

引用格式: 李中元, 吴炳方, 张淼, 等. 利用物候差异与面向对象决策树提取油菜种植面积[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(5): 720-730. [Li Z Y, Wu B F, Zhang M, et al. Identifying rapeseed planting area using an object-oriented method and crop phenology[J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(5): 720-730.] DOI:10.12082/dqxxkx.2019.180345

利用物候差异与面向对象决策树提取油菜种植面积

李中元^{1,2,3}, 吴炳方^{1*}, 张淼¹, 邢强¹, 李名勇¹, 闫娜娜¹

1. 中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101; 2. 湖北大学资源环境学院, 武汉 430062;
3. 区域开发与环境响应湖北省重点实验室, 武汉 430062

Identifying Rapeseed Planting Area Using an Object-oriented Method and Crop Phenology

LI Zhongyuan^{1,2,3}, WU Bingfang^{1*}, ZHANG Miao¹, XING Qiang¹, LI Mingyong¹, YAN Nana¹

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Science, Beijing 100101, China; 2. Faculty of Resources and Environment Science, Hubei University, Wuhan 430062, China; 3. Hubei Key Laboratory of Regional Development and Environmental Response, Wuhan 430062, China

Abstract: Accurate and timely access to crop planting information is important for agricultural production management and national food security. Increased access to free satellite data, has allowed for further crop classification and physiological parameter inversion. Launched in June 2015, the Sentinel-2 satellite provides 13 spectral bands with high temporal, spatial and spectral resolution. This provides an opportunity to improve the operational accuracy and efficiency of rapid extraction of crop characteristics and large-scale crop planting area. The Sentinel-2 satellite provides free images at a high spatial resolution (10~30 m). Therefore, it is now possible to develop the next generation of agricultural product at both national and regional levels. Time series vegetation indices (VIs) are derived from this satellite data and are widely used to identify crop characteristics for classification. The Jiangnan Plain (located in the middle and lower reaches of Yangtze River) was used as a case study area to evaluate and analyze the effect of the Sentinel-2 satellite images on rape planting area, based on an object-oriented method and differences in crop phenology. Firstly, the best estimate of rapeseed planting area was identified by using crop spectral information and normalized vegetation index at different growth stages. Secondly, a decision tree was formulated according to the difference in object features after multi-scale segmentation. Finally, the rapeseed planting area was calculated after the removal of non-vegetation areas, forests, winter wheat crops and other interferences based on the decision tree. It was found that image segmentation based on the Sentinel-2 images could identify various crop types effectively. The flowering characteristic of rapeseed is a key factor in distinguishing it from other crops. The difference in object features

收稿日期: 2018-07-16; 修回日期: 2018-12-18.

基金项目: 中国科学院科技服务网络计划(STS计划)项目(KFJ-STZ-ZDTP-009); 湖北省技术创新专项重大项目(2018ABA078); 国家自然科学基金项目(41561144013, 41861144019, 41701496)。[**Foundation items:** Science and Technology Service Network Initiative (STS), No. KFJ-STZ-ZDTP-009; Major Technological Innovation Projects in Hubei Province, No. 2018ABA078; National Natural Science Foundation of China, No. 41561144013, 41861144019, 41701496.]

作者简介: 李中元(1982-), 男, 内蒙古五原人, 博士, 讲师, 主要从事3S技术集成开发应用及农业遥感方面的研究。
E-mail: lizy@hubu.edu.cn

*通讯作者: 吴炳方(1962-), 男, 江西玉山人, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事农业遥感、水资源遥感与管理、生态遥感等研究。E-mail: wubf@radi.ac.cn

can effectively eliminate the effects of other land-use types on rapeseed classification and improve the accuracy and efficiency of crop classification. Results showed that the greatest classification contributors to the decision tree for distinguishing rapeseed were the normalized vegetation index (NDVI), near infrared (NIR), and brightness (Brightness). A total of 162 rapeseed sample points were used to calculate the confusion matrix. The overall classification accuracy of the rapeseed planting area was more than 98%, and the Kappa coefficient was 0.95. This shows that the Sentinel-2 data, combined with phenology information has great potential to extract large-scale crop planting area data, and can improve the accuracy and efficiency of calculating rape planting areas at both national and regional scales.

Key words: object oriented; decision tree; phenology; rapeseed; planting area; Sentinel-2; Jiangnan plain

***Corresponding author:** WU Bingfang, E-mail: wubf@radi.ac.cn

摘要:及时、准确地获取农作物种植信息,对于农业生产管理和国家粮食安全有重要意义。目前越来越多的免费卫星数据可以用于作物分类及生理参数反演。Sentinel-2卫星于2015年6月发射,提供了13个光谱波段,具有较高的时间分辨率、空间分辨率和光谱分辨率,为不同作物特征区分以及大范围作物种植面积快速提取业务化运行的精度与效率提高带来了契机。随着Sentinel-2数据的免费下载,这就为大面积生产下一代区域或者国家尺度的高分辨率(10~30 m)农情遥感产品提供了可能。物候信息包含了作物随着季节不断变化的特征,利用如NDVI等时间序列植被指数找出不同作物的特征进而开展作物分类得到了广泛应用。本文以油菜为主要研究对象,以长江中下游地区的江汉平原为实验区,基于作物物候差异与面向对象决策树的方法,对Sentinel-2卫星影像用于油菜种植区提取的效果进行了评估与分析。首先利用作物不同生长时期各波段光谱信息以及归一化植被指数等信息的差异分析并找出油菜种植区提取的最佳时相,然后对影像进行多尺度分割,根据对象特征建立决策树逐一去除非植被、林地等干扰类型,进而提取出油菜种植区域。通过分析发现,基于Sentinel-2影像的图像分割可以有效生成不同作物类型的对象;油菜开花期的特征是其区别于其他作物的关键因素,利用该特征可以有效消除分类时其他地物类型对油菜的影响,提高作物分类信息提取的精度和效率。研究表明:在区分油菜的决策树分类特征信息中,贡献最大的是归一化植被指数(NDVI),近红外波段(NIR)和亮度(Brightness)信息。用162个油菜验证样本点计算混淆矩阵,油菜种植面积提取的总体分类精度为98%以上,Kappa系数为0.95。说明结合物候信息利用Sentinel-2数据进行大范围作物种植面积提取具有巨大潜力,可以提高大范围油菜种植区域快速提取的精度和效率。

