

夏俊, 苏涛, 刘丽娜, 等. 基于多时相 Sentinel-1A 数据的水稻面积提取[J]. 江苏农业学报, 2022, 38(3): 666-674.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2022.03.012

基于多时相 Sentinel-1A 数据的水稻面积提取

夏俊^{1,2,3}, 苏涛^{1,2,3}, 刘丽娜^{1,2,3}, 王建^{1,2,3}, 朱菲^{1,2,3}, 廖晋一^{1,2,3}

(1.安徽理工大学空间信息与测绘工程学院, 安徽 淮南 232001; 2.安徽理工大学矿山采动灾害空天地协同监测与预警安徽普通高校重点实验室, 安徽 淮南 232001; 3.安徽理工大学矿区环境与灾害协同监测煤炭行业工程研究中心, 安徽 淮南 232001)

摘要: 合成孔径雷达(SAR)具有全天候、全天时获取遥感影像的能力,因此在南方多阴雨地区有着较高的应用潜力。本研究以江苏省盐城市建湖县为研究区域,选用当地水稻生长周期内的长时间序列 Sentinel-1A 影像作为数据源,依据光谱微分变换分析法,采用一种雷达微分变换的方法,通过对长时间序列 SAR 影像进行一阶和二阶微分变换处理,选取其中水稻与其他地物后向散射系数差异明显的时间段,再利用支持向量机(SVM)模型进行分类从而获取水稻信息。与利用多时相极化 SAR 影像的阈值分类法进行比较可知,基于二阶微分变换的 SVM 分类方法优于阈值分类方法,其总体精度为 89.88%, Kappa 系数和 *F1* 值分别为 0.841 2 和 0.879 5, 水稻提取面积为 525.32 km², 相对误差为 11.58%。说明,经过微分变换的时序 SAR 数据结合 SVM 模型进行分类可以进一步提高水稻面积提取精度,为作物识别提供了一种新的思路。

关键词: 水稻面积; 长时间序列; Sentinel-1A; 微分变换; 阈值分类

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2022)03-0666-09

Rice area information extraction based on multi-temporal Sentinel-1A data

XIA Jun^{1,2,3}, SU Tao^{1,2,3}, LIU Li-na^{1,2,3}, WANG Jian^{1,2,3}, ZHU Fei^{1,2,3}, LIAO Jin-yi^{1,2,3}

(1.School of Spatial Informatics and Geomatics Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2.Key Laboratory of Aviation-Aerospace-Ground Cooperative Monitoring and Early Warning of Coal Mining-induced Disasters of Anhui Higher Education Institutes, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3.Coal Industry Engineering Research Center of Mining Area Environmental and Disaster Cooperative Monitoring, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Synthetic aperture radar (SAR) has a high application potential in cloudy and rainy areas of South China for its ability of obtaining remote sensing images in all-weather and all-time. In this study, Jianhu County of Yancheng City in Jiangsu province was taken as the research area, the long-time series Sentinel-1A images collected during the local rice growth cycle were selected as the data source. According to the spectral differential transformation analysis approach, a method of radar differential transformation was proposed. Through first-order and second-order differential transformation processings of SAR images of long-time series, time periods with obviously different backscattering coefficients between rice and other ground objects were selected. Then support vector machine (SVM) model was used for classification to obtain

rice information. Compared with the threshold classification method based on multi-temporal and polarized SAR images, SVM classification method based on second-order differential transform was better than the threshold classification method. For the SVM classification method based on second-order differential transform, the overall accuracy was 89.88%, the Kappa coefficient and *F1* value were 0.841 2 and 0.879 5 respectively, the rice

收稿日期: 2021-11-08

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC0407703); 安徽理工大学引进人才科研启动项目(ZY030); 安徽理工大学 2021 年研究生创新基金项目(2021CX2139); 安徽理工大学青年教师科学研究基金项目(QN201502)

作者简介: 夏俊(1996-), 男, 安徽合肥人, 硕士研究生, 主要研究方向为农业遥感。(E-mail) 1849145280@qq.com

通讯作者: 苏涛, (E-mail) st7162003@163.com

extraction area was 525.32 km², and the relative error was 11.58%. It can be concluded that the accuracy of rice area extraction can be further improved by classification of time series SAR data treated by differential transform combined with SVM model, which can provide a new idea for crop identification.

