



农业资源与环境学报

中文核心期刊
中国科技核心期刊

JOURNAL OF AGRICULTURAL RESOURCES AND ENVIRONMENT

欢迎投稿 <http://www.aed.org.cn>

耕地遥感识别研究进展与展望

熊曦柳, 胡月明, 文宁, 刘洛, 谢健文, 雷帆, 肖莉, 唐铁

引用本文:

熊曦柳, 胡月明, 文宁, 等. 耕地遥感识别研究进展与展望[J]. 农业资源与环境学报, 2020, 37(6): 856–865.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0457>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

耕地资源承载力关键影响因素识别与典型评价模型研究进展

孙燕君, 王璐, 刘振华, 文宁, 胡月明, 谢健文, 雷帆, 肖莉, 唐铁

农业资源与环境学报. 2020, 37(6): 829–844 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0467>

基于熵权-集对模型的耕地面源污染生态风险评价与防控——以新疆昌吉州为例

原伟鹏, 刘新平

农业资源与环境学报. 2019, 36(5): 630–639 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2019.0076>

耕地生态风险评价研究热点与趋势——基于CiteSpace可视化分析

黎怡姍, 吴大放, 刘艳艳

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

县域耕地质量等别监测分区布点研究

谢英凯, 杨颢, 胡月明, 刘振华, 赵理

农业资源与环境学报. 2020, 37(6): 845–855 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2020.0468>

黄淮海地区土地利用转型与粮食产量耦合关系研究

戈大专, 龙花楼, 屠爽爽, 张英男

农业资源与环境学报. 2017, 34(4): 319–327 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2017.0066>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

熊曦柳, 胡月明, 文宁, 等. 耕地遥感识别研究进展与展望[J]. 农业资源与环境学报, 2020, 37(6): 856–865.

XIONG Xi-liu, HU Yue-ming, WEN Ning, et al. Progress and prospect of cultivated land extraction research using remote sensing[J].

Journal of Agricultural Resources and Environment, 2020, 37(6): 856–865.



开放科学 OSID

耕地遥感识别研究进展与展望

熊曦柳¹, 胡月明^{1,2,3}, 文宁^{4*}, 刘洛^{1,2,3}, 谢健文^{1,2,3}, 雷帆⁵, 肖莉⁴, 唐铁⁴

(1. 华南农业大学资源环境学院, 广州 510642; 2. 广东省土地信息工程技术研究中心, 广州 510642; 3. 自然资源部建设用地再开发重点实验室, 广州 510642; 4. 湖南省国土资源规划院, 长沙 410007; 5. 湖南省第二测绘院, 长沙 410119)

摘要:快速、准确获取耕地数量及其分布信息是研究耕地时空格局和生态效应的基础,也是及时制定应对粮食问题对策的迫切需求。近年来,随着卫星遥感技术的迅猛发展,遥感以其宏观性、实时性以及经济性为耕地信息快速获取提供了可能性。本文归纳了遥感技术应用于识别耕地信息的研究进展,总结了国内外耕地信息提取研究中常用的数据源、分类算法、时相选择、分类对象,讨论了上述四大类在提取耕地信息过程中的优缺点。随着传感器数量不断增加,遥感影像时间分辨率、空间分辨率及光谱分辨率不断提高,分类算法的不断涌现,基于多源遥感数据,集成智能分类算法识别耕地将成为必然的发展趋势。

关键词:耕地;数据源;分类算法;时相;分类对象

中图分类号:S127

文献标志码:A

文章编号:2095-6819(2020)06-0856-10

doi: 10.13254/j.jare.2020.0457

Progress and prospect of cultivated land extraction research using remote sensing

XIONG Xi-liu¹, HU Yue-ming^{1,2,3}, WEN Ning^{4*}, LIU Luo^{1,2,3}, XIE Jian-wen^{1,2,3}, LEI Fan⁵, XIAO Li⁴, TANG Tie⁴

(1. College of Natural Resources and Environment, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2. Guangdong Province Engineering Research Center for Land Information Technology, Guangzhou 510642, China; 3. Key Laboratory of Ministry of Natural Resources for Construction Land Transformation, Guangzhou 510642, China; 4. Hunan Land and Resources Planning Institute, Changsha 410007, China; 5. Hunan Second Surveying and Mapping Institute, Changsha 410119, China)

Abstract: Rapidly and accurately extracted cultivated land quantity and distribution information is the basis for studying the spatiotemporal patterns and ecological effects of cultivated land, and there is an urgent need for timely formulation of corresponding countermeasures for food problems. In recent years, the advancement of remote sensing technology has provided the possibility for the rapid acquisition of cultivated land information owing to the macroscopic, real-time, and economical properties of the technology. This paper summarized the research progress of the application of remote sensing technology in the extraction of cultivated land, commonly used data sources, classification algorithms, and temporal and classification objects in the research of domestic and foreign cultivated land extraction methods, and discussed the advantages and disadvantages of the above four categories in the process of extracting cultivated land information. With the increasing number of sensors, the temporal resolution, spatial resolution, and spectral resolution of remote sensing images are continuously improving, and the classification algorithm is constantly updated. Based on multi-source remote sensing data, the integration of intelligent classification algorithms for identifying cultivated land will become an inevitable development trend.

Keywords: cultivated land; data source; classification algorithm; temporal; classification object

收稿日期: 2020-08-25 录用日期: 2020-10-09

作者简介: 熊曦柳(1997—), 女, 广西柳州人, 硕士研究生, 主要从事土地利用与地理信息系统研究。E-mail: 1600651772@qq.com

*通信作者: 文宁 E-mail: 413093882@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1901601); 广东省科技兴农-农业科技创新及推广项目(2019KJ102)

Project supported: National Natural Science Foundation of China (U1901601); Guangdong Province Science and Technology Prospering Agriculture-Agricultural Science and Technology Innovation and Promotion Project (2019KJ102)

耕地是人类用于种植农作物并经常耕耘的土地,是农业生产和解决粮食安全问题最基础的物质条件,其数量的增减和空间分布都会直接影响到粮食的供给^[1-2]。近年来,随着社会经济的发展,城市化进程加快,工厂建设、道路桥梁铺设、居民住宅建设占用了越来越多的耕地,导致我国人地矛盾日益突出。面对人口众多、耕地稀少的现状,及时获取耕地资源分布情况以应对粮食安全问题对于国民经济发展和社会稳定尤为重要^[3]。2020年,面对新冠肺炎疫情的冲击和经济下行压力,中央要求实施最严格的耕地保护政策,严守18亿亩(1亩 $\approx 667\text{ m}^2$)耕地红线^[4]。因此,十分迫切需要获取到准确性高、现实性强的耕地信息,这在科学制定相应的政策和计划,以保证粮食安全方面具有重要的意义。