关键词:面向对象;决策树;物候;油菜;种植面积; Sentinel-2;江汉平原

1 引言

油菜是世界三大主要油料作物中产油效率最高的油料作物之一,是植物油脂和植物蛋白的重要来源,是重要的食用油源和蛋白质饲料,也是重要的工业原料,油料作物的生产在国民经济和社会发展中占有重要地位,其种植面积占全国油料作物总面积的40%以上,产量占全国油料总产量的30%以上。油菜菜籽油是中国传统的食用油,年均产量450万t左右,是国产食用植物油的第一大来源,在我国食用油市场中具有举足轻重的地位^[1]。及时、准确地获取油菜种植面积及长势信息,是全面掌握油菜种植状况、加强生产管理、优化作物种植空间格局的重要依据,也是准确估计和预测油菜产量的基本前提,对于用于指导农田精准管理,最终实现变量投入,达到优化生产、提高生产率、减少污染,确保国家粮食安全具有重要意义^[2]。

遥感技术具有快速、准确、客观等特点,已经成为动态获取多尺度作物种植面积信息及其空间分布状况的重要手段^[3]。同时随着近年国内外卫星的连续发射,遥感数据源在时间、空间、光谱分辨率等方面不断提高,多源遥感数据综合应用技术的快速发展,为解决遥感动态监测业务化运行时空分辨率的矛盾,满足农作物大范围、多时相、高精度的监测要求提供了良好契机。

国内外对不同作物空间分布信息的遥感分类提取方法开展了大量研究^[4-7],先后发展了目视解译、基于像素和统计理论的分类、多时相分析法、面向对象分类方法^[8-9]、人工神经网络以及机器学习^[10]等分类方法。随着计算机技术特别是人工智能的不断进步,遥感分类方法以及用于分类的工具软件都得到了快速发展,并且在应用中取得了良好效果^[11]。

目视解译方法可以获得较高精度,但目视解译方法耗时费力,而且对遥感影像的分辨率以及解译

人员的专业背景知识要求较高,人们逐渐将精力转向自动化程度更高的基于像素和统计理论的分类方法研究中,但因为“同物异谱”和“同谱异物”现象的存在,分类精度受到一定限制。

面向对象分类方法除了依靠地物的光谱特性之外,综合利用像元的形状、颜色、纹理等几何特征和结构信息,把具有相同特征的像素组成一个对象,然后根据每一个对象的特征进行分类,可以消除利用传统的基于像素分类方法中的“椒盐效应”,获得较高的分类精度^[12-13],有学者利用该方法提取作物种植面积,获得了良好的应用效果^[14-15]。但目前例如 RapidEye、WorldView 等超高分辨率影像价格较为昂贵,在进行大范围应用时成本过高。国产的资源三号(ZY-3)数据和高分二号(GF-2)数据也有着很高的空间分辨率,利用面向对象的方法也可以获得很高的分类精度,但由于 ZY-3 和 GF-2 数据幅宽较小,覆盖范围有限,难以覆盖整个监测区域。高分一号(GF-1)数据覆盖范围较大,重访周期也较短,空间分辨率为 16 m,在北方地区获得了不错的应用效果,然而在长江中下游以南地区尤其是丘陵及山区则受到一定限制,由于该区域田块较为细碎,一些小斑块的作物难以在影像中完全体现,同时由于其预处理流程较长,随着监测区域的扩大,工作量会呈几何数量级增长,如果没有高精度自动化的程序以及高性能的计算机支撑,在大范围业务化运行时的时效性难以得到保障。

基于时间序列的提取方法需要较高空间、时间以及光谱分辨率遥感影像地支撑,且数据预处理工作量较大,在进行大范围作物分类信息提取时往往会受到数据源的限制。为了克服上述方法的不足,很多学者利用作物物候信息,基于时间序列植被指数的方法进行作物分类与提取。由于不同农作物都具有各自典型的物候特征,其植被指数在不同季节有着明显的变化,并且同一种作物的区域生长发育规律相对稳定,结合作物物候特征,分别选取适宜的时相提取不同作物,可以得到较好的提取效果,在农作物分类中得到广泛应用^[16-18]。

国内有学者分别利用中巴地球资源卫星^[19-20]、环境卫星^[21-22]、Landsat TM^[23]、MODIS^[24]中等分辨率卫星及 Hyperion 高光谱^[25]等数据对湖北省及长江中下游地区的油菜冬小麦种植面积提取进行了研究,通过研究明确了长江中下游地区油菜冬小麦提取的最佳时相、光谱特征以及对于混合像元的解决

办法,给出了在高光谱遥感中如何利用红光波段进行油菜提取的适用条件,并获得了较好的分类结果。但由于数据分辨率自身的限制,其分类精度提高到一定程度就很难再有较大突破,高光谱数据幅宽较窄,覆盖范围有限,在大范围应用时会受到一定限制。

随着对地观测技术地迅猛发展,各国都在不断提高对地观测技术与能力,2015年6月23日,由欧洲委员会(EC)和欧洲航天局(ESA)共同组织实施的 Sentinel-2 卫星发射升空。Sentinel-2 数据的多光谱成像仪有 13 个谱段,从可见光到近红外至短波红外,空间分辨率为 10~60 m,重访周期 10 d,幅宽 290 km。由于其较好地兼顾了空间分辨率、光谱分辨率以及时间分辨率,很快得到了广泛应用^[26-28],并展现出了其在农作物分类以及农情监测应用中的优势^[29-32]。这就为大范围农作物种植面积快速提取的业务化运行提供了新的机遇。

本文针对大范围油菜种植面积快速提取业务化运行方法问题,以长江中下游地区的江汉平原为实验区,油菜为主要研究对象,利用 Sentinel-2 数据和地面样点等辅助数据,基于物候信息以及面向对象的决策树分类方法,对长江中下游地区江汉平原的油菜进行提取,以期为实现低成本高精度油菜种植面积地快速提取提供方法参考。

2 研究区概况、数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

江汉平原位于长江中游,汉江中下游,湖北省的中南部,介于 29°26'N-31°37'N, 111°14'E-114°36'E 之间。因其地跨长江和汉江而得名,是中国三大平原之一长江中下游平原的重要组成部分。西起宜昌枝江,东迄武汉蔡甸区,北自荆门钟祥,南与洞庭湖平原相连,面积约 4.6 万 km²,主要包括仙桃、潜江、天门 3 个省直管市,荆州市的荆州区、沙市区、江陵县、公安县、监利县、石首市、洪湖市、松滋市 8 个县市区,并辐射周边武汉蔡甸区,孝感汉川市、应城市,荆门沙洋县、京山县、钟祥市,宜昌枝江市以及襄阳宜城市等地区(图 1)。江汉平原属亚热带季风气候,年均日照时数约 2000 h,年太阳辐射总值约 460~480 kJ/cm²。年均降水量 1100~1300 mm,气温较高的 4~9 月降水量约占年降水总量的 70%。10℃以上持续期约 230~240 d,活动积温 5100~