Key words: rice area; long time series; Sentinel-1A; differential transformation; threshold classification

中国作为农业大国,水稻种植历史悠久,快速精确获取水稻种植面积信息能为当地政府提供科学的辅助决策依据。遥感技术由于其覆盖范围广、重访周期短的特点已经被广泛运用到农业领域。水稻面积的监测技术主要分为光学遥感和雷达遥感两大类,孙姝娟等^[1]利用水稻生长周期内的高分一号多景影像,构建 EVI 时间序列,根据水稻在不同时期的 EVI 曲线特征建立决策树模型,从而提取水稻种植面积,结果表明,EVI 长时间序列提取水稻面积的效果良好。牛海鹏等^[2]通过融合 Landsat 数据和 MODIS 数据,构建归一化植被指数(NDVI)时间序列,设置合适的阈值,很好地提高了水稻面积信息的提取精度。张晓忆等^[3]通过选用同时相 HJ1A 影像和 GH1 影像,利用 4 种常用的植被指数和近红外波段反射率构建决策树规则,对淮安市各类地物进行分类并提取水稻面积。虽然光学遥感已经被广泛运用于农作物信息的提取,但由于受到云、雨、雾等气候条件的影响较大,不利于影像地物信息的识别分析。

随着雷达技术的不断发展,特别是近年来出现的合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)技术,带来了一种全新的遥感农作物监测方法^[4-6], SAR 技术具有全天候、全天时观测的特点,能够改善光学遥感数据的不足与缺陷。Clauss 等^[7]利用 Sentinel-1 时间序列数据,采用随机森林回归模型对越南湄公河三角洲水稻的产量进行估算;Zhang 等^[8]通过运用 Radarsat-2 影像结合水稻冠层散射模型和遗传算法来估算水稻产量;杜焘等^[9]采用多时相 COSMO-SkyMed SAR 数据,结合水稻后向散射系数曲线和归一化植被指数(NDVI)曲线再进行面对对象的分类从而提取水稻种植面积。目前对于水稻信息的识别提取通常基于对地物的后向散射系数特征进行分析,选取适当时间段的 SAR 影像可能会提高其识别精度,但存在某些地物类型特征相似和时相选取的问题,导致水稻信息提取精度较低。

综上所述,本研究通过选用水稻生长周期内长时间序列的 Sentinel-1A 数据,分析不同极化方式下的水

稻后向散射系数的规律,结合不同地物在垂直发送接收(VV)和垂直发送水平接收(VH)极化下的时序特征,开展对水稻面积的提取工作,并参考光谱微分变换在植被分类中的应用^[10],采用一种基于雷达数据的微分变换方法,对时序 SAR 影像进行多阶微分变换,采用 SVM 模型对水稻信息进行识别提取,以期多云多雨的南方地区水稻面积的提取提供一种新方法。

1 研究区域及数据源

1.1 研究区概况

建湖县位于江苏省东北部,隶属于江苏省盐城市(图 1),地理位置为北纬 33°16′~33°41′,东经 119°33′~120°05′,属亚热带季风气候。全县总面积 1 154 km²,其中,陆地面积 900 km²(其中耕地面积 674 km²),占 78%,水域面积 254 km²,占 22%。建湖县主要种植制度为中稻-冬小麦一年轮番耕作。盐城市统计局资料显示,当地水稻主要种植期为 5-10 月,其中 5-8 月分别为播种、移栽、拔节、抽穗阶段,9 月至 10 月上旬为成熟和收割阶段。统计年鉴资料显示,2019 年建湖县水稻种植面积为 470.8 km²,占全县作物总面积的 40.8%。

1.2 数据源及预处理方法

1.2.1 SAR 数据源 本研究选用的 SAR 数据源为从阿拉斯加卫星数据中心(Alaska Satellite Facility, ASF)下载的双极化 Sentinel-1A 影像产品,极化方式为 VV 和 VH,为了保证分类精度不受入射角影响^[11],本研究选取入射角为 38.996°同轨道数据。影像时间范围为 2019 年 5 月中旬至 10 月上旬,具体信息如表 1 所示。

1.2.2 辅助数据源 为了辅助 SAR 数据进行水稻后向散射系数分析研究,所用的 Landsat8 影像数据来自美国地质调查局(United States geological survey, USGS),由于研究区域夏季阴雨天气较多,满足试验要求的影像仅选取了 2019 年 7 月 11 日的单景数据。高程数据来自地理空间数据云提供的航天飞机雷达地形测绘任务(Shuttle radar topography mission, SRTM)90 m 产品。



图 1 研究区地理位置

Fig.1 Geographic location of the study area

表 1 Sentinel-1A 影像信息

Table 1 Image information from Sentinel-1A

序号	绝对轨道号	成像时间 (年-月-日)	水稻物候期
1	027266	2019-05-17	播种期
2	027441	2019-05-29	播种期
3	027616	2019-06-10	移栽期
4	027791	2019-06-22	移栽期
5	027966	2019-07-04	拔节期
6	028141	2019-07-16	拔节期
7	028316	2019-07-28	抽穗期
8	028491	2019-08-09	抽穗期
9	028666	2019-08-21	成熟期
10	028841	2019-09-02	成熟期
11	029016	2019-09-14	收割期
12	029191	2019-09-26	收割期
13	029366	2019-10-08	收割期

1.2.3 遥感数据预处理方法 基于 ENVI5.3 软件中的 Sarscape 模块对 13 幅雷达影像进行图像配准、滤波处理、辐射定标和地理编码等各项处理,获取能反映地物信息特征的多时相 VV 和 VH 后向散射系数,再将 13 幅影像进行重采样,其空间分辨率为 30 m×30 m,坐标投影采用 WGS84/UTM 投影系统。