近年来针对提取全国或地区耕地信息的研究得到广泛开展^[5-6]。常规的获取耕地数量及其空间分布情况的方法是以行政区域为单位,依赖人工进行实地调查,将获得的大量复杂的数据进行统计分析并逐级上报。该方法的主要优势在于分类精度较高,但因其费时费力、效率低,难以获得实时的耕地信息,劣势明显。随着科技的发展,利用遥感卫星数据已经成为快速获取耕地信息最有效的手段^[7-9]。结合遥感影像中的光谱信息和空间、纹理信息,识别遥感影像中耕地的区域,并利用各种分类算法对耕地进行分类^[10-11]。利用遥感手段提取耕地信息的技术也已运用到实际项目中^[12]。例如,为落实耕地保护制度和节约用地制度而开展的第三次国土调查,改变了传统的作业模式,通过遥感影像处理技术,采用监督分类方法快速提取了耕地图斑信息^[13]。

利用遥感影像提取耕地信息的难点在于耕地类型多样、种植作物种类丰富、作物生长阶段不同,且耕地田间管理方式和土壤类型的不同,导致耕地的影像光谱特征多变、纹理特征复杂,部分区域光谱纹理特征不明显,在提取耕地时易造成耕地与其他地类混分的情况^[14-16]。为此,学者们分别从数据源、分类算法、时相选择、分类对象四大方面对使用遥感技术提取耕地信息展开了大量的研究。首先,多种遥感数据源被用于耕地信息的研究中,随着卫星的不断升级和改进,数据源的使用从中低分辨率逐渐转向了高分辨率,其中不仅包括光学影像,而且还有SAR(合成孔径雷达)影像、航空影像、高光谱影像等^[17]。其次,各大遥感影像处理分析平台提供了大量分类算法,使得使用遥感技术提取耕地信息更为快速便捷。再次,由于

耕地是变化最为复杂的地物类型,因此时相选择对于耕地信息的提取也十分重要。最后,随着影像空间分辨率和影像分割技术的提升和发展,分类对象也不仅仅局限于基于像素的分类,而是能提供纹理特征和空间特征的面向对象分类,且也已被广泛用于耕地信息提取。基于此,本文分别从数据源、分类算法、时相选择、分类对象4个方面,综述了基于遥感提取耕地信息的基本研究现状,指出研究的不足,并提出未来研究方向。

1 数据源

遥感技术的持续发展,为使用遥感数据源提取耕地信息提供了更多的选择。当前,在遥感技术识别耕地的应用中,进行耕地信息提取的数据源主要来源于卫星传感器,最常用的数据源根据使用的卫星传感器性质不同,可以划分为光学卫星遥感数据源和雷达卫星遥感数据源两大类。当前,在提取耕地信息研究中绝大多数都基于光学影像,其中以拥有较为完善的预处理产品和成熟的影像处理技术的MODIS^[18-20]、Landsat系列卫星^[21-23]为代表。MODIS具有较高的时间分辨率,其时间序列数据被广泛应用在耕地信息的提取中^[24]。例如,使用平滑重构后的全年MODIS数据的植被指数时间序列,分析不同耕地作物的植被指数时间序列特征,及其与其他地类在植被指数时间序列上的差别,进而使用植被指数时序数据提取耕地信息。由于MODIS的空间分辨率(250 m)不高,存在较严重的复合像元问题,难以满足精细化提取耕地信息需求。而Landsat系列卫星均具有较高的空间分辨率,且获取方便,已广泛用于耕地信息的提取中。例如,利用Landsat数据波段信息获得五种植被指数(NDVI、EVI2、NDSI、NDBI、GNDVI),每种植被指数提取10个特征,使得每个像素具有50个特征值形成特征空间,根据每一个像素的50个光谱指数特征进行基于像素的地物分类,然后使用多光谱图像边缘提取方法、多尺度对比度限制自适应直方图均衡化(CLAHE)方法和基于Landsat地表反射率气候数据记录产品的自适应阈值化,最后将提取的耕地地块边缘结果与地物分类结果取交集,获得空间分辨率为30 m的耕地地块分布图^[25]。另外,随着全球范围内的卫星空间和时间分辨率不断提高,GF系列^[26-27]、Sentinel-2^[28-31]、WorldView^[32]等高分辨率的光学影像也纷纷被学者们运用于耕地信息提取中。与中低分辨率遥感数据相比,高分辨率遥感影像大幅减少了混合像

元的比例,在耕地识别中能提供更丰富的光谱特征。但由于光学遥感影像易受到云雨天气的影响,数据保障率低、获取能力不稳定,并且受到光谱波长的限制,高分辨率光学影像也无法完全解决“同物异谱”和“同谱异物”的问题,这在一定程度上会影响耕地信息提取的精度。而SAR使用波长更长的微波,波束可以穿透云层,不受光照和大气条件的限制完成对地观测。同时,SAR影像还具有较短的重访周期和较高的空间分辨率,由于耕地上作物株高、植被覆盖度、生物量等生理参数会随着作物物候过程发生改变,其后向散射系数也会表现出相应的变化,进而可以通过SAR影像对耕地信息进行提取^[33-34]。例如,从耕地像元的时域后向散射特征分析入手,选择耕地样本进行时域后向散射特性的一致性分析,利用SAR影像时间序列相似性提取耕地信息^[35]。然而,由于雷达必须侧视成像,导致影像产生近距离压缩、顶底位移、透视收缩等原理性几何失真问题,影像的斑点噪声使得雷达影像在几何校正和数据分析方面比光学遥感影像更为复杂^[36]。