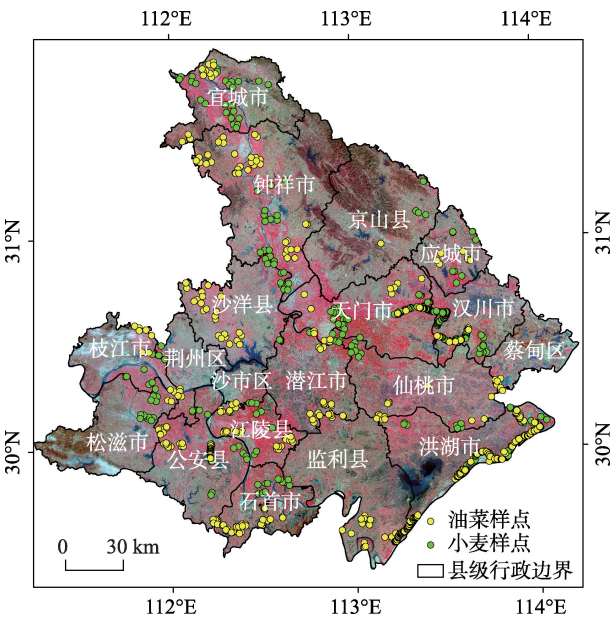


图1 江汉平原位置及地面验证样点分布
Fig. 1 Map of study area and distribution of sampling sites in Jianghan Plain

5300 ℃。旱地约占耕地总面积的52%，水田约占48%^[22,24,33]，是中国重要商品粮基地之一，也是我国重要的油料作物种植区。由于其独特的气候和地理环境，该地区水系发达，植被类型多样，落叶林与常绿林交替并存，而且农作物是中国典型的一年两熟制区域，夏季主要种植水稻、棉花等作物，冬季作物主要以油菜、冬小麦为主，无论是地理环境，还是种植习惯都具有较强的代表性。

2.2 数据源及预处理

(1)遥感数据。Sentinel-2数据的1C级产品可通过网站 <https://remotepixel.ca/projects/satellite-search.html> 进行免费下载，该产品经过了辐射定标，正射几何纠正、影像配准、反射率计算等预处理流程，几何纠正达到亚像元精度，数据压缩方式为JPEG 2000。本文主要使用 Sentinel-2 数据的蓝、绿、红、近红外4个波段，空间分辨率为10 m，每个波段都有单独的下载链接，对应下载链接的波段编号为B02、B02、B04、B08。2017年2月27日共有12景影像覆盖研究区，同时下载了2016-12-09、2016-12-29、2017-04-28、2017-06-27共4个时相的影像用于时间序列的光谱特征分析(表1)。全部数据下载后，用Python调用ArcGIS 10.1的波段合成工具进行波段合成批处理，波段合成后利用ArcGIS 10.1软件和江汉平原矢量边界数据对影像数据进行裁

表1 遥感影像数据列表
Tab. 1 The Sentinel-2 data list

编号	时间	轨道	数据质量
1	2017-02-27	49REQ	良好
2	2017-02-27	49SER	良好
3	2017-02-27	49SFR	良好
4	2017-02-27	49RFQ	良好
5	2017-02-27	49REN	良好
6	2017-02-27	49RFN	良好
7	2017-02-27	49REP	良好
8	2016-12-09	49RFP	良好
9	2016-12-29	49RFP	良好
10	2017-02-27	49RFP	良好
11	2017-04-28	49RFP	良好
12	2017-06-27	49RFP	良好
13	2017-02-27	49RGP	良好
14	2017-02-27	49RGQ	良好
15	2017-02-27	50RKU	良好
16	2017-02-27	50RKV	良好

剪，得到研究区覆盖范围的影像，并计算归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)，计算公式为：

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \tag{1}$$

式中： ρ_{NIR} 和 ρ_{RED} 分别代表近红外波段和红光波段的反射率，NDVI的值介于-1和1之间。

(2)野外地面验证数据。2017年3月，利用GVG(GPS-video-GIS)方法^[34-35]对江汉平原地区进行了野外样点采样，完成了约450 km里程地调研，共获得376个油菜和626个冬小麦(图1)，其中214个油菜样点、558个冬小麦样点用于分类样本训练，162个油菜样点、68个冬小麦样点用于分类精度验证。

辅助数据：研究区矢量边界数据、油菜、小麦的物候历(表2)等。研究区行政区划数据包括湖北省、地级市、各县行政边界数据，由中国科学院资源环境科学数据中心网站(<http://www.resdc.cn/Default.aspx>)下载。利用ArcGIS 10.1软件对所有数据进行坐标系统一处理。

2.3 研究方法

在长江中下游地区，冬小麦与油菜有着相同的物候期，大约都在10-11月播种，次年的5-6月收获，在此期间，有部分冬闲田里布满杂草，林地中也有一部分常绿阔叶林，这些都会成为该地区油菜提

表2 江汉平原主要作物物候历
Tab. 2 Key phenological calendar of main crops in Jiangnan plain

主要作物	12月			1月			2月			3月			4月			5月			6月
	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上
冬小麦						苗期			拔节			抽穗			灌浆			成熟	收获
油菜						苗期			抽薹			开花			结荚			成熟	收获
冬闲田									空闲									水稻或玉米苗期	

取的影响因素,因此首先需要根据这几种地物类型的物候特征,利用其从播种到收获之间的时间序列植被指数的差异找到油菜提取的最佳时相^[20],尽可能地排除其干扰因素,在很大程度上可以提升分类精度^[12,36]。

找到油菜提取的最佳时相后,分类方法的选择也至关重要,由于基于像元的方法存在着同谱异物和同物异谱的问题,而基于面向对象分类的方法综合考虑了影像的光谱、纹理以及形状等信息,更精确的刻画了对象的大小、形状、光谱特征,可以很好地解决传统的基于像素分类方法中的“椒盐效应”,因此被广泛应用于高分辨率影像土地利用分类的研究中。本文结合长江中下游地区冬季作物的物候信息,采用基于面向对象的决策树分类方法,先用面向对象的专业分类软件eCognition 9.2对影像进行多尺度分割,分割后对比分析不同地物类型各波段及NDVI的光谱、纹理、形状等特征,根据不同阈值建立决策树,提取油菜种植面积,最后用地面验证样本点进行精度评估,具体研究思路如图2所示。