1.2.4 野外调研数据 2019 年 8 月在盐城市建湖县开展野外调研,结合 Google Earth 高分辨率影像对研究区域进行不同地物纯像元的采样,将地物类型分为水体、其他作物、水稻、裸土、建筑物 5 类,野外调研样本点分布如图 1 所示。每个采样点与其他地物类型距离大于 30 m,并用高精度全球定位系统(GPS)记录每个样区中心点的地理坐标,以供后续研究中样本地物后向散射系数的确定。本次调研共采集到 894 个典型地物样本,其中包括 107 个水体样本,208 个其他作物样本,325 个水稻样本,112 个裸土样本,142 个建筑物样本。1/3 的样本作为模型训练样本,剩余 2/3 作为验证样本用于结果的精度分析。

2 研究方法

2.1 样本散点统计

SAR 图像上的信息是地物目标对雷达信号的反映,SAR 影像上区域亮度越高,则该区域后向散射系数越大。后向散射系数主要与地物自身特性以及雷达系统工作参数有关,地物自身特性取决于复介电常数、地表粗糙度、几何结构等,雷达系统参数主要包括传感器的极化方式、入射角、波长等。由于本研究选取的 13 期 SAR 数据入射角和波长都相

同,所以可以通过分析不同地物在不同极化方式下的长时间序列后向散射系数变化趋势来区分地表地物类型。因此本研究通过对研究区内训练样本作分布统计,比较分析在 VV 和 VH 极化下不同地物后向散射系数随时间变化的趋势以及分布范围。

2.2 雷达微分变换

微分变换作为一种常用的光谱特征分析方法,主要用于光学影像中对植被反射光谱的数学变换,可消除大气和土壤环境对其的影响,增强植被光谱特征从而提高识别精度^[12]。本研究利用光谱微分变换法,将其应用于 SAR 数据,考虑到随着微分阶数的增加,数据特征灵敏度会降低的现象,本研究针对 SAR 数据采取了一阶和二阶微分变换处理。其中,一阶和二阶雷达微分变换公式^[13]如下:

$$B(\lambda_i)' = \frac{B(\lambda_{i+1}) - B(\lambda_i)}{\Delta\lambda} \quad (1)$$

$$B(\lambda_i)'' = \frac{B(\lambda_{i+2}) - 2B(\lambda_{i+1}) + B(\lambda_i)}{(\Delta\lambda)^2} \quad (2)$$

式中, λ_i 表示影像时间; $B(\lambda_i)$ 表示 λ_i 时的后向散射系数值; $B(\lambda_i)'$ 和 $B(\lambda_i)''$ 分别表示 λ_i 时的后向散射一阶和二阶微分值; $\Delta\lambda$ 表示相邻影像的时长。

2.3 分类方法

支持向量机(Support vector machine, SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习算法,它在处理小样本、高维度、非线性数据时表现出特有的优势^[14]。它的主要分类思想是利用内积核函数将分类初始空间变换到高维空间,一般核函数主要有多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数 3 类,现有研究表明径向基核函数分类精度更高^[15],所以本研究选用该核函数,并设置惩罚参数(C)为 100,金字塔层数为 0,内核半径(γ)为 0.145 进行处理。

基于决策树的阈值分类在 SAR 影像分类上有着广泛的运用,不同地物的后向散射系数分布范围有差异,对于不同极化方式的不同地类的后向散射系数,其差异性也许会更大,可以以此为依据划分水稻与其他地物的类别,通过分析水稻与其他地物的时序后向散射系数差异性,建立决策树模型,实现阈值分类。

2.4 建立掩膜

由于 SAR 影像受相关斑点噪声和地形因素影响,会引起地物的后向散射系数发生变化,干扰对影像上水稻特征的判读。因此本研究利用 Landsat8 影像计算研究区的 NDVI 值从而得到地区植被结构,

并利用高程数据获取研究区坡度空间分布。最后通过决策树对植被结构和坡度空间分布建立掩膜以对分类结果进行进一步处理。

2.5 精度验证方法

本研究主要从 3 个方面进行水稻分类结果的精度评价,首先,根据盐城市 2020 年统计年鉴的数据计算水稻面积提取的相对误差;其次,使用混淆矩阵对分类结果进行定量分析,主要统计其总体精度和 Kappa 系数;最后利用统计学中衡量二分类模型精确度的指标($F1$ 值)来评价分类结果的优劣。 $F1$ 值可以看作是模型精确率和召回率的调和平均,其范围为 $[0, 1]$,其值越大证明分类结果越佳。本研究中精确率采用水稻的用户精度来表示,召回率采用水稻的制图精度来表示, $F1$ 值计算公式如下:

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (3)$$

式中, P 表示模型精确率; R 表示模型召回率。

2.6 建立水稻信息提取模型

本研究建立水稻信息提取模型的技术路线如图 2 所示。数据源选用水稻生长周期内的 13 景 Sentinel-1A 影像,一方面对预处理后的 SAR 影像进行不同时相的组合,突出水稻信息,利用调研获取的训练样本进行后向散射系数散点分析,再对不同地物样本均值作曲线特征分析,通过组合不同极化的时序特征建立决策树进行阈值分类。另一方面对预处理后的数据进行一阶和二阶雷达微分变换,分析时序微分曲线特征,选取合适的时相进行 SVM 分类。由于 SAR 影像受相干斑点噪声以及地形因素影响,导致像元亮度值产生差异,地物后向散射系数也会改变从而影响对其类别的判别。考虑到 NDVI 指数对植被覆盖度敏感的特性,本研究选取该指数用于降低非水稻地物对分类的影响^[16]。由 Landsat8 影像计算获得 NDVI,结合调研样本数据以及对 Google Earth 影像的目视解译确定研究区植被的 NDVI 取值范围为 0.5~0.9。根据盐城农业土地资料显示,盐城属于长江中下游平原,平均海拔 5 m。由高程数据计算获得研究区坡度,结合实地调研采样资料确定水稻种植区坡度($Slope$) $<3^\circ$ 。利用上述 2 个条件对水稻面积结果分层次作掩膜处理,以减少外在因素导致的影响。最后利用验证样本和盐城市统计年鉴数据对分类结果进行精度评价,以期获得建湖县最优水稻空间分布图。

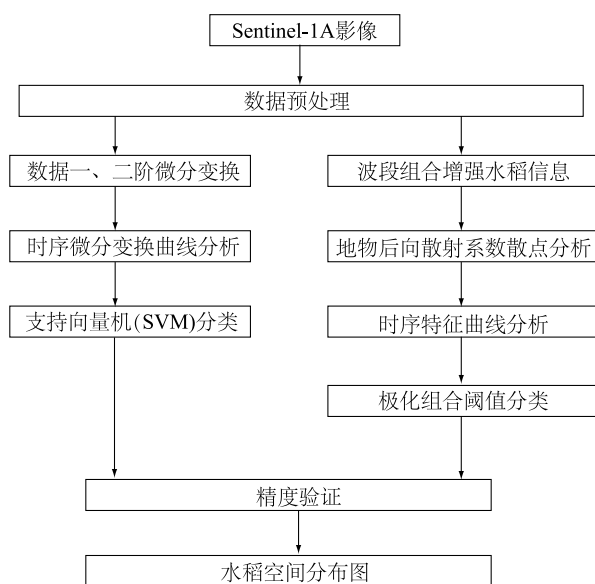


图 2 水稻信息提取模型技术流程

Fig.2 Technical flow chart for rice information extraction

3 结果与分析

3.1 地物散点分析

根据选取的训练样本对 VV 和 VH 极化数据作地物散点分析,结果如图 3 所示,可以看出水稻在 VV 和 VH 上的后向散射系数主要分布在 $[-15, -5]$ 和 $[-20, -12]$;水体在 VV 和 VH 上的后向散射系数主要集中在 $[-22, -16]$ 和 $[-24, -20]$;建筑物在 VV 和 VH 上的后向散射系数分别集中在 $[-5, 0]$ 和 $[-15, -10]$;裸土在 VV 和 VH 上的后向散射系数分别主要分布在 $[-10, -6]$ 和 $[-18, -9]$;其他作物在 VV 和 VH 上的后向散射系数分别主要分布在 $[-19, -9]$ 和 $[-23, -16]$ 。综上可得,VH 极化相较于 VV 极化后向散射值域偏低,且 2 种极化方式下水稻的后向散射系数分布区间都与裸土和其他作物有交叉区域,直接依据阈值进行分类,分类精度可能不理想。

本研究对各个时相不同地物的后向散射系数作均值统计处理,其变化趋势如图 4 所示。从图 4 可以看出,随着水稻生长周期的变化,其后向散射特征也在发生改变。在 5、6 月份水稻处于播种和移栽期,雷达系统回波以麦田水体的面散射为主,并没有水稻的影像特征;在 7、8 月份水稻处于拔节-抽穗期,雷达系统回波以植株的体散射和水稻茎秆与水面的二次散射为主^[17],后向散射系数较高;在 9、10

月份水稻成熟收割,此时雷达系统回波以少量植株的体散射和水体面散射为主,之后散射系数逐渐降低^[18]。相比较而言,水域主要是面散射,所以后向散射系数长期处于平稳低值。建筑物主要回波方式是二次散射,后向散射系数长期处于较高值^[19-20]。由于其他作物种类复杂,后向散射系数变化趋势不明显。裸地回波主要由漫散射组成,后向散射系数长期处于较平稳区间。由此可以根据水稻的这种时相变化特征来与其他地物区分。