航天遥感技术在耕地识别中已经广泛应用,虽然其优点很多,但随着社会经济发展,航天遥感技术还存在着周期长、费用高、机动性差等弊端,难以满足实际应用中的高要求^[37]。而与航天遥感技术相比,航空遥感技术操作灵活,时空分辨率较高,可大幅降低成本,并且可避免受重访周期、云雨天气等影响,为遥感技术在中小尺度识别耕地应用研究提供了新的技术^[38-39]。在航空遥感技术中,运用无人机遥感低空飞行,可以弥补以卫星、大飞机等为平台的航天航空摄影在多云雾地区难以获取遥感数据的缺陷,获取比低分辨率影像更丰富的空间信息、更明显的耕地几何特征和纹理信息的高分辨率遥感影像,从而更容易地获取耕地信息^[40-41]。基于此,新兴的无人机航空遥感技术在耕地信息提取上表现出了巨大的潜力。例如,对无人机影像数据进行像片控制点量测、空中三角测量、数字高程模型生成等预处理操作,得到研究区的数字正射影像图,通过面向对象分类方法提取了耕地信息,将结果与卫星影像提取结果进行对比,结果发现无人机影像包含丰富的地物光谱信息和纹理特征,在提取耕地信息时具有极大的优越性^[42]。

综上所述,在不同分辨率的航天数据支持下,耕地信息提取已经取得了较大的进展。在耕地地块较为破碎和分散的地方,使用时间分辨率高但空间分辨率低的光学卫星影像数据提取耕地信息具有一定的

局限性。而使用空间分辨率高的光学卫星影像数据,难以精准捕捉耕地作物的生长发育过程。同时,高空间分辨率影像的光谱特性较差,光谱分辨率低;高光谱卫星影像有较高的光谱分辨率,但空间分辨率较低,难以提取高精度耕地信息。并且光学卫星遥感存在一个通病,即易受云雨天气的影响,获取的影像质量不高,而雷达卫星遥感具有穿透云雨的能力,可以有效解决在多云多雨地区使用光学遥感影像提取耕地信息的影像质量问题。但耕地信息提取过程中,雷达卫星影像上存在较多的斑点噪声,导致对耕地的辨识能力降低,并且耕地的后向散射系数差异较大,给耕地信息的提取与分析带来较大的难度。近年来,航空遥感中的小型无人机迅速发展,其具有操作简单、使用灵活、空间分辨率高,且成像不易受云雨影响等特点,有效弥补了航天遥感的应用限制。基于此,在利用遥感技术提取耕地信息的研究中不缺乏数据源的使用,但如何通过使用不同数据源来挖掘出耕地的表现特征,是运用遥感技术提取耕地信息研究的重点。

2 分类算法

遥感技术在土地利用中最重要的应用就是遥感影像分类,其分类的精度会直接影响遥感数据的实用价值和应用水平。为了有效地识别各类地物,进而提高地物分类的精度,从20世纪80年代开始,许多学者针对提高遥感影像的分类精度以及降低高强度的工作量展开了大量的研究,并提出了许多有效的理论和方法。将遥感技术应用到耕地信息提取中涉及到各种分类算法。根据大量相关研究统计,在耕地信息提取中常用的分类算法包括非监督分类中的迭代自组织数据分析法(ISODATA)和K-means均值分类算法等,以及监督分类中的最大似然法、支持向量机法(SVM)、随机森林法(RF)、基于专家知识的决策树(DT)和近年来逐渐兴起的神经网络法(NN)等。

非监督分类是按照“物以类聚”的思想,在不具备对耕地属性先验知识的情况下,依靠光谱数据组合的统计差别进行“盲目分类”,计算机按照一定规则自动根据像元光谱或空间等特征组成集群组(聚类)^[43]。在耕地信息提取中,常用的非监督分类算法主要有ISODATA算法、K-means均值分类算法,这两种方法主要是把分析判别统计聚类算法与简单多光谱分类融合,但难以确定全局最优分类中心和类别个数。例如,分别使用非监督分类中的K-means均值分类法和

ISODATA 分类法对 Landsat 8 影像进行分类处理,结果表明非监督分类对耕地的分类效果较差,错分、漏分的现象明显,且计算运行时间也较慢^[44-45]。非监督分类按照分类对象的特征进行统计分析,受人为因素的影响较小,不需要对地面信息有详细的了解,自动化程度较高。但是由于非监督分类没有选用训练样本,无先验信息,通过大量耕地信息提取的研究表明,在相同样本数量和没有辅助数据的情况下,监督分类的精度高于非监督分类精度^[27,43,46-47]。

监督分类需要具备分类影像的相关知识,采用目视识别的方法选择一定数量的耕地训练样本,计算机根据这些样本来统计信息,再用这些信息训练决策函数,利用已经训练好的决策函数,将未分类对象与训练样本进行对比,若信息相符,则将其分类成耕地,循环往复,直至完成分类^[48-49]。监督分类中最常用最典型的最大似然法是建立在 Bayes 准则基础上的一种分类错误概率最小的线性分类算法,该种分类算法提前假设每一类地物类型在图像中的概率密度是成正态分布的,计算给定分类对象属于某种特定类别的似然度,并将其归并到似然度最大的类中^[50-51]。国内外学者分别采用最大似然法对西班牙巴拉克斯^[52]、澳大利亚新南威尔斯州^[53]等地区处理后的 Landsat 影像提取耕地信息,精度均高于 80%。与非监督分类方法相比,最大似然法提取结果精度好,分类斑块破碎度降低,但仍然大量存在林草地与耕地混分现象,且随着输入波段的增加,计算量不断增大。

为进一步有效利用样本间的差异,提高耕地识别效率,Breiman^[54]提出的利用多棵树对样本进行训练并预测的随机森林(Random Forest, RF)分类法被学者们运用于提取耕地信息的研究中。随机建立一个森林,这个森林由很多单棵决策树组成,随机森林中的单棵决策树之间是相互独立的。当输入新的样本时,随机森林中的每一棵决策树会进行类别判断并投票,最后分类结果为票数最多的类别。相关研究表明,在耕地信息提取的研究中,随机森林分类精度高于最大似然法分类精度,结合纹理和 NDVI 指数等信息还可以进一步提高随机森林法对耕地分类的精度^[55-57]。例如,选择 Landsat 8 影像的八个波段时间序列数据,使用随机森林分类算法绘制了 30 m 空间分辨率澳大利亚和中国的耕地分布图^[57]。虽然随机森林分类算法在对耕地进行分类时,具有分类精度高、训练和预测速度快的优点,但在气候变化、地形起伏较大的区域使用随机森林分类算法提取耕地信息时,

