维芳,周艺,王世新,等.基于多光谱遥感的撂荒地识别方法研究[J].*光谱学与光谱分析*,2011,31(6):1615-1620. [Cheng W F, Zhou Y, Wang S X, et al. Study on the method of recognizing abandoned farmlands based on multi-spectral remote sensing[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011,31(6):1615-1620.]
- [56] Alcantara C, Kuemmerle T, Prishchepov A V, et al. Mapping abandoned agriculture with multi-temporal MODIS satellite data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124:334-347.
- [57] Alcantara C, Kuemmerle T, Baumann M, et al. Mapping the extent of abandoned farmland in Central and Eastern Europe using MODIS time series satellite data[J]. *Environmental Research Letters*, 2013,8(3):035035.
- [58] Estel S, Kuemmerle T, Alcántara C, et al. Mapping farmland abandonment and recultivation across Europe using MODIS NDVI time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015,163:312-325.
- [59] Connor, R, The United Nations world water development report 2015: water for a sustainable world[R]. MEDIAS-France, 2015.
- [60] 裴源生,李旭东,杨明智. 21世纪以来我国灌溉面积构成及农业种植结构变化趋势[J].*灌溉排水学报*,2018,37(4):1-8. [Pei Y S, Li X D, Yang M Z. Changes in irrigated areas and the types of cropland in China since 2000[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2018,37(4):1-8.]
- [61] Brown J F, Pervez M S. Merging remote sensing data and national agricultural statistics to model change in irrigated agriculture[J]. *Agricultural Systems*, 2014,127:28-40.
- [62] 刘逸竹,吴文斌,李召良,等.基于时间序列NDVI的灌溉耕地空间分布提取[J].*农业工程学报*,2017,33(22):276-284. [Liu Y Z, Wu W B, Li Z L, et al. Extracting irrigated cropland spatial distribution in China based on time-series NDVI[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017,33(22):276-284.]
- [63] Thenkabail P, Gangadhara Rao P, Biggs T, et al. Spectral matching techniques to determine historical Land-Use/Land-Cover (LULC) and irrigated areas using time-series 0.1-degree AVHRR pathfinder datasets[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2007,73(10):1029-1040.
- [64] Thenkabail P S, Biradar C M, Noojipady P, et al. Global Irrigated Area Map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009,30(14):3679-3733.
- [65] Thenkabail P S, Schull M, Turrall, H. Ganges and Indus river basin land use/land cover (LULC) and irrigated area mapping using continuous streams of MODIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005,95(3):317-341.
- [66] 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.
- [67] 宋文龙,李萌,路京选,等.基于GF-1卫星数据监测灌区灌溉面积方法研究——以东雷二期抽黄灌区为例[J].*水利学报*,2019,50(7):854-863. [Song W L, Li M, Lu J X, et al. Method of monitoring irrigation area based on GF-1 satellite data-a case study of Donglei Phase II Irrigation District[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2019,50(7):854-863.]
- [68] Ozdogan M Gutman G. A new methodology to map irrigated areas using multi-temporal MODIS and ancillary

- data: An application example in the continental US[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008,112(9):3520-3537.
- [69] Shahriar Pervez M, Budde M, Rowland J. Mapping irrigated areas in Afghanistan over the past decade using MODIS NDVI[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 149:155-165.
- [70] Meier J, Zabel F, Mauser W. A global approach to estimate irrigated areas: A comparison between different data and statistics[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2018,22(2):1119-1133.
- [71] Ambika A K, Wardlow B, Mishra V. Remotely sensed high resolution irrigated area mapping in India for 2000 to 2015[J]. *Scientific Data*, 2016,3(1):160118.
- [72] 何娇娇, 刘海新, 张安兵, 等. 温度反演和 VSWI 农田灌溉面积提取[J]. *测绘科学*, 2017,42(5):1-10. [He J J, Liu H X, Zhang A B, et al. Extraction of farmland irrigated area based on temperature inversion and VSWI[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017,42(5):1-10.]
- [73] Peña-Arancibia J L, McVicar T R, Paydar Z, et al. Dynamic identification of summer cropping irrigated areas in a large basin experiencing extreme climatic variability [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014,154:139-152.
- [74] Deines J M, Kendall A D, Crowley M A, et al. Mapping three decades of annual irrigation across the US High Plains Aquifer using Landsat and Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,233:111400.
- [75] Xie Y, 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.
- [76] Gao F, Anderson M C, Zhang X, et al. Toward mapping crop progress at field scales through fusion of Landsat and MODIS imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017,188:9-25.
- [77] 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.
- [78] Dara A, Baumann M, Kuemmerle T, et al. Mapping the timing of cropland abandonment and recultivation in northern Kazakhstan using annual Landsat time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018,213:49-60.
- [79] Löw F, Fliemann E, Abdullaev I, et al. Mapping abandoned agricultural land in Kyzyl-Orda, Kazakhstan using satellite remote sensing[J]. *Applied Geography*, 2015,62:377-390.
- [80] 李升发, 李秀彬. 耕地撂荒研究进展与展望[J]. *地理学报*, 2016,71(3):370-389. [Li S F, Li X B. Progress and prospect on farmland abandonment[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2016,71(3):370-389.]
- [81] Griffiths P, Nendel C, Hostert P. Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,220:135-151.
- [82] Chastain R, Housman I, Goldstein J, et al. Empirical cross sensor comparison of Sentinel-2A and 2B MSI, Landsat-8 OLI, and Landsat-7 ETM + top of atmosphere spectral characteristics over the conterminous United States[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,221:274-285.
- [83] Shang R, Zhu Z. Harmonizing Landsat 8 and Sentinel-2: A time-series-based reflectance adjustment approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019,235:111439.
- [84] Torbick N, Huang X D, Ziniti B, et al. Fusion of moderate resolution earth observations for operational crop type mapping[J]. *Remote Sensing*, 2018,10(7):1058.
- [85] Dong J, Xiao X, Kou W, et al. Tracking the dynamics of paddy rice planting area in 1986-2010 through time series Landsat images and phenology-based algorithms[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015,160:99-113.
- [86] Dong J, Xiao X, Menarguez M A, et al. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016,185:142-154.
- [87] Pan Y, Li L, Zhang J, et al. Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the Crop Proportion Phenology Index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012,119:232-242.
- [88] Qiu B, Luo Y, Tang Z, et al. Winter wheat mapping combining variations before and after estimated heading dates [J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2017,123:35-46.
- [89] Dong J W, Xiao X M, Chen B Q, et al. Mapping deciduous rubber plantations through integration of PALSAR and multi-temporal Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013,134:392-402.
- [90] Hu Q, Sulla D, Xu B D, et al. A phenology-based spectral and temporal feature selection method for crop mapping from satellite time series[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019,80:218-229.
- [91] Breiman L. Statistical modeling: The two cultures[J]. *Statistical Science*, 2001,16(3):199-215.
- [92] Nemani R, Votava P, Michaelis A, et al. Collaborative supercomputing for global change science[J]. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 2011,92(13):109-110.
- [93] Dong J W, Kuang W H, Liu J Y. Continuous land cover change monitoring in the remote sensing big data era[J]. *Science China-Earth Sciences*, 2017,60(12):2223-2224