3.2 基于极化 SAR 数据的阈值分类分析

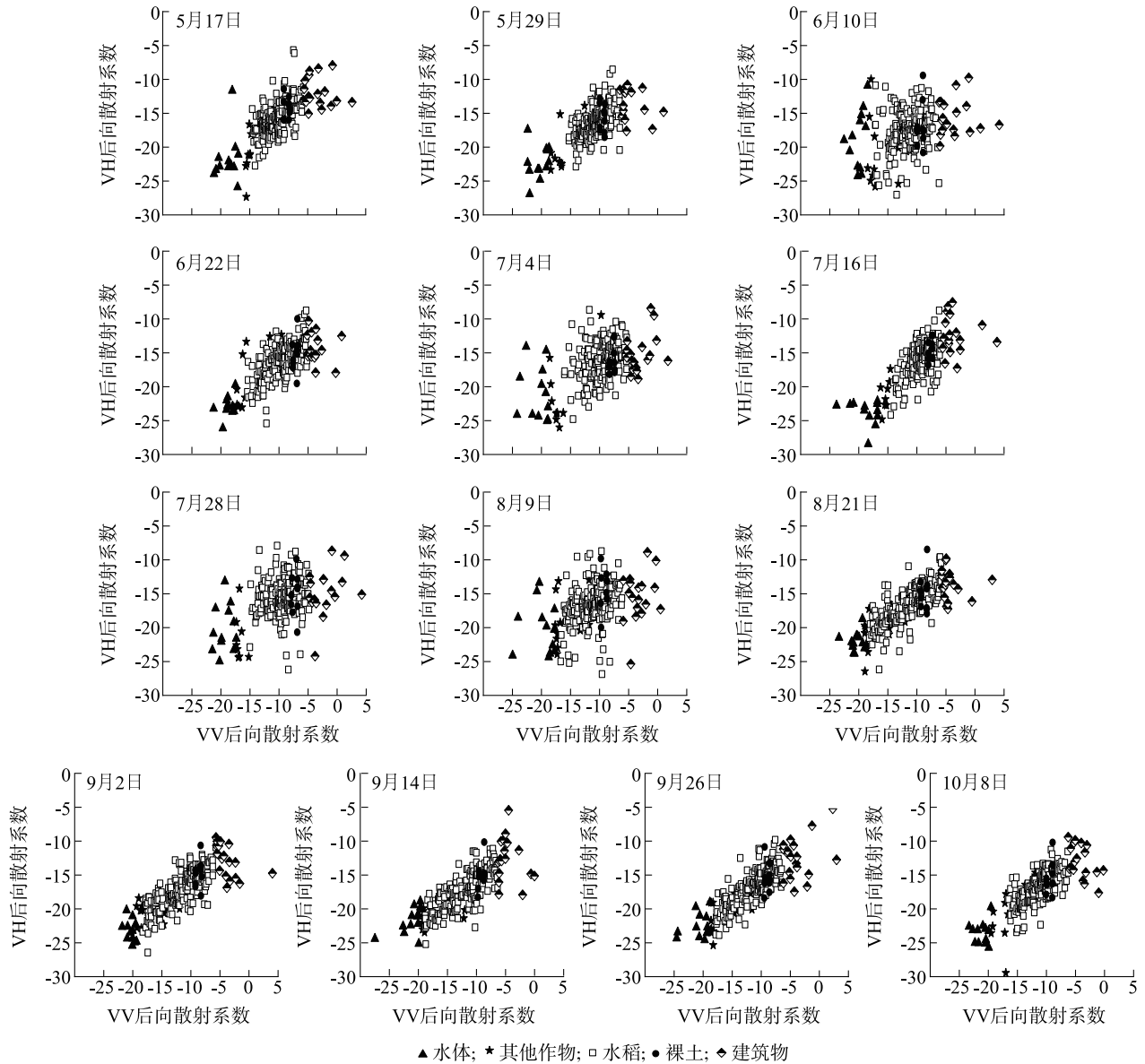
利用散点图分析结果对 Sentinel-1 影像进行决策树阈值分类。由图 4 可以看出,水稻生长阶段的曲线特征主要体现在 7 月 16 日至 9 月 14 日这个区间。对这个区间 6 个时相的极化数据进行水稻阈值分析,通过决策树阈值分类方法提取水稻面积(表 2)。对 VV 曲线而言,分别对 7 月 16 日、7 月 28 日、8 月 9 日、8 月 21 日、9 月 2 日、9 月 14 日设置后向散射系数小于 -8 、 -7 、 -8 、 -12 、 -13 、 -13 来提取水稻面积;对 VH 曲线而言,同样对 6 个时相依次设置后向散射系数小于 -14 、 -12 、 -10 、 -20 、 -22 、 -21 来提取水稻面积。再利用之前建立的决策树分层掩膜减少相干噪声、地形等外在因素的影响,提高分类精度。利用验证样本对分类结果进行定量分析,虽然多时相 VH 极化数据精度高于单时相极化数据和多时相 VV 极化数据,但是其水稻信息提取效果较差,不能满足实际生产要求。由于本研究中水稻的阈值区间与裸土和其他作物具有较多重叠部分,尽管使用多时相组合的方法降低了重叠概率,但是仍然有部分地物存在误分类成水稻的情况,导致分类效果不理想。

