

单捷, 邱琳, 孙玲, 等. 基于 Radarsat-2 的水稻种植面积提取[J]. 江苏农业学报, 2017, 33(3): 561-567.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2017.03.012

基于 Radarsat-2 的水稻种植面积提取

单捷, 邱琳, 孙玲, 王志明

(江苏省农业科学院农业经济与信息研究所, 江苏 南京 210014)

摘要: 选用 2013 年 7 月 23 日-10 月 27 日期间 5 期分辨率为 $5.2 \text{ m} \times 7.6 \text{ m}$ 的 Radarsat-2 影像为数据, 采用支持向量机法(SVM)和最大似然法(MLC)分别对各时相水稻种植面积进行提取, 并以地面实测 GPS 水稻样方进行精度验证。结果表明 SVM 和 MLC 方法的水稻面积提取精度均在 9 月 9 日达到最高, 所以选择在 9 月 9 日的水稻面积提取结果上研究耕地地块优化和碎小图斑去除对精度的影响。通过耕地地块优化和碎小图斑去除处理, 水稻面积提取精度显著提高, SVM 法由原先的 72.876% 提高到 95.482%, MLC 法由 74.224% 提高到 91.792%。

关键词: 遥感; 支持向量机; 最大似然法; 水稻种植面积提取

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2017)03-0561-07

Paddy rice planting area extraction based on Radarsat-2 data

SHAN Jie, QIU Lin, SUN Ling, WANG Zhi-ming

(*Institute of Agricultural Economy and Information, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing 210014, China*)

Abstract: The 5 scenes of Radarsat-2 satellite image with spatial resolution of $5.2 \text{ m} \times 7.6 \text{ m}$ collected from July 23rd 2013 to October 27th 2013 were used to extract the paddy rice planting area of every scene using support vector machine (SVM) and maximum likelihood classification (MLC). The accuracy was verified by on-site GPS measurement quadrat areas. Since the extraction accuracies of both SVM and MLC were the highest on September 9th, the scene extracted on September 9th was chosen to study the effect of farmland parcel optimization and pattern spot removal on the accuracy. The accuracy of SVM was improved from 72.876% to 95.482%, and the accuracy of MLC was improved from 74.224% to 91.792%.

Key words: remote sensing; support vector machine; maximum likelihood classification; rice planting area extraction

水稻是仅次于小麦、玉米的世界第 3 大粮食作物, 全世界水稻播种面积约占耕地面积的 15%^[1]。

中国是世界上最大的水稻生产国和消费国, 水稻种植面积占全国粮食作物种植面积的 30%^[2]。因此, 及时准确地掌握水稻种植面积信息对于国家的粮食安全及粮食的进出口贸易具有十分重要的意义。

随着科学技术的发展, 遥感技术在世界范围内得到了迅速发展和广泛应用, 特别是在农业领域, 为农作物种植面积的提取、产量的估算和长势的监测等方面提供了新的研究方法^[3]。其中雷达遥感具有全天时、全天候的成像能力, 以及对地物的超强穿透性, 在对地物观测领域中一枝独秀。尤其在江苏

收稿日期: 2017-01-19

基金项目: 国家科技重大专项课题(09-Y30B03-9001-13/15-4); 江苏省农业科学院基本科研业务专项课题(ZX-15-3003); 江苏省农业科学院基金项目(6111651、6111650); 农业部遥感应用中心技术创新课题(2911660)