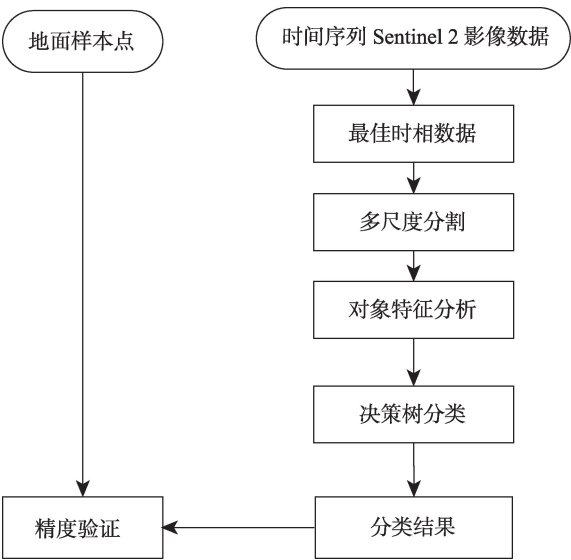


图2 油菜种植区提取研究技术路线
Fig. 2 Flowchart of rapeseed planting areas extraction

2.3.1 多尺度分割

面向对象的分类方法主要包括两个关键步骤,第一步是分割,第二步是分类。影像分割是面向对象分类的基础和关键,主要原理是利用影像的灰度、颜色、纹理、大小、形状等特征,将影像分割为不同的区域,在同类区域内,影像具有相同或者十分相近的特征,在不同的区域间,影像特征的差异则非常明显^[14,37]。分割尺度的合适与否直接影响目标信息提取的精度^[38],由于地理实体的空间尺度效应及空间异质性,不同的专题信息提取都需要考虑其最适宜的尺度,对于影像特征较明显,分布较均匀且面积较大的地类,可以采用较大的分割尺度,而对于影像特征较为复杂,分布零散且面积较小的地类,就需要采用较小的分割尺度。同时,待提取目标地物类别的细致程度也会影响分割尺度,植被与非植被的区分就可以采用较大的分割尺度,如植被中的林地、草地、耕地、非植被中的水体等的分割可采用中等尺度,如果要提取的目标需要具体到农作物类别,则需要采用较小的分割尺度。在分割的步骤中,分割尺度、形状参数、紧凑度等重要的参数设置也至关重要,需要多次调整,选择最优参数。

在农作物分类中,一般在地势较为平坦的地区常用的分割尺度参数(scale)为30、形状参数(shape)为0.3、紧致度参数(compactness)为0.5。本文的研究区虽在平原地带,但该地区水系较为发达,特别是湖泊、水库坑塘等较多且分布不均匀,水田也遍布各地,种植油菜和冬小麦的旱地地块较为破碎,因此本文在反复测试后,设定分割尺度参数(scale)为20、形状参数(shape)为0.3、紧致度参数(compactness)为0.5。

2.3.2 分类方法选择

在影像被分割为对象后,一般可以采用2种方法对影像对象进行分类。①采用监督分类的思想,利用训练样本的最近距离法,这种方法实质上是对每一个类别都定义样本和特征空间,分类器根据每一类别所选样本的特征进行训练,并将对象中与样

本特征相似的影像对象与训练样本归纳为一类,最终实现多目标分类;②采用逐步求精,即决策树分类的思想,通过分割对象的光谱、纹理、形状、大小等特征建立知识规则,利用知识规则逐步筛选,最终得出不同类别的分类结果。这2种分类方法都可以在eCognition 9.2软件中完成。本文油菜种植区的提取,是基于决策树的方法,先利用归一化植被指数(NDVI)将植被与非植被进行了区分,并利用作物的物候特征将林地与农作物进行了区分,最后利用油菜开花期有着明显区别于其他地类的特征,实现油菜种植区的提取。

2.3.3 精度评价方法

目前最常用的图像分类精度评价方法是计算各分类结果的混淆矩阵,利用总体精度(Overall Accuracy)、Kappa系数(Kappa Coefficient)、制图精度(Prod.Acc)和用户精度(User.Acc)等指标来衡量分类结果的精度^[39]。总体分类精度(Overall Accuracy)等于被正确分类的像元总和除以总像元数。被正确分类的像元数目沿着混淆矩阵的对角线分布,总像元数等于所有真实参考样本的像元总数。Kappa系数(Kappa Coefficient)是通过把所有地表真实分类中的像元总数(N)乘以混淆矩阵对角线(X_{kk})的和,再减去某一类地表真实像元总数与被误分成该类像元总数之积对所有类别求和的结果,再除以总像元数的平方差减去某一类中地表真实像元总数与该类中被分类像元总数之积对所有类别求和的结果所得到的。制图精度(Prod.Acc)是指分类器将整个影像的像元正确分类的像元数(对角线值)与真实参考总数(混淆矩阵中列的总和)的比率。用户精度(User.Acc)是指正确分到某类的像元总数(对角线值)与分类器将整个影像的像元分为

该类的像元总数(混淆矩阵中行的总和)比率。总体精度(Overall Accuracy)、Kappa系数(Kappa Coefficient)、制图精度(Prod.Acc)和用户精度(User.Acc)越高,分类精度越好,误差越低。

3 结果及分析

3.1 主要作物光谱特征及可分性分析

众所周知,在长江中下游地区的冬季作物种植时期,主要种植作物为油菜与冬小麦,只要能找到区分油菜和冬小麦的关键时期,就可以实现油菜的快速提取。而往往在二者区分的关键时期并不一定能够获得质量较好的遥感影像,因此需要找到其关键区分时间点前后的影像取而代之。在整个油菜的生长季,有些时期的光谱特征和其他作物或者植被类似,会受到其他作物或植被的干扰。例如:稻田里杂草的光谱特征与油菜和冬小麦苗期的特征类似,因此会影响油菜和冬小麦苗期的判别;而在油菜的抽薹期和小麦的拔节期,一些常绿树的光谱特征与其类似,也会影响油菜及冬小麦的判别,因此需要对油菜生长期间可能影响其分类提取的作物及植被类型的光谱特征进行分析。在对研究区2016-12-09、2016-12-29、2017-02-27、2017-04-28、2017-06-27共5个时相的影像进行多尺度分割后,分别选取林地、水田、油菜、冬小麦四种地物类型对象的蓝(B)、绿(G)、红(R)、近红外(NIR)、亮度(Brightness)等特征进行对比分析,结果如图3所示。这里需要说明的是,本文的亮度(Brightness)指图象亮度,即一副图像给人的一种直观感受,如果是灰度图像,则跟灰度值有关,灰度值越高则图像越亮。