对于影像的选取和分类中所利用的特征参数都有极高的要求^[58]。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是由 Cortes 等^[59]根据统计学习理论提出的一种线性分类器,它是在线性分类器的基础上通过引入结构风险最小化原理,用最优化理论和核函数演化而成。支持向量机不仅能够很好地对线性可分的分类问题进行准确分类,而且对于线性不可分的分类问题也表现出非常好的分类效果^[60]。例如,在遥感影像上选择训练样本,使用应用最广的 RBF 核函数来训练支持向量机分类器,将测试数据输入训练好的分类器中,提取了江苏某地级市包括耕地在内的 10 种地类,其中耕地的识别准确率超过 90%^[61]。有学者通过选取激光雷达影像的高度与回波强度信息和高光谱影像的纹理、光谱、归一化植被指数,采用支持向量机、最大似然法提取了耕地信息,结果发现激光雷达影像与高光谱影像融合后使用支持向量机的分类算法能提升耕地分类精度^[62]。由于支持向量机具有小样本学习、抗噪声性能好、学习效率高、鲁棒性好等优点,能够快速高效地对遥感影像中的耕地进行识别并划分,但支持向量机分类性能的优劣主要取决于核函数的选取,目前在使用 SVM 提取耕地信息的研究中使用的核函数及选择的参数都是根据人为经验选取,没有固定的标准,具有一定的随意性。

在各分类算法中,决策树分类算法(Decision Tree)可以根据特定要求或者丰富的经验知识,通过决策树分支把耕地与其他地类按照特定的规律详细地描述出来。决策树分类算法是统计选取训练样本的光谱、纹理、空间等特征,通过迭代运算将数据集分成特征尽量均一的子集,进而产生决策树及相应的分类规则,然后再将其应用到整幅影像中进行耕地分类提取^[63-64]。例如,有学者以巴西圣保罗州东南部某区域作为研究区,提出了一个集成多尺度分割、数据挖掘和分级网络的面向对象的遥感影像分类过程框架,充分利用光谱、形状、纹理、上下文、拓扑关系等特征,利用决策树算法实现特征的选择和规则的构建,进而提取耕地信息^[65]。该方法通常被应用于景观或数据较为复杂的耕地信息提取中,但在实际运用时,需要进行分析的特征量巨大,如何保证在提取耕地信息时得到普适性高、精准可靠的分类特征与阈值,还有待进一步研究。

随着机器学习的发展,学者们开始应用神经网络(Neural Net, NN)算法对遥感影像进行耕地的识别和

信息的提取。张峰等^[66]研究通过 Landsat 8 卫星遥感影像对耕地分类提取,发现神经网络方法在新疆奇台县南部的耕地整体分类上,与支持向量机和随机森林法相比具有一定的优势,并获得较好的分类精度。但神经网络属于浅层学习算法,由于网络结构有限,浅层学习算法很难有效地表达复杂的函数^[67]。随着人工智能技术的发展,提出了深度学习技术的概念,深度学习的深层网络模型中有大量的神经元,各个神经元可以相互连接,且可以改变其关联的强度,从而决定网络的功能,这为高分辨率遥感图像提取耕地信息提供了更好的技术支持。例如,魏青迪^[68]提出了一种 ECLDeepLab 卷积神经网络模型,并应用该模型提取了山东省肥城市的耕地信息,并将提取结果与 SegNet、DeepLab 模型的提取结果进行对比分析,结果表明 ECLDeepLab 模型可将最主要的耕地完整识别,轮廓也最清晰。得益于深度学习算法能从大量数据中学习数据本质特征的能力,学者们也开始将深度学习算法运用到无人机影像提取耕地信息的研究中,例如,田琳静等^[69]通过建立样本库、利用样本库训练卷积神经网络模型,并运用于无人机影像中提取耕地信息,结果表明深度学习算法能更清晰识别出耕地边界。虽然深度学习具有自学习、能高速寻找优化解的能力,提取耕地类型准确度高,但是该方法需要提供大量的参数训练样本,训练时间长,难以提供划分耕地类型时的推理过程和依据,且深度学习的模型众多,如何寻找到一个适宜耕地信息提取的模型还有待研究^[70]。

综上所述,随着科学技术的不断发展,很多新的技术方法不断涌现出来,各种改进的分类算法也在提取耕地信息中得到运用。每一种分类算法都具有其自身的优缺点,找到一个适宜的分类算法,利用其识别耕地,能提升分类的精度,从而使耕地数据更加准确,更具可靠性。

3 时相选择

在遥感影像上,耕地地块色调均匀、亮度和纹理适中,呈现长条状或块状,田块面积相差不大,形状规则、方向有序,可分为作物密集覆盖、作物稀少覆盖、无作物覆盖三种不同的情形^[71]。三种类型的耕地在标准假彩色遥感影像上有不同的表现特征,例如作物密集覆盖的耕地呈现明亮的鲜红色,作物稀少覆盖的耕地颜色暗红,并具有成行排列的特征,而无作物覆盖的耕地由于耕作土壤的水分含量不同,会呈现出浅

绿、深绿、白色,且耕地地块较为平滑。基于耕地的上述影像表现特征,学者们根据统计资料选取能将耕地与其他非耕地类别进行区分的单时相遥感影像,以耕地的光谱特征、纹理特征、形状特征为基础,直接提取耕地信息^[72]。例如,选取研究区最具代表性的影像,将耕地划分为有作物耕地与无作物耕地,统计耕地与其他地类灰度值,从影像的光谱信息结合空间、纹理结构等综合信息提取了研究区的耕地与其他地物,其中耕地的分类精度均高于 80%^[27]。