作者简介: 单捷(1986-), 女, 江苏南京人, 硕士, 助理研究员, 主要从事农业遥感研究。(Email) owsj1986@sina.com

通讯作者: 邱琳, (Email) 47470302@qq.com

省,水稻生长期正值多云多雨季节,雷达遥感不受天气条件限制,具有光学遥感不可比拟的优势。

近年来,国内外许多专家学者在运用雷达遥感监测水稻种植面积领域做了大量的研究。多时相、多极化雷达数据为更多研究者所选择。目前,多极化雷达数据源有 ENVISAT ASAR、ALOS PALSAR、TerraSAR-X、Radarsat-2 等卫星数据,这些数据被广泛用于水稻识别与面积提取应用及研究,因具有多时相、多极化优势,对水稻面积提取精度的提高起到了很大的促进作用^[4]。邵芸等^[5]运用多时相 Radarsat 影像结合实地测量的水稻生长结构参数,通过分析不同生长周期 4 种类型水稻的时域散射特性提取水稻种植面积,精度达到 91%。Haldar 等^[6]应用多时相的 Radarsat 数据和 AWiFS 数据辅以光学遥感数据对水稻面积进行监测,得到较好的精度。Yonezawa 等^[7]利用多时相全极化 Radarsat-2 数据,通过区分水稻与其他作物的体散射与表面散射的不同监测水稻面积,结果表明多时相的全极化数据在水稻面积提取方面有很大的潜力。Zhang 等^[8]利用多时相双极化 ALOS PALSAR 数据提高了水稻面积的提取精度。李坤等^[9]通过分析水稻和其他地物在不同极化方式上的响应特征及其差异,利用水平极化和垂直极化的比值 $\langle HH \rangle / \langle VV \rangle$ 提取水稻信息,水稻识别精度达 90% 以上。李章成等^[10]运用多时相 ALOS PALSAR 数据,在不同时相、不同极化方式的后向散射系数对水稻种植区域进行提取,水稻识别精度达到 90% 以上。杜焯等^[11]利用多时相雷达数据分析水稻在生长过程中后向散射系数的变化规律,结合面向对象方法提取的水稻面积具有较高的精度。田昕等^[12]分别对 ALOS PAL SAR 和全极化 Radarsat-2 数据运用不同的分类方法进行了水稻识别研究。张细燕等^[13]运用多时相 SAR 数据与光学数据融合提高了水稻面积的提取精度。

由于受到雷达数据的重访周期、幅宽和价格等因素限制,上述利用多时相数据的研究方法在实际农作物种植面积遥感监测的业务化运行中并未得到普遍使用。因此,本研究以全极化 Radarsat-2 影像为数据源,运用支持向量机法和最大似然法对水稻生育期内不同时期的影像进行分类和精度验证,选出水稻面积提取精度最高的时相,并在此基础上研究耕地地块优化和碎小图斑去除对水稻面积提取精度的影响,以提高精度,降低数据成本,为开展雷达

数据在农作物种植面积遥感监测业务化运行中的应用提供科学依据和指导。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

结合野外监测经验及历史存档遥感数据,将水稻研究区确定在江苏省盐城市的建湖、阜宁和射阳县交界处,中心点经纬度为 $33^{\circ}37'N$ 、 $119^{\circ}56'E$,东西和南北走向均约 25 km(与一景 Radarsat-2 影像覆盖面积相似)(图 1)。该区域地势平缓,是水田向旱地的过渡区。夏季作物种植结构复杂,既有水稻,又有大豆、棉花、玉米等旱地作物,还有设施蔬菜集中种植区。

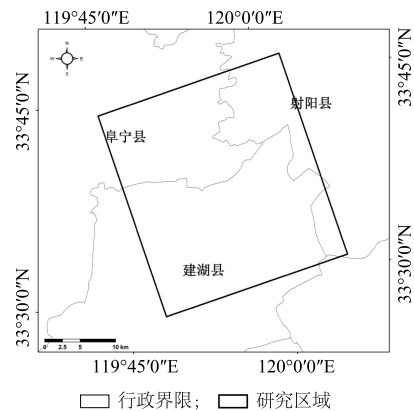


图 1 研究区地理位置图

Fig.1 Location map of study area

1.2 影像采集及预处理

Radarsat-2 是一颗搭载 C 波段传感器的高分辨率雷达卫星。根据研究区水稻的物候特征,选取 2013 年 7 月 23 日至 10 月 27 日期间 5 期精细全极化(Fine Quad-polarization, FQ)模式的 Radarsat-2 数据,该模式数据幅宽为 $25\text{ km} \times 25\text{ km}$,重访周期为 24 d,分辨率为 $5.2\text{ m} \times 7.6\text{ m}$ (距离 \times 方位),入射角约为 $18^{\circ} \sim 49^{\circ}$,4 种极化方式即 HH、HV、VH 和 VV。有研究结果表明入射角会影响农作物的分类精度^[14]。因此,本研究为了保证入射角和卫星参数的一致性,以 Radarsat-2 卫星的重访周期 24 d 为 1 周期。在结合研究区农作物生长物候和当年农作物播种日期的基础上,确定首期影像获取时间,并保证其余影像的拍摄日期处于农作物形态发生重要变化的时期。本研究选用的 Radarsat-2 数据见表 1。