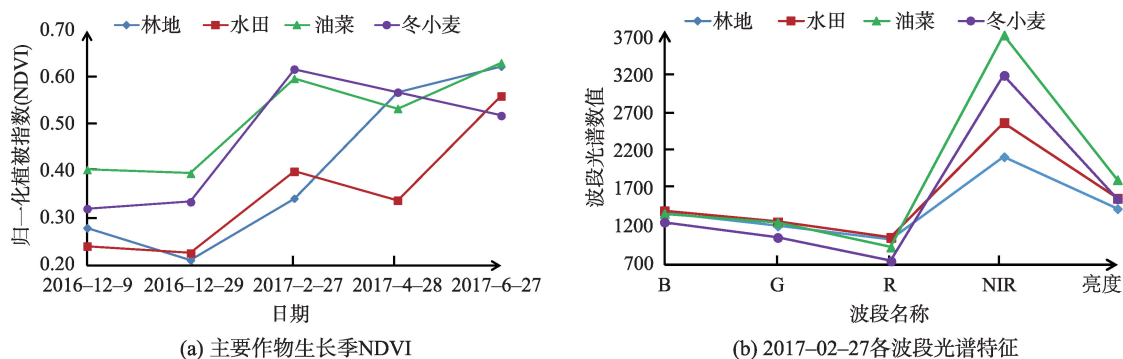


图3 不同地物类型时间序列NDVI变化及波段光谱特征值

Fig. 3 Temporal changes in NDVI, spectrums characteristic value of prominent land objects

图3(a)展示了4种不同地物类型的NDVI值从2016年12月9日到2017年6月27日的变化情况,这一段时间贯穿了油菜和冬小麦从出苗到收获以后的整个生长季。4种地物类型在2016年12月到1月处于越冬期,因此NDVI值基本持平变化不大;在2017年2月27日时,4种地物类型的NDVI值都明显升高,这个时间正值油菜的花期以及冬小麦的拔节抽穗期,因此油菜和冬小麦的NDVI达到峰值,并且远高于冬闲田和林地,因此在此时间段利用NDVI可以将油菜冬小麦和冬闲田与林地进行区分;到了2017年4月28日,落叶阔叶林返青,长出新叶,因此NDVI增长迅速,油菜和冬小麦接近成熟,NDVI有所下降,在此时间段林地会对油菜冬小麦提取造成干扰。在2016年12月9日,油菜冬小麦的NDVI虽然也明显高于冬闲田和林地,但该时期仍为油菜和冬小麦的苗期,处于越冬季节,油菜冬小麦出苗并不完整,如果在此时间提取油菜或者冬小麦,难免会有漏分现象,综合整个生长季可以看出,2017年2月27日为提取油菜和冬小麦的最佳时期。

图3(b)中将2017年2月27日林地、水田、油菜、冬小麦4种地物类型对象的蓝(B)、绿(G)、红(R)、近红外(NIR)、亮度(Brightness)的光谱特征进行了对比发现,4种地物类型的蓝(B)、绿(G)、红(R)3个波段的特征类似,但发现油菜在此时间段处于开花期,油菜花为黄色,反射率较高,其近红外波段(NIR)和亮度(Brightness)明显高于其他小麦、冬闲田和林地,因此可以通过近红外波段(NIR)和亮度(Brightness)信息提取油菜。

3.2 油菜提取过程与结果

油菜提取的总体思路是利用面向对象的决策树分类方法进行。首先,利用eCognition软件对研究区2017年2月27日的影像进行多尺度分割。多尺度分割后,根据不同地类选取样本,通过油菜开花期与冬小麦光谱特征的差异得到分类决策树(图4)。具体流程为:①先用NDVI区分植被与非植被,NDVI>0.1为植被,反之为非植被;②剔除林地与杂草的干扰,在2月27日,油菜和冬小麦到达生长旺盛期,NDVI达到峰值,此时冬闲田中杂草的NDVI较低,经过反复测试,NDVI>0.4,可以将生长旺盛期的作物与杂草区分;此时由于森林植被开始返青,长出新的枝叶,NDVI也较高,但由于整个树冠还没有完全密闭,因此在近红外波段的光谱值没有处于生长旺盛时期油菜和冬小麦的高,经过对

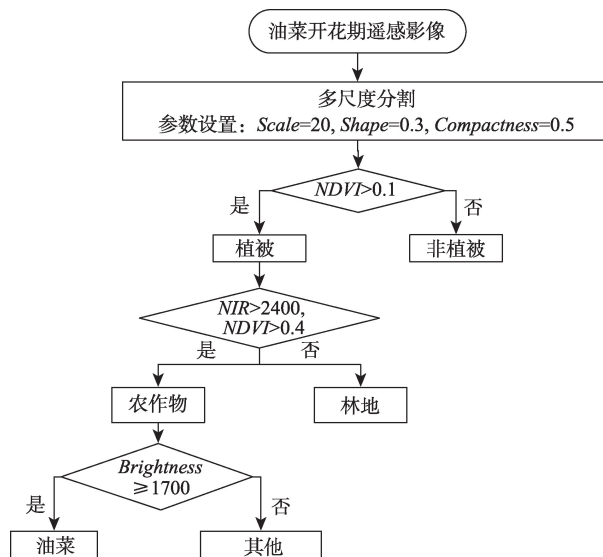


图4 油菜种植区遥感提取决策树

Fig. 4 Decision tree of rapeseed planting areas extraction using remote sensing

比,近红外波段(NIR)>2400,可以将林地剔除掉;③区分油菜和冬小麦,众所周知,油菜花期为黄色,对太阳光反射较强,冬小麦拔节抽穗期为深绿色,对阳光反射相对较弱,因此可以利用亮度信息对二者进行区分,经反复尝试,油菜的亮度(Brightness)最小值介于1650~1720之间,本文拟定亮度值(Brightness)≥1700为油菜,反之为冬小麦。阈值之所以不固定而有区间,主要是由于每景影像的成像角度等不同造成影像的亮度信息不一致,因此每景影像训练得出不同的亮度阈值。利用上述规则,得出研究区油菜种植区域如图5所示。