由于耕地上种植的农作物在不同季相具有不同的物候特性,在遥感影像上表现出不同的相应特征,利用单时相遥感数据很难准确区分刚播种或收割后的耕地,提取的耕地信息可靠性不高,使用多时相数据可以在一定程度上减轻利用单时相数据提取耕地过程中的上述问题^[35]。基于耕地在全生长季内光谱特征变化频繁而其他地物光谱特征相对稳定或有规律性变化的特点,选取满足季节要求的多个时期的影像数据,依据相应特征对耕地信息进行提取。由于地物变化具有不确定性,选取的时相影像无法全面体现地物在此期间所发生的变化^[73]。时间序列数据与其他数据相比各个数据值之间存在严格的时序关系,能清晰地反映出耕地的时序变化特征,且植被指数的时间序列数据随着作物在生长季中的不同生长阶段的变化而发生变化,因而不同地区区的植被指数时序曲线存在显著差异。因此,学者们开始研究基于耕地植被指数(NDVI、EVI、NDWI 等)的时间变化特征提取耕地信息^[74-77]。植被指数时间序列数据在采集和处理的过程中,不可避免地受到如太阳高度角、传感器噪声、气溶胶、云污染等干扰,会导致植被指数时序数据曲线呈现异常的波动变化,所以在使用植被指数时序数据前需要进行平滑滤波处理,剔除数据中的异常信息,最大程度使植被指数时序曲线与作物生长季相变化趋势一致^[78]。由于受到田间管理与耕作制度的影响,耕地存在明显的季相波动。以 NDVI 时序曲线为例,林地的 NDVI 时序曲线波动平稳,且数值相对较高;建筑用地和水体的 NDVI 时序曲线变化较小且数值较低,而耕地的 NDVI 时序曲线受到作物生长季相波动的影响,变化明显,在种植多季作物的同一地块上,NDVI 时序曲线会呈现出 2、3 个明显的波峰^[79]。根据植被指数曲线提取出耕地的使用变化特征值,进而提取出耕地信息。

综上所述,随着遥感技术的发展,从时相选择方向来看,提取耕地信息逐渐由单一最佳时相遥感

影像,发展为多时相以及具有一定时间序列的遥感影像。

4 分类对象

遥感技术为提取耕地信息提供了更加快速、全面、准确的手段,其中基于像素和面向对象这两种方法较为常用。基于像素提取耕地是以影像像元为分类对象,是对遥感影像上每个像素的像素值差异来进行分类,通过充分挖掘和利用耕地的光谱信息和植被指数信息,使耕地与其他地类差异更为明显,从而将耕地提取出来。受遥感成像的复杂性和多种不可控因素的影响,虽然基于像素的耕地提取方法理论成熟、算法完善,但是在耕地田块较为破碎、自然环境条件复杂的地区,容易忽略耕地田块的纹理特征,对田块与其他地类的空间特征差异和拓扑关系利用不足。对于高空间分辨率影像而言,其可利用的波段数较少,光谱分辨率降低,光谱信息的重叠和混杂现象严重,容易造成数据量冗余、分类精度下降等问题。基于像素光谱特征分类方法的提取精度已经无法满足实际应用的需求。

因此,Baatz等^[80]首次提出了一种全新的考虑面向对象思维的遥感影像分类方法。该方法是结合使用高分辨率遥感影像的光谱、形状、纹理特征等对象信息和拓扑关系、上下文关系等类间信息,以进行影像分割后的影像对象为基础的分类方法。国内外众多研究表明,面向对象的影像分析比传统的基于像素的分类更适于高分辨率影像专题信息提取。在这种背景下,采用高空间分辨率影像结合面向对象提取耕地的方法逐渐受到重视,例如,Goodin等^[81]以位于波兰和乌克兰之间一个农业用地类型复杂的农业区作为研究区,进行土地利用类型分类并提取耕地信息,结果发现,运用面向对象方法能够利用影像光谱、几何、纹理、空间等特征,使分类效果较基于像素的分类方法得到明显改善。王卫红等^[82]在面向对象应用于高分辨率影像分类的基础上,选择航空影像和SPOT5影像两种数据源,通过多层次的迭代模型,结合高级对象特征计算、主导类别选择等特征提高了影像特征的利用效率,能有效提高面向对象提取耕地信息的分类精度。由于面向对象的分类是以分割后像元组合成相对同质的对象为最小单元,加快了影像分类的速度,该方法综合考虑了影像中耕地的光谱、纹理、形状等特征,参与分类的影像对象聚集成块,使得耕地的分类精度得以提高。

综上所述,基于像素和面向对象两者的实质是相同的,只是分类的客体从单个的规则像素变成了连续的不规则的影像对象区域,分类所依据的特征从单纯的光谱特征变成了多特征(不仅包括光谱,还包括纹理、形状、空间关系等)。耕地在遥感影像中具有丰富的空间和纹理等信息,尤其是对于高分辨率遥感影像而言,面向对象在提取耕地信息时具有其独特的优势,因此随着获取的遥感影像分辨率不断提高,面向对象提取耕地信息具有明显的优势。

5 研究展望

遥感技术已经成为了快速提取耕地信息的重要手段,根据前人的研究成果,本文分别从数据源、分类算法、时相选择、分类对象四个方面入手,阐述了基于遥感技术的耕地信息提取方法的研究进展。在现有研究的基础上,可以进一步优化各类方法,提高耕地的分类提取精度,并通过总结各项研究成果,提出了耕地信息提取的建议,可为今后研究作参考。

5.1 数据源选择

从数据源选择来看,应用于遥感技术提取耕地信息的数据源应多元化。目前,大多研究集中于使用单一数据源,然而单一数据源的使用难以满足高精度提取耕地信息的需求,因此,在数据源创新发展的同时,要针对研究区耕地特征,充分考虑遥感数据光谱分辨率、空间分辨率和时间分辨率的关系,通过使用融合后的多源遥感数据,提升特征提取和数据挖掘的能力,从而进一步提高耕地信息提取的精确度。MODIS与Landsat、Landsat与Sentinel等卫星影像融合技术较为成熟,适用于提取耕地信息研究中。融合高光谱与多光谱卫星影像正处于发展阶段,应用于耕地信息提取还有很大的研究提升空间。同时,对于耕地信息的提取,大多研究集中于使用卫星遥感数据,而使用无人机(多光谱、高光谱、机载SAR和机载LiDAR)等航空影像提取耕地还有待深入研究。

5.2 分类算法选择

从分类算法来看,许多较为传统的监督和非监督分类算法都已运用到遥感影像信息提取中,在大数据、人工智能等信息技术的冲击下,深度学习算法更是凭借其能够提取遥感影像的高层次特征,能表征更细微差别,因其训练效率高、分类精度高等特点逐渐开始运用于耕地信息的提取中。但是由于该方法需要提供大量的参数训练样本,且无法提供划分耕地类型的推理过程和依据,因此可以将基于物候信息的专