表 1 Radarsat-2 影像清单
Table 1 List of Radarsat-2 images

数据时间	数据模式	入射角(°)	分辨率(m) (距离×方位)	极化方式	水稻生育期
2013-07-23	Fine Quad-pol	39.43	5.2×7.6	HH+HV+VH+VV	拔节期
2013-08-16	Fine Quad-pol	39.43	5.2×7.6	HH+HV+VH+VV	孕穗期
2013-09-09	Fine Quad-pol	39.43	5.2×7.6	HH+HV+VH+VV	扬花期
2013-10-03	Fine Quad-pol	39.43	5.2×7.6	HH+HV+VH+VV	乳熟期
2013-10-27	Fine Quad-pol	39.43	5.2×7.6	HH+HV+VH+VV	成熟期

同时,本研究还将 2012 年空间分辨率为 0.61 m 的 Quickbird 影像与 2013 年 8 月 8 日空间分辨率 5 m 的 Rapideye 影像融合生成空间分辨率为 0.61 m 的多光谱影像,用于水稻验证样方的目视解译以及分类过程中训练样本的选取。

首先,对各时相的 Radarsat-2 影像进行辐射定标,将 DN 值转化为后向散射系数,定标公式为 $\sigma^{\circ} = DN^2 \times \sin(\alpha) / K$,其中 σ° 为后向散射系数, α 为像元所在位置的雷达入射角, K 为 Radarsat-2 数据的绝对定标因子。定标后采用 Gramma-Map 滤波器进行滤波,滤波窗口大小为 5×5 。然后,将已经过几何精校正的高分辨率光学影像作为参考影像,分别对 Radarsat-2 影像和融合后的多光谱影像进行几何精校正,误差控制在 0.5 个像元之内。

1.3 地面观测数据采集

选择 2013 年 9 月 9 日和 10 月 27 日(Radarsat-2 影像拍摄日)进行野外验证点的数据采集,建立水稻和其他地物解译标志,为雷达影像和光学影像解译提供地面数据。根据兼顾作物空间分布与作物类型均匀性的原则,在研究区内选取 3 个具有不同耕地类型的 $5 \text{ km} \times 5 \text{ km}$ 验证样方(图 2),利用亚米级的差分 GPS 在野外获取样方内主要作物的分布情况,结合地面调查结果对融合后的多光谱影像进行目视解译,获取每个样方内水稻的种植面积,再进行实地验证和修正,得到最终验证样方的水稻面积(图 3),以此作为实际水稻面积对 Radarsat-2 影像提取的水稻面积进行精度验证。

1.4 水稻种植面积提取方法

支持向量机(Support vector machine, SVM)是近年在影像分类、目标检测、数据融合等方面得到广泛应用的新型算法^[15-16]。该方法建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,根据

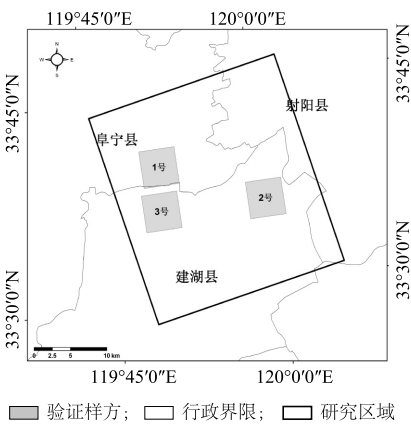


图 2 水稻验证样方分布图
Fig.2 Distribution of paddy rice quadrat

有限的样本信息在模型的复杂性(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地提取任意样本的能力)之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力^[17]。最大似然法(Maximum likelihood classification, MLC)是基于贝叶斯准则的图像统计监督分类方法,是遥感影像监督分类中最常用的分类方法。它通过计算每个像元对于各类别的归属概率,将该像元分到归属概率最大的类别中去。