3.3 基于雷达微分变换的 SVM 分类分析

利用雷达微分变换公式对 13 幅 SAR 影像进行一阶和二阶微分变换处理,再根据调研选取的训练样本点得到每种地物在不同极化方式下的雷达微分变换曲线。从图 5 可以看出,经过一阶微分变换后,水稻的 VV 极化和 VH 极化数据在 7 月 16 日至 9 月 14 日这段时间内的曲线特征相较于其他地物有了明显区分。经过二阶微分变换后,水稻的 VV 和 VH 数据在 7 月 16 日至 9 月 14 日期间的曲线特征出现波峰和波谷,与其他地物在不同时段内的后向散射差异更为明显,并且在一阶微分和二阶微分数据中 VH 极化比 VV 极化波动性更为突出。综合以上分

析,本研究选取7月16日至9月14日期间的影像作为研究数据,结合调研获取的训练样本,采用SVM模型进行分类,并选用决策树分层掩膜以减少相干噪声、地形等外在因素的影响,结果表明,基于

VH 极化雷达二阶微分变换提取的水稻面积(图6)精确度最佳。根据像元统计得出水稻面积为525.32 km²,相对误差为11.58%,分布范围与建湖县当地水稻种植结构布局基本相同。



VV 与 VH 为极化方式。

图3 多时相地物后向散射系数散点分布

Fig.3 Scatter distribution of backscattering coefficient of multi-temporal ground objects

最后利用验证样本对一阶和二阶微分变换分类结果进行精度分析,结果如表3和表4所示。由表3可知,VH极化数据相比于VV极化数据各项精度指标都有所提高,单时相数据中8月21日VH极化数据的精度最高,从图5中也可以看出,在8月21日水稻的曲线特征与其他地物区分度最高。多时相

的极化数据相较于单时相极化数据精度又有了较高的提升。由表4可知,同时期VH极化数据精度优于VV极化数据,单时相数据中9月2日VH极化数据的精度最高,在图5中对应水稻曲线的峰值。多时相的极化数据的精度同样也优于单时相极化数据。

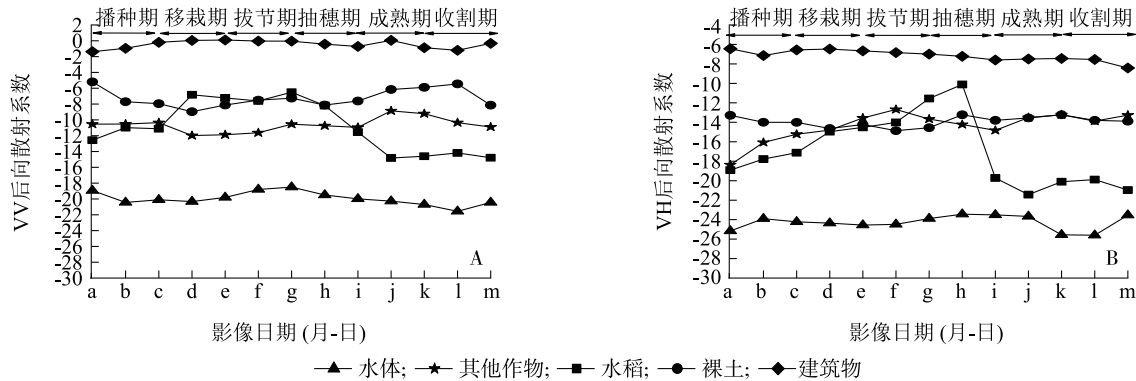


图 4 长时间序列后向散射系数曲线
Fig.4 Backscattering coefficient curve of long time series

表 2 基于阈值分类的水稻面积精度统计

Table 2 Precision statistics of rice area based on threshold classification

影像日期 (月-日)	总体精度 (%)		Kappa 系数		相对误差 (%)		F1 值	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
07-16	45.18	44.11	0.294 4	0.268 7	-57.33	-59.84	0.312 4	0.285 5
07-28	42.57	48.12	0.235 8	0.304 6	-61.65	-52.17	0.251 3	0.324 6
08-09	44.69	41.22	0.271 4	0.216 8	-59.24	-63.27	0.289 4	0.230 8
08-21	57.49	61.36	0.369 7	0.401 2	-42.13	-35.44	0.395 4	0.438 9
09-02	60.24	61.24	0.387 7	0.398 4	-39.77	-36.33	0.416 6	0.435 4
09-14	64.28	64.97	0.414 1	0.417 4	-57.88	-56.75	0.427 4	0.442 2
07-16-09-14	73.12	78.76	0.517 7	0.569 8	-47.14	-38.28	0.536 8	0.659 5