家知识方法与深度学习相结合,进一步提高耕地信息获取的精度和效率。

5.3 时相选择

从时相选择方面来看,耕地包括旱地、水浇地、水田三个子类,且耕地上种植的作物多种多样,由于作物生长特征不同,在影像上特征表现也各异,且地物变化具有不确定性,单时相影像难以准确表现耕地的特征。因此,在耕地提取的过程中可以使用多时相数据,尽可能体现出耕地在不同时相影像中的特征,进行统计分析后将耕地信息提取。

5.4 分类对象选择

从分类对象来看,面向对象已经是提取耕地信息的一个大趋势。虽然目前已有大量的影像分割模型与软件,但在高分辨率影像中耕地内部经常会出现较大的光谱变化,在同一地区,不同耕地的形状和大小存在很大的差异,并且一些相邻的耕地边界模糊,难以划分,因此如何提升高分辨率遥感影像对耕地的分割精度依然是具有挑战性的课题。

参考文献:

- [1] 刘旭华,王劲峰,刘明亮,等.中国耕地变化驱动力分区研究[J].中国科学(D辑:地球科学),2005(11):1087-1095.
LIU Xu-hua, WANG Jin-feng, LIU Ming-liang, et al. Zonal study on the driving force of cultivated land change in China[J]. *Science in China (Ser.D:Earth Sciences)*, 2005(11):1087-1095.
- [2] 戴尔阜,傅泽强,蔡运龙,等.中国粮食安全与耕地资源变化的相关分析[J].自然资源学报,2001(4):313-319.
DAI Er-fu, FU Ze-qiang, CAI Yun-long, et al. Correlation analysis of food security and changes in cultivated land resources in China[J]. *Journal of Natural Resources*, 2001(4):313-319.
- [3] 倪国华,郑风田.粮食安全背景下的生态安全与食品安全[J].中国农村观察,2012(4):52-58.
NI Guo-hua, ZHENG Feng-tian. Ecological security and food safety in the context of food security[J]. *China Rural Survey*, 2012(4):52-58.
- [4] 马恩朴,蔡建明,林静,等.2000—2014年全球粮食安全格局的时空演化及影响因素[J].地理学报,2020,75(2):332-347.
MA En-pu, CAI Jian-ming, LIN Jing, et al. Spatio-temporal evolution of global food security pattern and its influencing factors in 2000—2014[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(2):332-347.
- [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):175-180.
ZUO Li-jun, ZHANG Zeng-xiang, DONG Ting-ting, et al. Application of MODIS/NDVI and MODIS/EVI to extract information on cultivated land and comparison analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2008, 24(3):175-180.
- [6] 徐超,詹金瑞,潘耀忠,等.基于多时相TM图像的耕地信息提取[J].国土资源遥感,2013,25(4):166-173.
XU Chao, ZHAN Jin-rui, PAN Yao-zhong, et al. Extraction of cropland information based on multi-temporal TM images[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2013, 25(4):166-173.
- [7] 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 Jin-wei, WU Wen-bin, HUANG Jian-xi, 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.
- [8] 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 Hua-jun. Progress and prospects of agricultural remote sensing research[J]. *Journal of Agriculture*, 2018, 8(1):167-171.
- [9] Sonobe R, Yamaya Y, Tani H, et al. Mapping crop cover using multi-temporal Landsat 8 OLI imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(15816):4348-4361.
- [10] Fritz S, See L, McCallum I, et al. Mapping global cropland and field size[J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(5):1980-1992.
- [11] Dimov D, Low F, Ibrakhimov M, et al. Feature extraction and machine learning for the classification of active cropland in the Aral Sea Basin [C]. Fort Worth: International Geoscience and Remote Sensing symposium, 2017:1804-1807.
- [12] 张文吉.3S技术在第三次国土调查中的应用[J].华北自然资源,2020(1):76-77.
ZHANG Wen-ji. Application of 3S technology in the Third Land Survey[J]. *Huabei Natural Resources*, 2020(1):76-77.
- [13] 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.
CAI Yu-jun. Application of 3S precision survey in the Third Land Survey[J]. *Territory & Natural Resources Study*, 2018(5):31-34.
- [14] 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.
DENG Jin-song, WANG Ke, SHEN Zhang-quan, et al. Decision tree algorithm for automatically extracting farmland information from SPOT-5 images based on characteristic bands[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2004, 20(6):145-148.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
CHEN Zhong-xin, REN Jian-qiang, TANG Hua-jun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5):748-767.
- [18] Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, et al. MODIS collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new data-