由于 SVM 在解决小样本、非线性及高维模式提取问题中表现出许多特有的优势,MLC 与其他非参数方法相比具有算法简单、易于实施等优点,因此本研究选用 SVM 和 MLC 两种具有代表性的监督分类方法,对水稻面积进行提取。首先,以野外实地调查数据并辅以高分辨率光学遥感影像进行训练样本的选取,根据实地调查数据和高分辨率光学遥感影像将研究区地类划分为水稻、玉米、棉花、大豆、苗木、荷塘、大棚、房屋和水体等 9 类。然后对各时相的 Radarsat-2 影像分别运用 SVM 和 MLC 方法进行分类,最后进行水稻面积提取和精度验证。

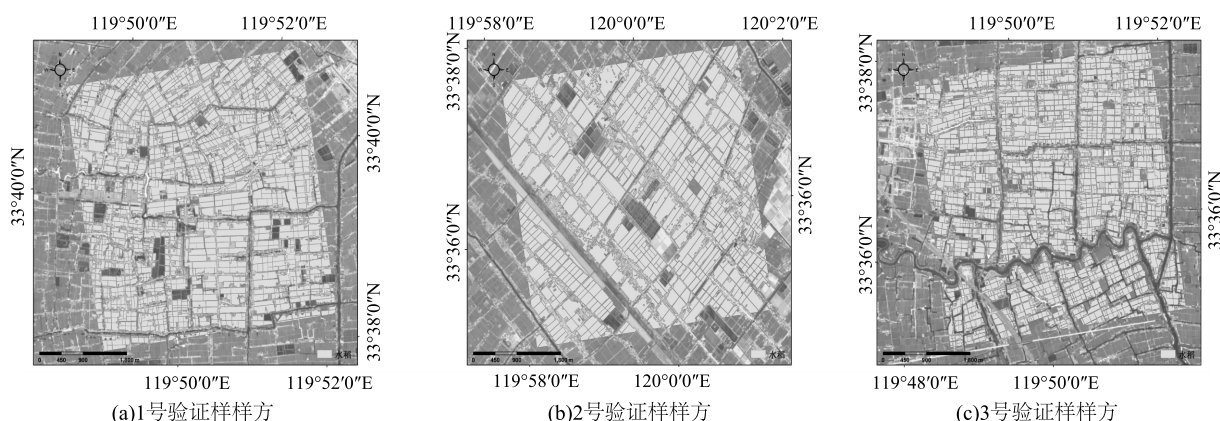


图 3 水稻验证样方

Fig.3 Quadrat of paddy rice

1.5 精度验证

基于地面样方数据验证是精度验证的主要手段之一,也是说明分类结果准确程度的指标之一^[18-20]。本研究选用基于地面样方数据(验证样方内的水稻面积作为实际水稻面积)对 Radarsat-2 影像提取的水稻面积进行精度评价。

混淆矩阵方法是目前普遍采用的遥感影像分类精度定量评价方法,该方法通过计算各种统计量并进行统计检验,最终给出总体的和基于各种地面类型的分类精度^[21]。由于本研究的主要提取目标是单一作物类型,其他地类的分类精度非本研究重点。所以本研究对混淆矩阵方法进行借鉴,建立针对单一农作物的提取精度评价指标 P_i (即每块验证样方内的水稻面积提取精度),从而得到各时相的水稻面积提取精度 \bar{P} :

$$P_i = A_i / (A_i + B_i + C_i)$$

$$\bar{P} = \sum_{i=1}^n A_i / (\sum_{i=1}^n A_i + \sum_{i=1}^n B_i + \sum_{i=1}^n C_i)$$

式中 i 为验证样方编号, A_i 为第 i 块验证样方分类正确的水稻面积, B_i 为第 i 块验证样方错分的水稻面积, C_i 为第 i 块验证样方漏分的水稻面积。

2 结果与分析

2.1 水稻种植面积提取精度评价

对 5 个时相的 Radarsat-2 影像应用 SVM 和 MLC 方法提取水稻种植面积,并进行精度验证。结果(图 4)表明,从 7 月 23 日到 10 月 27 日,随着水稻的生长,SVM 和 MLC 方法的水稻面积提取精度均表现出先升后降的变化趋势,并在 9 月 9 日达到