VV 与 VH 为极化方式。

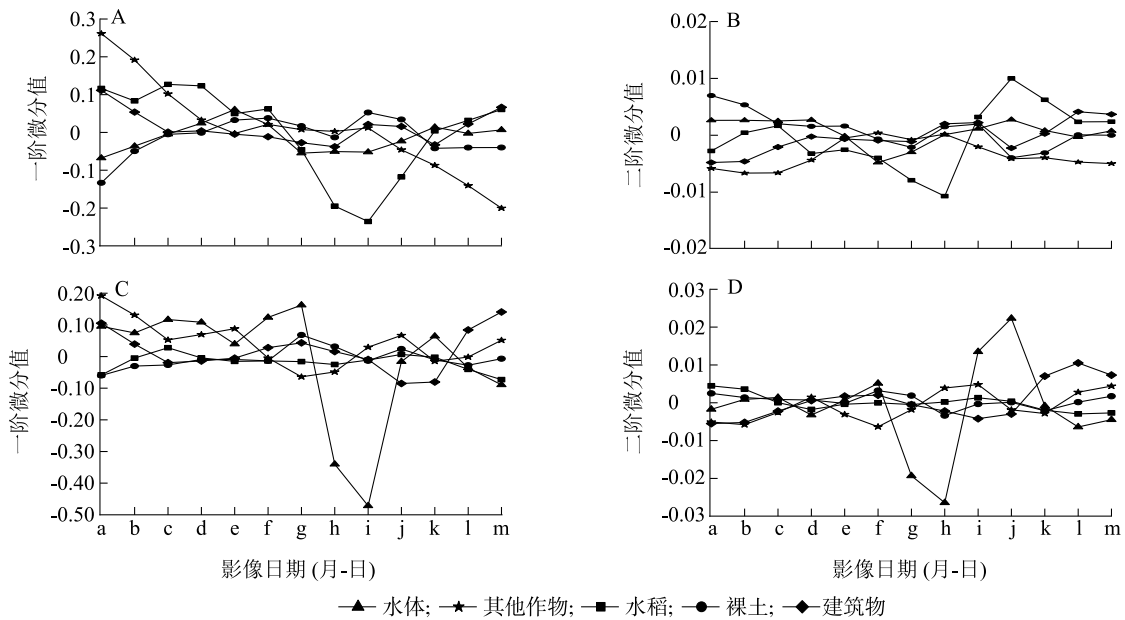


图 5 VV、VH 极化雷达微分变换曲线
Fig.5 VV, VH polarization metric differential transformation curves

表 3 基于一阶微分变换的水稻面积精度统计

Table 3 Precision statistics of rice area based on first-order differential transform

影像日期 (月-日)	总体精度(%)		Kappa 系数		相对误差(%)		F1 值	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
07-16	62.45	65.75	0.302 5	0.381 4	-75.27	-70.14	0.380 4	0.411 7
07-28	70.54	72.25	0.462 4	0.512 8	-62.87	-58.47	0.452 9	0.498 7
08-09	75.33	77.28	0.551 6	0.588 4	-50.55	-45.24	0.5014	0.587 3
08-21	77.15	81.68	0.586 9	0.687 7	-46.23	-35.24	0.580 1	0.700 8
09-02	65.28	69.47	0.374 5	0.434 1	-71.25	-65.23	0.398 5	0.439 6
09-14	69.24	72.36	0.425 8	0.502 8	-66.54	-58.14	0.431 1	0.496 3
07-16-09-14	82.13	86.35	0.695 8	0.798 4	33.12	21.15	0.711 2	0.788 4

VV 与 VH 为极化方式。

表 4 基于二阶微分变换的水稻面积精度统计

Table 4 Precision statistics of rice area based on second-order differential transform

影像日期 (月-日)	总体精度(%)		Kappa 系数		相对误差(%)		F1 值	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
07-16	63.18	64.55	0.341 2	0.365 1	-72.14	-73.95	0.407 1	0.401 5
07-28	74.32	75.94	0.541 1	0.560 9	-52.11	-47.38	0.529 1	0.572 2
08-09	78.21	79.86	0.608 4	0.635 4	-41.54	-38.09	0.642 8	0.675 5
08-21	71.22	73.15	0.495 9	0.531 2	-60.11	-53.44	0.487 7	0.511 2
09-02	78.66	80.12	0.615 9	0.654 7	-39.77	-36.33	0.671 1	0.694 9
09-14	68.49	69.54	0.414 1	0.435 1	-67.88	-64.75	0.427 4	0.442 2
07-16-09-14	86.21	89.88	0.791 9	0.841 2	20.81	11.58	0.796 8	0.879 5

VV 与 VH 为极化方式。

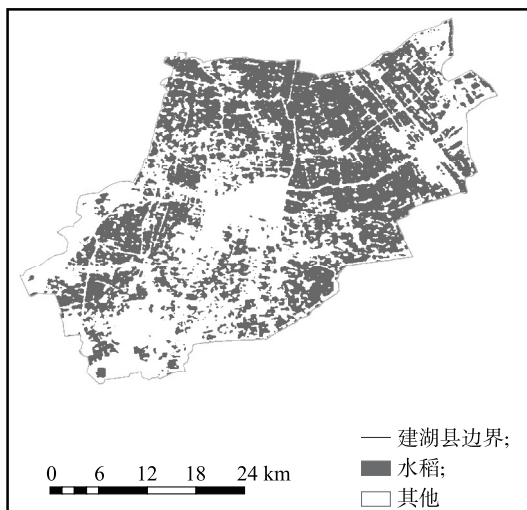


图 6 SAR 影像 SVM 模型分类结果

Fig.6 Results of support vector machine (SVM) model classification of synthetic aperture radar (SAR) images