- sets[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1):168-182.
- [19] Wardlow B D, Egbert S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the U.S. central great plains[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3):1096-1116.
- [20] Clark M L, Mitchell A T, Ricardo G H, et al. A scalable approach to mapping annual land cover at 250 m using MODIS time series data: A case study in the Dry Chaco ecoregion of South America[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11):2816-2832.
- [21] Johnson D M. Using the Landsat archive to map crop cover history across the United States[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232:111286.
- [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 for Remote Sensing*, 2013, 34(7/8):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] Wu Z T, Thenkabail P S, Mueller R, et al. Seasonal cultivated and fallow cropland mapping using the MODIS-based automated cropland classification algorithm[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1):397-398.
- [25] Graesser J, Ramankutty N. Detection of cropland field parcels from Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 201:165-180.
- [26] 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.
- LI Heng-kai, WU Jiao, WANG Xiu-li. Object-oriented land use classification of the Dongjiang River basin based on GF-1 image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(10):245-252.
- [27] 李鹏, 虞虎, 王鹏, 等. 基于GF2号卫星影像的农业信息提取方法对比分析[J]. 测绘通报, 2017(1):48-52.
- LI Peng, YU Hu, WANG Peng, et al. Comparison and analysis of agricultural information extraction methods based on GF2 satellite images[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017(1):48-52.
- [28] Valero S, Morin D, Inglada J, et al. Processing Sentinel-2 image time series for developing a real-time cropland mask[C]. Milan: IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2015: 2731-2734.
- [29] Csillik O, Belgiu M. Cropland mapping from Sentinel-2 time series data using object-based image analysis[C]. Wageningen: 20th AGILE Conference on Geographic Information Science, 2017.
- [30] Valero S, Morin D, Inglada J, et al. Production of a dynamic cropland mask by processing remote sensing image series at high temporal and spatial resolutions[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(1):55.
- [31] Marie-Julie L, Sibiry T P C, Xavier B, et al. Estimating smallholder crop production at the village level from the Sentinel-2 time series in Mali's cotton belt[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216: 647-657.
- [32] 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.
- [33] Useya J, Chen S B. Exploring the potential of mapping patterns on smallholder scale croplands using Sentinel-1 SAR Data[J]. *Chinese Geographical Science*, 2019, 29(4):626-639.
- [34] Tan C P, Ewe H T, Chuah H T. Agricultural crop-type classification of multi-polarization SAR images using hybrid entropy decomposition and support vector machine technique[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(22):7057-7071.
- [35] 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.
- ZHONG Li-shan, LI Man-chun, WU Yang, et al. Cropland extraction using SAR time series images[J]. *Progress in Geography*, 2015, 34(7):830-839.
- [36] Niu X, Ban Y F. Multi-temporal RADARSAT-2 polarimetric SAR data for urban land-cover classification using an object-based support vector machine and a rule-based approach[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(1/2):1-26.
- [37] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18):136-145.
- WANG Li-min, LIU Jia, YANG Ling-bo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images for agricultural remote sensing monitoring[J]. 2013, 29(18):136-145.
- [38] 赵明明. 基于无人机与卫星影像的农田精准管理分区研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2019.
- ZHAO Ming-ming. Study on site-specific management zones in field using unmanned aerial vehicles and satellite images[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2019.
- [39] 鲁恒, 付萧, 贺一楠, 等. 基于迁移学习的无人机影像耕地信息提取方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(12):274-279.
- LU Heng, FU Xiao, HE Yi-nan, et al. Cultivated land information extraction from high-resolution UAV images based on transfer learning[J]. 2015, 46(12):274-279.
- [40] 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.
- XU Peng, XU Wei-cheng, LUO Yang-fan, et al. Precise classification of cultivated land based on visible remote sensing image of UAV[J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2019, 21(6):79-86.
- [41] 何少林, 徐京华, 张帅毅. 面向对象的多尺度无人机影像土地利用信息提取[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(2):107-112.
- HE Shao-lin, XU Jing-hua, ZHANG Shuai-yi. Land use classification of object-oriented multi-scale UAV image[J]. 2013, 25(2):107-112.
- [42] 王颖. 无人机遥感影像在第三次土地调查中的应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- WANG Ying. An application study of UAV remotely sensed images from the Third Land Survey[D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- [43] 赵庚星, 窦益湘, 田文新, 等. 卫星遥感影像中耕地信息的自动提取方法研究[J]. 地理科学, 2001, 21(3):224-229.

- ZHAO Geng-xing, DOU Yi-xiang, TIAN Wen-xin, et al. Automatic abstraction methods of cultivated land information from satellite remote sensing images[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2001, 21(3): 224-229.
- [44] 张明, 黄双燕. 基于 Landsat-8 的遥感影像分类研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(1): 177-180.
- ZHANG Ming, HUANG Shuang-yan. Remote sensing image classification based on Landsat-8[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2019, 42(1): 177-180.
- [45] 廖东, 戴洪宝, 许继影. 基于 Landsat-8 监督分类与非监督分类的土地利用分类方法比较[J]. 河南科技, 2019(8): 14-16.
- LIAO Dong, DAI Hong-bao, XU Ji-ying. Comparison of land use classification methods based on Landsat-8 supervised classification and unsupervised classification[J]. *Henan Science and Technology*, 2019(8): 14-16.
- [46] 何立恒, 覃伟, 徐迅. 不同分类方法在土地利用信息提取中的精度对比[J]. 现代测绘, 2018, 41(5): 26-30.
- HE Li-heng, QIN Wei, XU Xun. Comparison of different classification methods in land use information extraction[J]. *Modern Surveying and Mapping*, 2018, 41(5): 26-30.
- [47] 曹倩倩, 黄袁升. 基于 Landsat 8 OLI 影像的泗县耕地信息提取[J]. 阴山学刊(自然科学版), 2017, 31(3): 58-60.
- CAO Qian-qian, HUANG Yuan-sheng. Extraction of cultivated land information in Sixian based on Landsat 8 OLI image[J]. *Yinshan Academic Journal(Natural Science Edition)*, 2017, 31(3): 58-60.
- [48] 牛鲁燕, 张晓艳, 郑继业, 等. 基于 Landsat 8 OLI 数据的山东省耕地信息提取研究[J]. 中国农学通报, 2014, 30(34): 264-269.
- NIU Lu-yan, ZHANG Xiao-yan, ZHENG Ji-ye, et al. Extraction of cultivated land information in Shandong Province based on Landsat 8 OLI data[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2014, 30(34): 264-269.
- [49] Wang F J. Fuzzy supervised classification of remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(2): 194-201.
- [50] 王荣. 高分辨率遥感影像信息提取方法的研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2013.
- WANG Rong. Information extraction method research of high resolution remote sensing image[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2013.
- [51] Ortiz M J, Formaggio A R, Epiphanyo J C N. Classification of croplands through integration of remote sensing, GIS, and historical databases[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(1): 95-105.
- [52] Julien Y, Sobrino J A, Jiménez-Muñoz J C. Land use classification from multitemporal Landsat imagery using the Yearly Land Cover Dynamics (YLCD) method[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(5): 711-720.
- [53] Ramita M, Inakwu O A, et al. Improving the accuracy of land use and land cover classification of Landsat data using post-classification enhancement[J]. *Remote Sensing*, 2009, 1(3): 330-344.
- [54] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [55] Hernandez I E R, Shi W Z. A Random Forests classification method for urban land-use mapping integrating spatial metrics and texture analysis[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(4): 1175-1198.
- [56] 史敏伟, 李庆. 基于随机森林的 GF-2 影像土地利用分类研究[J]. 北京测绘, 2019, 33(12): 1513-1517.
- SHI Min-wei, LI Qing. Land use classification of GF-2 image based on Random Forest[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33(12): 1513-1517.
- [57] Teluguntla P, Thenkabail P S, Oliphant A, et al. A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using a random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 144(10): 325-340.
- [58] 李庆, 史敏伟. 基于随机森林的多时相 Landsat 8 土地利用分类研究[J]. 信息技术与信息化, 2019(7): 181-183.
- LI Qing, SHI Min-wei. Multi-temporal Landsat 8 land use classification based on random forest[J]. *Information Technology and Informationization*, 2019(7): 181-183.
- [59] Cortes C, Vapnik V N. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [60] Drucker H, Burges C J C, Kaufman L, et al. Linear support vector regression machines[C]. Cambridge: Advances in Neural Information Processing Systems, 1997: 155-161.
- [61] 李昌俊, 黄河, 李伟. 基于支持向量机的农业遥感图像耕地提取技术研究[J]. 仪表技术, 2018(11): 5-8.
- LI Chang-jun, HUANG He, LI Wei. Research on agricultural remote sensing image cultivated land extraction technology based on support vector[J]. *Instrumentation Technology*, 2018(11): 5-8.
- [62] 刘小萍. 基于机载 LiDAR 和高光谱数据的土地利用信息提取方法研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2018.
- LIU Xiao-ping. Research on land use information extraction based on airborne LiDAR and hyperspectral data[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2018.
- [63] Punia M, Joshi P K, Porwal M C. Decision tree classification of land use land cover for Delhi, India using IRS-P6 AWiFS data[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(5): 5577-5583.
- [64] Waldner F, Canto G S, Defourny P. Automated annual cropland mapping using knowledge-based temporal features[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 110: 1-13.
- [65] De Pinho C M D, Fonseca L M G, Korting T S, et al. Land-cover classification of an intra-urban environment using high-resolution images and object-based image analysis[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(19): 5973-5995.
- [66] 张峰, 赵忠国, 李刚, 等. 基于不同分类器的农用地分类提取[J]. 新疆农业科学, 2019, 56(8): 1560-1568.
- ZHANG Feng, ZHAO Zhong-guo, LI Gang, et al. Study on classification and extraction of agricultural land in Qitai County of Xinjiang based on different classifiers[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2019, 56(8): 1560-1568.
- [67] Castelluccio M, Poggi G, Sansone C, et al. Land use classification in