峰值,分别为 72.876% 和 74.224%。由此可见,9 月 9 日(扬花期)是本研究区水稻面积提取精度最高的时相。但 9 月 9 日 SVM 和 MLC 水稻面积的提取精度还达不到农业遥感监测业务化运行的要求。另外,通过分析发现,无论是 SVM 法还是 MLC 法都存在将部分非耕地地物如沟渠错分为水稻的现象,因此,本研究利用耕地地块数据对 9 月 9 日影像分类结果进行优化,以提高水稻面积提取精度。

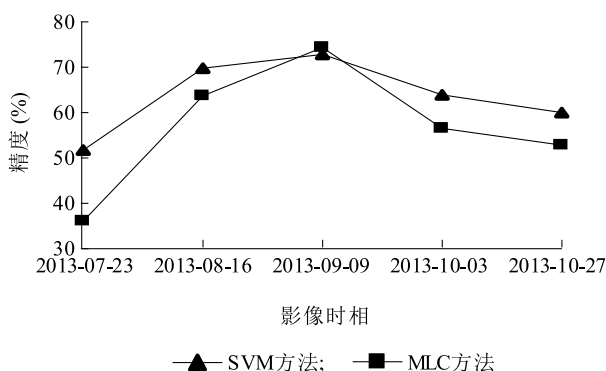


图 4 不同时相的水稻面积提取精度

Fig.4 The accuracy of paddy rice area extraction from different temporal images

2.2 耕地地块优化对水稻面积提取精度的影响

通过对上述融合后的高分辨率光学遥感影像进行目视解译获取验证样区的耕地地块数据,以剔除非耕地地物的干扰,从而分析耕地地块优化对水稻面积提取精度的影响。该耕地地块数据共有 3 个,与水稻验证样方数量和覆盖范围相同。通过上述处理优化后的水稻面积提取精度见表 2,局部细节见图 5。

表 2 显示,在经过耕地地块优化后,SVM 方法的水稻面积提取精度为 92.605%,比优化前提高了 19.729%;MLC 方法的水稻面积提取精度为 87.616%,比优化前提高了 13.392%。说明耕地地块优化可以显著提高 SVM 和 MLC 方法的水稻面积提取精度。另外,由图 5 可以看出,无论是 SVM 法还是 MLC 法,之前被误分为水稻的沟渠、河流等非耕地地物在经过耕地地块优化后被完全剔除,大大改善了非耕地地物对水稻面积提取精度的影响。

表 2 耕地地块优化前后水稻面积提取精度的比较
Table 2 Comparison of paddy rice area extraction accuracy before and after farmland parcel optimization

样方	SVM 方法精度(%)		MLC 方法精度(%)	
	优化前	优化后	优化前	优化后
1	73.069	95.464	75.681	91.260
2	69.942	88.458	72.674	81.858
3	75.670	94.177	74.239	90.152
平均	72.876	92.605	74.224	87.616