3.3 提取结果精度分析

利用野外采样的地面验证样本点,并根据油菜、冬小麦在影像上随机选取样本点分别对每景影像的分类结果进行精度验证,得到平均精度见表3。从表3可看出,油菜和其他作物提取的总体精度达到98.2%,Kappa系数为0.959,油菜的生产者精度和用户精度都达到了99%以上,冬小麦的生产者精度为95.7%,用户精度为98.5%,得到了较好的分类精度与效果。

4 讨论

4.1 作物物候信息对油菜提取精度和效率的影响

作物物候信息合理使用对于作物分类精度和效率地提高都至关重要^[15,26],甚至可以说是决定作

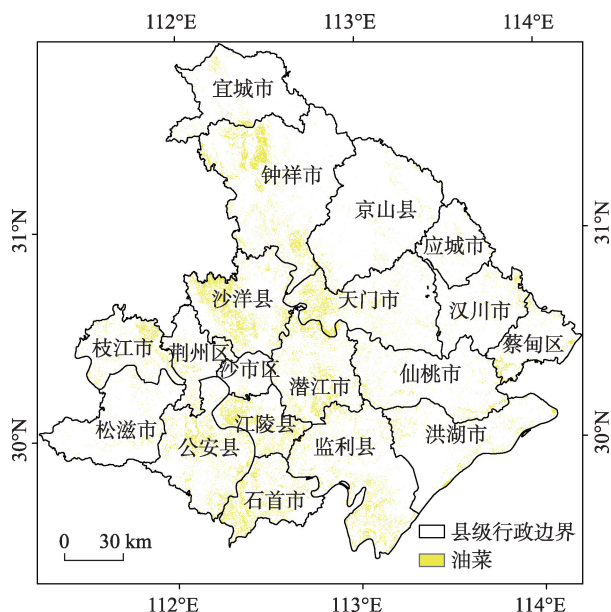


图5 江汉平原2017年2月油菜种植区域

Fig. 5 Rapeseed planting areas map of Jiangnan plain in February, 2017

表3 油菜冬小麦分类结果混淆矩阵

Tab. 3 Confusion matrix of classification for rapeseed and winter wheat

作物类型	油菜	冬小麦	生产者精度/%
油菜	161	1	99.4
冬小麦	1	67	95.7
用户精度/%	99.3	98.5	
总体精度/%		98.2	
Kappa系数		0.959	

物分类成败的关键。由于各地多年来的气候水土条件以及种植习惯,无论冬季还是夏季,在同一个生长季会有不同作物或者植被同时生长,在有些生育期,如苗期和成熟期,每种作物类型反应到遥感影像上的光谱特征基本类似,难以区分。以我国长江中下游地区为例,该地区冬季主要种植油菜和冬小麦,这两种作物一般都在9-10月播种,到次年5-6月收获,生长周期以及部分生育期的光谱特征极其相似。如苗期和冬眠期,即10月-次年1月,除了二者互相干扰外,还可能受到冬闲田中杂草、草地以及林地等非农作物植被信息的干扰,而给分类增加很大难度。但如果能利用油菜开花这一特性并了解不同区域油菜的开花时间,则既可以排除非农作物的干扰,还可以和与其生育期类似的小麦进行很好的区分。油菜在开花期与其他地物光谱差异较大,该时期是进行油菜提取的最佳时相。因此,

明确提取目标的最佳时相,在作物种植面积提取中至关重要,如能准确找出目标农作物的最佳提取时相,可以让提取工作事半功倍。

众所周知,遥感影像在分类之前,还有数据获取与下载、辐射定标、大气纠正、几何纠正与配准等预处理流程,而这些流程几乎会占用整个分类过程的一半以上甚至更多的时间,且每幅影像占用的存储空间也不小,大概1G左右,如此一来,每个流程就会多出一倍的数据,多占用1倍的存储空间,如果时相选择不当,不仅会使得分类的工作量呈几何数量级增长,而且会占用不必要的硬盘存储空间造成资源浪费。物候信息地使用,不仅可以降低作物提取时的干扰信息,而且可以从数据下载之初就对数据获取与处理的时间以及硬盘的存储空间加以控制,避免资源不必要的浪费,很大程度节约时间、人力、物力和财力成本。

4.2 数据源的选择

近年来,随着对地观测技术的快速发展,各国的卫星不断升空,空间、时间和光谱分辨率不断提高,越来越多的遥感影像数据源可供使用,而遥感影像的空间分辨率在很大程度上决定着作物分类的精度以及分类方法的选择。不同的用途会导致数据源选择思路的不同。如果只进行单纯的方法研究与探索,在经济条件允许的情况下,高空间分辨率会作为数据源的首选条件,这样分类精度会相对较高,也很容易说明问题;但如果是在大范围应用的时候,除了影像的分辨率以及分类精度等因素之外,还需要考虑经济、时间和人力成本,可能更倾向于选择经济投入小甚至免费、且覆盖范围较大、数据处理工作量较小的数据源。

通过对研究区物候信息进行分析得知,油菜在开花期特征明显,可以利用开花期单期影像进行分类提取,因此本文选用了幅宽相对较大,空间分辨率为相对较高的Sentinel-2数据^[25],其可见光波段和近红外波段空间分辨率为10 m,在进行多尺度分割的时候可以较好地兼顾影像的光谱、纹理和几何特征,保持每个分割对象的独立性,对面向对象的分类方法有较好的适应性;Sentinel-2还包含了一个红边波段和两个短波红外波段,分辨率为20 m,这几个波段的加入,为种植结构复杂地区的作物分类提供了很重要的信息源,而且红边波段在大范围作物叶绿素、叶面积指数、生物量以及产量等定量参数

反演模型的建立也发挥了重要作用^[40-41],其应用前景十分广阔。除此之外,该数据经过辐射定标、大气纠正、几何纠正等预处理之后的L1C产品可以免费下载直接进行分类,很大程度节约了数据获取的经济成本以及数据处理的时间、人力和物力成本。但有的时候,例如在我国的长江中下游以及西南地区,由于常年云雨雾的影响,很难获得关键时期质量较好的影像,就需要选择时间分辨率较高,重访周期较短的数据源。在这种情况下,可以稍降低一下对空间分辨率的要求,选择空间分辨率为16 m、重访周期为4 d的高分一号数据^[42]。总之,不同地区不同作物的分类提取需要根据当地的情况而定,不能只局限于单个数据源,需要综合多种数据源进行优势互补,以达到更好的效果。

5 结论与展望

本文针对长江中下游地区农作物遥感快速提取中遇到的种植结构复杂,地块破碎等问题,以油菜为主要研究对象,江汉平原为研究试验区,综合考虑作物物候信息,多时相多波段影像光谱、纹理、形状等特征信息,在地面样点的辅助下,采用面向对象的决策树分类方法,利用Sentinel-2数据对江汉平原的油菜进行了提取,主要得出以下结论:

(1) Sentinel-2数据拥有较好的空间、时间分辨率以及较大的幅宽,可以很好地适应基于面向对象决策树的方法,既克服了分类过程中的“同谱异物”和“同物异谱”问题,又可以兼顾时间序列植被指数和影像特征地提取与分析,可以同时提升大范围油菜及其他作物的提取精度及工作效率;

(2) 通过分析油菜不同生育期时间序列的NDVI以及各波段光谱特征发现,开花期是区别于油菜和其他作物及植被的重要物候特征,是提高油菜遥感提取精度及效率的关键所在;

(3) 由于油菜与冬小麦生长期基本相同,造成二者各生育期的NDVI差异并不明显,而亮度是区别于这两种作物的重要信息,可以对油菜和冬小麦进行很好地区分;

(4) 充分了解区域植被物候特征及作物种植习惯有助于作物遥感分类与提取,本文合理利用江汉平原不同作物在不同时期、不同季节表现出的不同特征建立分类决策树进行提取油菜,总体精度为98.2%, Kappa系数为0.959,获得了较好的效果,可

以满足大范围业务化运行的要求。为区域作物种植面积快速提取的业务化运行提供了一定方法参考和技术思路。

本文只针对江汉平原的油菜这一种特定的作物利用物候差异信息及面向对象决策树的提取方法进行了研究,该方法长江中下游流域和长江以南的油菜种植区域有较好的适用性,在其他区域进行推广应用时,还需要根据不同作物的情况对分类策略和决策树中各参数的阈值进行适当调整方能取得更好的效果。另外,考虑到不同区域的天气情况造成的遥感数据获取情况不同,后续还将会引入机器学习等方法,结合Landsat-8、Sentinel-1/2以及我国高分系列等多源遥感数据对种植结构相对较为复杂的多种作物类型分类方法进一步研究。

参考文献(References):

- [1] 王汉中.我国油菜产业发展的历史回顾与展望[J].中国油料作物学,2010,32(2):300-302. [Wang H Z. Review and future development of rapeseed industry in China[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2010,32(2):300-302.]
- [2] 吴炳方.中国农情遥感速报系统[J].遥感学报,2004,8(6):481-497. [Wu B F. China crop watch system with remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2004,8(6):481-497.]
- [3] Wu B F, Meng J H, Li Q Z et al. Remote sensing based global crop monitoring: Experiences with China's Crop-Watch system[J]. International Journal of Digital Earth, 2014,7(2):113-137.
- [4] 杨鹏,唐华俊,刘佳.作物遥感估产中自动分类方法研究进展与展望[J].中国农业资源与区划,2000,21(2):57-60. [Yang P, Tang H J, Liu J. Progress and outlook in automatic classification methods for crop yield estimation using remote sensing data[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2000,21(2):57-60.]
- [5] 许文波,田亦陈.作物种植面积遥感提取方法的研究进展[J].云南农业大学学报,2005,20(1):94-98. [Xu W B, Tian Y C. Overview of extraction of crop area from remote sensing[J]. Journal of Yunnan Agricultural University, 2005,20(1):94-98.]
- [6] 徐新刚,李强子,周万村,等.应用高分辨率遥感影像提取作物种植面积[J].遥感技术与应用,2008,23(1):17-23. [Xu X G, Li Q Z, Zhou W C, et al. Classification application of QuickBird imagery to obtain crop planting area[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008,23(1):17-23.]
- [7] 唐华俊,吴文斌,杨鹏,等.农作物空间格局遥感监测研究

- 进展[J]. 中国农业科学, 2010, 43(14): 2879-2888. [Tang H J, Wu W B, Yang P, et al. Recent progresses in monitoring crop spatial patterns by using remote sensing technologies[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(14): 2879-2888.]
- [8] 汤传勇, 卢远. 利用面向对象的分类方法提取水稻种植面积[J]. 遥感信息, 2010, 1(11): 53-56. [Tang C Y, Lu Y. Research on extraction of rice planting area based on object-oriented classification method[J]. *Remote Sensing Information*, 2010, 1(11): 53-56.]
- [9] Ruiz L A, Recio J A, Fernández S A, et al. A feature extraction software tool for agricultural object-based image analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 76(2): 284-296
- [10] Song Q, Zhou Q B, Wu W B, et al. Mapping regional cropping patterns by using GF-1 WFV sensor data[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2017, 16(2): 337-347.
- [11] 王娜, 李强子, 杜鑫, 等. 单变量特征选择的苏北地区主要农作物遥感识别[J]. 遥感学报, 2017, 21(4): 519-530. [Wang N, Li Q Z, Du X, et al. Identification of main crops based on the univariate feature selection in Subei[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(4): 519-530.]
- [12] Peña-Barragán J M, Ngugi M K, Plant R E, et al. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(6): 1301-1316.
- [13] 杨闫君, 田庆久, 占玉林, 等. 空间分辨率与纹理特征对多光谱遥感分类的影响[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(1): 99-107. [Yang Y J, Tian Q J, Zhan Y L, et al. Effects of spatial resolution and texture features on multi-spectral remote sensing classification[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018, 20(1): 99-107.]
- [14] 范磊, 程永政, 王来刚, 等. 基于多尺度分割的面向对象分类方法提取冬小麦种植面积[J]. 中国农业资源与划, 2010, 31(6): 44-51. [Fan L, Cheng Y Z, Wang L G, et al. Estimation of winter wheat planting area using object-oriented method based on multi-scale segmentation[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2010, 31(6): 44-51.]
- [15] 郭琳, 裴志远, 吴全, 等. 面向对象的土地利用/覆盖遥感分类方法与程应用[J]. 农业工程学报, 2010, 26(7): 194-198. [Guo L, Pei Z Y, Wu Q, et al. Application of method and process of object-oriented land use-cover classification using remote sensing images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(7): 194-198.]
- [16] Pan Y Z, Li L, Zhang J S, 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(3): 232-242.
- [17] 李鑫川, 徐新刚, 王纪华, 等. 基于时间序列环境卫星影像的作物分类识别[J]. 农业工程学报, 2013, 16(2): 169-176. [Li X C, Xu X G, Wang J H, et al. Crop classification recognition based on time-series images from HJ satellite[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 16(2): 169-176.]
- [18] 宋盼盼, 杜鑫, 吴良才, 等. 基于光谱时间序列拟合的中国南方水稻遥感识别方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(1): 117-124. [Song P P, Du X, Wu L C, et al. Research on the method of rice remote sensing identification based on spectral time-series fitting in southern China[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2017, 19(1): 117-124.]
- [19] 钟仕全, 陈燕丽, 莫建飞, 等. 基于中巴02B星遥感数据的油菜识别技术研究[J]. 国土资源遥感, 2010, 21(2): 77-79, 85. [Zhong S Q, Chen Y L, Mo J F, et al. Cole feature extraction from CBERS-02B remote sensing images. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2010, 21(2): 77-79, 85.]
- [20] 王立辉, 黄进良, 孙俊英. 基于线性光谱混合模型的油菜种植面积遥感监测方法研究[J]. 遥感信息, 2010(3): 55-59. [Wang L H, Huang J L, Sun J Y. Study on remote sensing monitoring of rape acreage based on linear spectral mixture model[J]. *Remote Sensing Information*, 2010(3): 55-59.]
- [21] 梁益同, 万君. 基于HJ-1A/B-CCD影像的湖北省冬小麦和油菜分布信息的提取方法[J]. 中国气象学报, 2012, 33(4): 573-578. [Liang Y T, Wan J. Application of HJ-1A/B-CCD images in extracting the distribution of winter wheat and rape in Hubei Province[J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2012, 33(4): 573-578.]
- [22] 熊勤学, 胡佩敏. 基于HJ卫星混合像元分解法的湖北省四湖地区夏收作物种植信息提取[J]. 长江流域资源与环境, 2014, 23(6): 869-874. [Xiong Q X, Hu P M. Extracting planting information of summer harvesting crops in Sihui region from HJ CCD data using unmixing algorithm data[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2014, 23(6): 869-874.]
- [23] 李丹丹, 刘佳, 周清波, 等. 尺度变化对油菜种植面积遥感监测精度的影响[J]. 中国农业资源与区划, 2014, 35(6): 85-92. [Li D, Liu J, Zhou Q, et al. Influence of scale variation on precision of rapeseed acreage remote sensing monitoring[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources & Regional Planning*, 2014, 35(6): 85-92.]
- [24] 张煦, 马驿, 郑雯, 等. 基于时序MODIS-NDVI的油菜种植面积变化趋势分析——以江汉平原为例[J]. 长江流域资源与环境, 2016, 25(3): 412-419. [Zhang X, Yi M A, Zhen W, et al. Variation trend of rape cultivation area based on