- remote sensing images using convolutional neural networks[EB/OL]. (2015-08-01). <https://www.researchgate.net/publication/280696016>.
- [68] 魏青迪. 基于卷积神经网络的高分二号遥感影像提取方法[D]. 泰安:山东农业大学, 2019.
- WEI Qing-di. Extraction method of GF-2 remote sensing image based on convolutional neural network[D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2019.
- [69] 田琳静, 宋文龙, 卢奕竹, 等. 基于深度学习的农业区土地利用无人机监测分类[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2019, 17(4): 312-320.
- TIAN Lin-jing, SONG Wen-long, LU Yi-zhu, et al. Rapid monitoring and classification of land use in agricultural areas by UAV based on the deep learning method[J]. *Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research*, 2019, 17(4): 312-320.
- [70] 徐文娜. 基于高分辨率全卷积网络的遥感影像耕地提取方法研究[D]. 深圳:中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2020.
- XU Wen-na. Research on cultivated land extraction technology of remote sensing images based on high resolution full convolutional network[D]. Shenzhen: Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, 2020.
- [71] 孙家波. 基于知识的高分辨率遥感影像耕地自动提取技术研究[D]. 北京:中国农业大学, 2014.
- SUN Jia-bo. Study on automatic cultivated land extraction from high resolution satellite imagery based on knowledge[D]. Beijing: China Agricultural University, 2014.
- [72] 韩涛, 徐晓桃, 颜耀文. 基于单时相MODIS数据的决策树自动构建及分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(2): 191-194.
- HAN Tao, XU Xiao-tao, JIE Yao-wen. Automated construction and classification of decision tree classifier based on single-temporal MODIS data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(2): 191-194.
- [73] 徐超, 詹金瑞, 潘耀忠, 等. 基于多时相TM图像的耕地信息提取[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 166-173.
- XU Chao, ZHAN Jin-rui, PAN Yao-zhong, et al. Extraction of cropland information based on multi-temporal TM images[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2013, 25(4): 166-173.
- [74] 王梦涵, 闫金凤, 高珊珊, 等. 基于TM时相特征的耕地信息提取[J]. 北京测绘, 2019, 33(5): 509-512.
- WANG Meng-han, YAN Jin-feng, GAO Shan-shan, et al. Extraction of cultivated land information based on TM temporal characteristics [J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33(5): 509-512.
- [75] 于利峰, 乌兰吐雅, 乌云德吉, 等. 基于纹理特征与MODIS-NDVI时间序列的耕地面积提取研究[J]. 中国农业资源与区划, 2018, 39(11): 169-177.
- YU Li-feng, WULAN Tuya, WUYUN Deji, et al. Study on extraction of arable land area based on texture features and MODIS-NDVI time series[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2018, 39(11): 169-177.
- [76] 侯光雷, 张洪岩, 王野乔, 等. 基于时间序列谐波分析的东北地区耕地资源提取[J]. 自然资源学报, 2010, 25(9): 1607-1617.
- HOU Guang-lei, ZHANG Hong-yan, WANG Ye-qiao, et al. Application of harmonic analysis of time series to extracting the cropland resource in northern China[J]. *Journal of Natural Resources*, 2010, 25(9): 1607-1617.
- [77] 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.
- [78] 童新华, 毛祁裙, 韦燕飞. 基于MODIS-NDVI时序数据集的面向对象分类提取广西耕地面积的方法研究[J]. 广西师范学院学报(自然科学版), 2017, 34(4): 98-106.
- TONG Xin-hua, MAO Bei-qun, WEI Yan-fei. Extraction of cultivated land using object-oriented classification method based on MODIS-NDVI time series data[J]. *Journal of Guangxi Teachers Education University(Natural Science Edition)*, 2017, 34(4): 98-106.
- [79] 王红说. 基于MODIS NDVI时间序列数据的耕地信息提取研究[D]. 杭州:浙江大学, 2008.
- WANG Hong-shuo. Arable land information extraction using MODIS multi-temporal data[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [80] Baatz M. Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks[C]. Enschede: International Symposium on Operationalization of Remote Sensing, 1999.
- [81] Goodin D G, Anibas K L, Bezymennyi M. Mapping land cover and land use from object-based classification: An example from a complex agricultural landscape[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015.
- [82] 王卫红, 夏列钢, 骆剑承, 等. 面向对象的遥感影像多层次迭代分类方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(10): 1154-1158.
- WANG Wei-hong, XIA Lie-gang, LUO Jian-cheng, et al. An iterative approach to object-oriented classification of remotely sensed image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(10): 1154-1158.