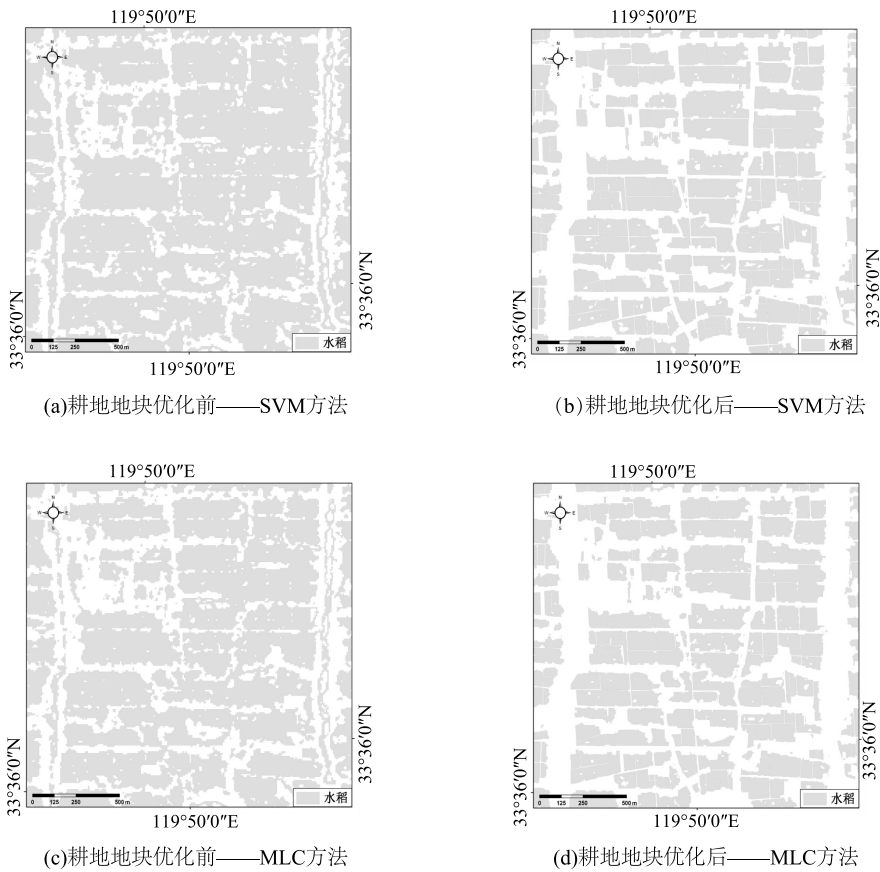


图 5 耕地地块优化前后水稻空间分布图(局部)
Fig.5 Local spatial distribution of paddy rice area before and after farmland parcel optimization

2.3 碎小图斑去除对水稻面积提取精度的影响

虽然经过耕地地块优化后的水稻面积提取精度得到明显提高,但分类后仍存在较多的碎小图斑,“椒盐现象”明显,这是由于 Radarsat-2 影像在滤波处理后仍有较多噪声,影响了水稻面积提取精度。目前遥感制图中最小地物的上图标准并不适用于本

研究中碎小图斑的去除。因此,尝试在不影响分类结果的前提下,研究不同面积碎小图斑的去除对水稻面积提取精度的影响。根据以往农作物遥感监测的经验对经过耕地优化后的结果进行 4、6、8 个像元的图斑去除,即去除面积分别为 256 m²、384 m²、512 m²的图斑,然后进行精度评价,结果见表 3。

由表 3 看出,随着图斑去除面积的增大,SVM 和 MLC 方法的水稻面积提取精度逐渐升高,且 SVM 方法均高于 MLC 方法;在去除 256 m²、384 m²、512 m² 的图斑后,SVM 方法的水稻面积提取精度比未去除图斑时分别提高了 2.006 个百分点、0.520 个百分点、0.351 个百分点;MLC 方法的水稻面积提取精度分别提高了 2.644 个百分点、0.910 个百分点、0.622 个百分点。可见,在去除相同面积图斑时,MLC 方法提高精度的幅度略高于 SVM 方法。这说明 SVM 分类后碎小图斑较少,地物连续面状分布,而 MLC 分类后碎斑较多,“椒盐”现象明显,所以在分类精度和分类效果上,SVM 方法均高于 MLC 方法。

表 3 去除不同面积图斑后的水稻面积提取精度

Table 3 Accuracy of paddy rice area extraction after pattern spot removal

去除图斑面积 (m ²)	SVM 方法精度 (%)	MLC 方法精度 (%)
0	92.605	87.616
256	94.611	90.260
384	95.131	91.170
512	95.482	91.792

3 结 论

本研究选择不同时期的全极化 Radarsat-2 影像,运用 SVM 和 MLC 方法进行水稻种植面积的提取,并进行耕地地块优化和碎小图斑去除,显著提高了水稻种植面积提取精度,获得以下结论:(1)通过运用 SVM 和 MLC 方法对各时相 Radarsat-2 影像进行水稻种植面积提取,精度验证结果表明 9 月 9 日的提取精度最高。可见,扬花期是利用 Radarsat-2 影像进行研究区水稻种植面积提取的最佳时期,选择该时期的影像还能降低数据成本。(2)经过耕地地块优化后,SVM 和 MLC 方法的水稻面积提取精度均得到提高,说明在耕地地块中可以较好地剔除非耕地地物的干扰,提高水稻面积提取精度。(3)由于雷达影像在经过滤波处理后仍有许多噪声,分类后形成许多破碎图斑,降低了水稻面积提取精度。

在不影响分类结果的前提下,合理地去除面积较小的图斑也可以提高水稻面积提取精度。(4)9 月 9 日的影像在经过 SVM 和 MLC 分类后,水稻面积提取精度分别只有 72.876% 和 74.224%,而在经过耕地地块优化和碎小图斑去除后,SVM 和 MLC 方法的水稻面积提取精度分别提高到 95.482% 和 91.792%。说明该方法可以快速高效地提高水稻面积提取精度,从而在精度上满足农作物种植面积遥感监测业务化运行的要求。