综上所述,多时相的 VH 极化分类结果优于多

时相的 VV 极化分类结果和单时相的极化分类结果,二阶微分变换精度总体上优于一阶微分变换精度,其中基于 VH 极化的二阶微分变换的结果精度最高,总体精度为 89.88%,Kappa 系数为0.841 2, F1 值为0.879 5,统计结果优良,很好地满足了水稻种植面积监测精度的要求。

4 结 论

本研究选取水稻生长周期内的长时间序列 Sentinel-1A 影像作为数据源,利用微分变换在光谱特征分析中的应用,提出了一种适用于 SAR 数据的雷达微分变换方法,对比分析基于雷达微分变换的 SVM 模型分类方法和极化组合阈值分类方法,探讨分析 SAR 影像在水稻种植面积提取上的可行性和优势,得出以下结论:

(1) 长时间序列 SAR 影像能反映地物的物候特征,选取水稻生长周期内时序影像能够较好地区分

地物类型从而提高水稻信息识别精度。

(2) 阈值分类方法易受地物后向散射系数区间重叠影响,造成误分类的情况,降低水稻面积的识别精度。

(3) 雷达二阶微分变换相较于一阶微分变换更能突出水稻与其他地物在不同时间段的后向散射细节差异,VH 极化相比于 VV 极化数据更适用于水稻面积的提取。

参考文献:

- [1] 孙姝娟,李民录,王 萍,等. 基于 GF-1/WFV EVI 时间序列数据的水稻种植面积提取 [J]. 福建农业学报, 2018, 33(6): 575-580.
- [2] 牛海鹏,王占奇,肖东洋. 基于时空数据融合的县域水稻种植面积提取 [J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 156-163.
- [3] 张晓忆,李卫国,景元书,等. 多种光谱指标构建决策树的水稻种植面积提取 [J]. 江苏农业学报, 2016, 32(5): 1066-1072.
- [4] 孙 政,周清波,杨 鹏,等. 基于星载极化 SAR 数据的农作物分类识别进展评述 [J]. 中国农业资源与区划, 2019, 40(11): 63-71.
- [5] 东朝霞. 基于全极化 SAR 数据的旱地作物识别与生物学参数反演研究 [D]. 北京:中国农业科学院, 2016.
- [6] PARK N W. Accounting for temporal contextual information in land-cover classification with multi-sensor SAR data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(1/2): 281-298.
- [7] CLAUSSE K, OTTINGER M, LEINENKUGEL P, et al. Estimating rice production in the Mekong Delta, Vietnam, utilizing time series of Sentinel-1 SAR data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 73: 574-585.
- [8] ZHANG Y, YANG B, LIU X H, et al. Estimation of rice grain yield from dual-polarization Radarsat-2 SAR data by integrating a rice canopy scattering model and a genetic algorithm [J]. International Journal of Applied Earth Observation And Geoinformation, 2017, 57: 75-85.
- [9] 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.
- [10] 徐凯健,田庆久,徐念旭,等. 基于时序 NDVI 与光谱微分变换的森林优势树种识别 [J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(12): 3794-3800.
- [11] FIEUZAL R, BAUP F, MARAISICRE 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.
- [12] 张 东,塔西甫拉提·特依拜,张 飞,等. 分数阶微分算法对盐渍土高光谱数据的影响研究 [J]. 光学学报, 2016, 36(3): 282-289.
- [13] 徐念旭,田庆久,申怀飞,等. 基于微分变换的高光谱马尾松和杉木识别 [J]. 国土资源遥感, 2018, 30(4): 28-32.
- [14] 万 意,李长春,赵旭辉,等. 基于 SVM 的光学遥感影像分类与评价 [J]. 测绘地理信息, 2018, 43(6): 74-77.
- [15] 高 燕,周成虎,苏奋振. 基于 OLI 影像多参数设置的 SVM 分类研究 [J]. 测绘工程, 2014, 23(6): 1-5, 10.
- [16] 白燕英,高聚林,张宝林. 基于 NDVI 与 EVI 的作物长势监测研究 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 153-161.
- [17] 贾明权. 水稻微波散射特性研究及参数反演 [D]. 成都:电子科技大学, 2013.
- [18] 何 泽. 基于多时相 RADARSAT-2 数据的水稻物候监测 [D]. 成都:电子科技大学, 2019.
- [19] 刘 康, BALZ T, 廖明生. 利用后向散射特性从高分辨率 SAR 影像中提取建筑物高度 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(7): 806-809.
- [20] 赵凌君. 高分辨率 SAR 图像建筑物提取方法研究 [D]. 长沙:国防科技大学, 2009.

(责任编辑:陈海霞)