- MODIS-NDVI time series data: A case in JiangHan Plain [J]. *Resources & Environment in the Yangtze Basin*, 2016, 25(3):412-419.]
- [25] 余宝,黄敬峰,石晶晶,等.基于红边位置变化特征的油菜种植区域提取[J].*农业工程学报*,2013,29(15):145-152. [She B, Huang J F, Shi J J, et al. Extracting oilseed rape growing regions based on variation characteristics of red edge position[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013,29(15):145-152.]
- [26] Wang Q M, Shi W Z, Li Z B, et al. Fusion of Sentinel-2 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016,187: 241-252.
- [27] Veloso A., Mermoz S, Bouvet A, et al. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017,199:415-426.
- [28] 郑阳,吴炳方,张森. Sentinel-2数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J]. *遥感学报*,2017,21(2):318-328. [Zheng Y, Wu B F, Zhang M. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017,21(2):318-32.]
- [29] Bontemps S, Arias M, Cara C, et al. Building a data set over 12 globally distributed sites to support the development of agriculture monitoring applications with Sentinel-2[J]. *Remote Sensing*, 2015,7(12):16062-16090.
- [30] Lessio A, Fissore V, Id B M. Preliminary tests and results concerning integration of Sentinel-2 and Landsat-8 OLI for crop monitoring[J]. *Journal of Imaging*,2017,3(4):49.
- [31] 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.
- [32] Sitokonstantinou V, Papoutsis I, Kontoes C, et al. Scalable parcel-based crop identification scheme using Sentinel-2 data time-series for the monitoring of the common agricultural policy[J]. *Remote Sensing*, 2018,10(6):911.
- [33] 曹隽隽,周勇,吴宜进,等.江汉平原土地利用演变对区域径流量影响[J].*长江流域资源与环境*,2013,22(5):610-617. [Cao J J, Zhou Y, Wu Y J, et al. Effect of land-use changes of the Jianghan Plain on the regional runoff[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2013, 22(5):610-617.]
- [34] 吴炳方,田亦陈,李强子.GVG农情采样系统及其应用[J]. *遥感学报*,2004,8(6):570-580. [Wu B F, Tian Y C, Li Q Z. GVG, a crop type proportion sampling instrument[J]. *Journal of Remote Sensing*,2004,8(6):571-580.]
- [35] Wu B F, Li Q Z. Crop planting and type proportion method for crop acreage estimation of complex agricultural landscapes[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012,16:101-112.
- [36] 张森,吴炳方,于名召,等.未种植耕地动态变化遥感识别——以阿根廷为例[J]. *遥感学报*,2015,19(4):550-559. [Zhang M, Wu B F, Yu M Z, et al. Concepts and implementation of monthly monitoring of uncropped arable land: A case study in Argentina[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015,24(2):167-172.]
- [37] 于欢,张树清,孔博,等.面向对象遥感影像分类的最优分割尺度选择研究[J].*中国图象图形学报*,2010,15(2):352-360. [Yu H, Zhang S Q, Kong B, et al. Optimal segmentation scale selection for object-oriented remote sensing image Classification[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010,15(2):352-360.]
- [38] 韦兴旺,张雪锋,薛云.基于光谱和形状的遥感图像分割质量评估方法[J].*地球信息科学学报*,2018,20(10):1489-1499. [Wei X W, Zhang X F, Xue Y. Remote sensing image segmentation quality assessment based on spectrum and shape[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018, 20(10):1489-1499.]
- [39] Congalton R. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991,37(1):35-46.
- [40] Delegido J, Verrelst J, Alonso L, et al. Evaluation of Sentinel-2 Red-Edge bands for empirical estimation of green LAI and chlorophyll content[J]. *Sensors*, 2011,11(7): 7063-7081.
- [41] Clevers J, Kooistra L, Marnix V D B. Using Sentinel-2 data for retrieving LAI and leaf and canopy chlorophyll content of a potato crop[J]. *Remote Sensing*, 2017,9(5):405.
- [42] Zhou Q B, Yu Q Y, Liu J, et al. Perspective of Chinese GF-1 high-resolution satellite data in agricultural remote sensing monitoring[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2017,16(2):242-251.