由于本研究中分别对不同时期相的全极化 Radarsat-2 影像进行分类,并没有开展综合多时相影像信息的分析。所以,今后将深入研究综合利用多时相雷达影像、多种分类方法以及不同极化方式对水稻面积提取的影响。

参考文献:

- [1] XIAO X M, BOLES S, LIU J Y, et al. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 95(4): 480-492.
- [2] 郑长春. 水稻种植面积遥感信息提取研究[D]. 乌鲁木齐:新疆农业大学,2008.
- [3] 陈刘凤,林开平,胡宝清,等. 基于 Landsat8-OLI 数据的甘蔗种植面积监测[J]. 南方农业学报,2015,46(11):2068-2072.
- [4] 丁娅萍. 基于微波遥感的旱地作物识别及面积提取方法研究[D]. 北京:中国农业科学院,2013.
- [5] 邵 芸,郭华东,范湘涛,等. 水稻时域散射特征分析及其应用研究[J]. 遥感学报, 2001, 5(5): 340-345.
- [6] HALDAR D, PATNAIK C. Synergistic use of multi-temporal Radarsat SAR and AWiFS data for Rabi rice identification[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2010, 38(1): 153-160.
- [7] YONEZAWA C, NEGISHI M, AZUMA K, et al. Growth monitoring and classification of rice fields using multitemporal RADARSAT-2 full-polarimetric data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(18): 5696-5711.
- [8] ZHANG Y, WANG C Z, WU J P, et al. Mapping paddy rice with multitemporal ALOS/PALSAR imagery in southeast China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(23): 6301-6315.
- [9] 李 坤,邵 芸,张凤丽. 基于多极化机载合成孔径雷达(SAR)数据的水稻提取[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版),2011,37(2):181-186.
- [10] 李章成,李源洪,周华茂. 基于 ALOS-PALSAR 双极化雷达影像遥感监测水稻的研究——以德阳地区为例[J]. 西南师范大学

- 学报(自然科学版),2013,37(6):62-67.
- [11] 杜 烨,郭长青,文 宁,等. 基于多时相 COSMO-SkyMed SAR 数据对水稻信息提取方法的研究与应用[J]. 遥感信息,2014,29(3):30-34.
- [12] 田 昕,陈尔学,李增元,等. 基于多极化星载 SAR 数据的水稻/旱田识别——以江苏省海安县为例[J]. 遥感技术与应用,2012,27(3):406-412.
- [13] 张细燕,何隆华. 基于 SAR 与 Landsat TM 的小区域稻田的识别研究——以南京市江宁区为例[J]. 遥感技术与应用,2015,30(1):43-49.
- [14] FIEUZAL R, BAUP F, MARAIS-SICRE C. Monitoring wheat and rapeseed by using synchronous optical and radar satellite data-from temporal signatures to crop parameters estimation[J]. *Advances in Remote Sensing*, 2013, 2(2): 162-180.
- [15] 何德平,肖 勇,肖兴国,等. 支持向量机在遥感影像处理中的应用[J]. 城市勘测,2006(3):27-30.
- [16] 何灵敏,沈掌泉,孔繁胜,等. SVM 在多源遥感图像分类中的应用研究[J]. 中国图象图形学报,2007,12(4):648-654.
- [17] 张锦水,何春阳,潘耀忠,等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报,2006,10(1):49-57.
- [18] 甘甫平,王润生,王永江,等. 基于遥感技术的土地利用与土地覆盖的分类方法[J]. 国土资源遥感,1999,42(4):40-45.
- [19] JANSSEN L L F, VANDERWEL F J M. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: A review [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1994,60(4): 419-426.
- [20] KALKHAN M A, REICH R M. Assessing the accuracy of Landsat Thematic Mapper classification using double sampling [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998,19(11): 2049-2060.
- [21] 顾晓鹤,潘耀忠,何 馨,等. 以地块分类为核心的冬小麦种植面积遥感估算[J]. 遥感学报,2010,14(4):789-805.

(责任编辑:张震林)