

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.04.15

引用格式: 江珊,王春,宋宏利,等. 基于 SAR 与光学遥感数据相结合的农作物种植类型识别研究[J]. 国土资源遥感,2020,32(4):105-110. (Jiang S,Wang C,Song H L,et al. A study of crop planting type recognition based on SAR and optical remote sensing data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2020,32(4):105-110.)

基于 SAR 与光学遥感数据相结合的 农作物种植类型识别研究

江珊^{1,2}, 王春^{2,3}, 宋宏利¹, 刘玉锋²

(1. 河北工程大学地球科学与工程学院, 邯郸 056000; 2. 滁州学院实景地理环境安徽省重点实验室, 滁州 239000; 3. 南京信息工程大学遥感与测绘工程学院, 南京 210044)

摘要: 为了得到合适的遥感数据来获取植物的生长信息从而对农作物种植类型进行识别,以安徽省滁州市全椒县为研究区,选择 SAR(GF-3)数据和光学遥感数据作为数据源,将 SAR 数据与光学数据进行融合,并把 SAR 数据分类结果、光学数据分类结果与融合后的数据结果进行对比分析,从而对农作物种植类型识别进行研究。通过分类结果数据对比三者数据发现,在农作物识别中,SAR 数据能够很好地辅助光学影像用于农作物种植类型; SAR 数据与光学遥感数据的融合对研究区的农作物有很好的识别效果。

关键词: 合成孔径雷达(SAR); 农作物识别; 融合; 分类

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2020)04-0105-06

0 引言

识别和分类农作物种植类型是农业遥感的基础,为了能够及时、准确地获取农作物的生长状态和分布,首先需要对农作物种植类型进行识别研究。目视解译是常规提取农作物信息时主要采用的方法^[1],但目视解译的工作量大、工作效率低且周期长,在低空间分辨率的遥感图像中运用目视解译方法来识别农作物种植类型更是十分困难。此外,遥感图像的分类精度会因为大气状况、光照条件以及云等的影响而受到限制。合成孔径雷达(synthetic aperture Radar,SAR)具有不受云雨天气影响,全天时、全天候监测等优点,可以使农情遥感监测不受天气的影响^[2]。

Gang 等^[3]通过融合 MODIS 和 RADARSAT-2 遥感影像对草地和苜蓿进行了区分,结果表明光学遥感影像和雷达遥感影像的联合应用可有效地提高作物识别精度;Jia 等^[4]利用 ENVISAT-ASAR 和 Terra-SAR 数据,对我国北方旱地作物冬小麦和棉花进行了识别和分类,结果表明雷达数据可作为作物识别的有效遥感数据源。将 SAR 雷达数据与光

学遥感数据相结合,能够为农作物遥感识别研究提供强有力的数据保障和技术支持^[5],因此 SAR 数据被广泛应用于农作物监测与估产。根据各类农作物在不同生长阶段的结构特征差异,本文利用 SAR 遥感数据与光学遥感数据进行波段组合、数据融合用于农作物分类研究,以期充分利用 SAR 数据所含有的作物细节信息,改进和提升光学遥感的分类精度。

油菜是我国主要油料作物,我国更是世界小麦产量第一大国^[6]。本文主要研究小麦以及油菜的识别,主要包括:①基于光学遥感最大似然分类法的农作物识别;②基于 SAR 后向散射特征的农作物识别;③SAR 与光学遥感数据联合识别。通过对光学遥感数据农作物类型识别结果和 SAR 数据农作物类型识别结果在精确度上的对比研究,比较 2 类传感器方式在作业监测和感应上的各自优点以及不足。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

以安徽省全椒县为研究区(图 1),其地处安徽省东部,滁州市南部,介于安徽省会合肥和江苏省会

南京之间,江淮分水岭南侧。属亚热带向暖温带过渡性气候,春季温和多变,夏季炎热多雨,秋季天高气爽,冬季寒冷干燥,常年风向多为东北风。全椒县地势复杂多样,分布有山地丘陵及平原;水系资源丰富,有河流、湖泊等;在丰富环境的基础上,农作物种植同样较为多样,有油菜、水稻、小麦等多种农作物。本文选择以小麦、油麦为主要实验对象。



图 1 研究区位置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of study area

1.2 数据源

本文研究使用的数据为 GF-1 和 GF-3 影像。GF-1 数据成像于 2018 年 5 月 23 日,图像空间分辨率为 16 m,图像清楚,云量偏少,质量良好。GF-3 数据成像于 2018 年 1 月 14 日,图像空间分辨率为 8 m,图像清楚,云量偏少,质量良好。

1.3 数据预处理

GF-1 数据的处理步骤包括:大气校正、影像裁剪与拼接等工作。

SAR 数据初步处理有滤波处理、极化处理等,GF-3 数据的处理过程主要在 PIE 软件中进行。SAR 遥感数据因为不同误差源的客观性和复杂性,需要对数据进行辐射定标来将信号转变成满足条件的散射系数。为了保障视觉效果,还需要对多个独立样本进行多视处理和滤波处理^[7-9]。由于所选研究区的地表比较粗糙,有树木、农作物等类型,因此

实验选用了回波信号与入射角无关的 HH 全极化方式。如图 2 的红框部分为精细分类的研究区域。本文在目视解译地块的支持下,将实地观测的数据作为训练样本,采用最大似然法完成地物分类。

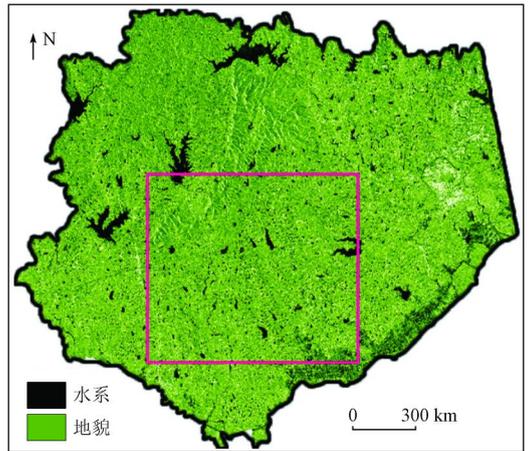


图 2 SAR 数据处理后研究区域

Fig. 2 Research area after SAR data processing

2 农作物种类判定

本文以实地观测数据为依据,对小麦、油菜 2 种农作物类型进行识别研究。同时,将实地观测数据中不同类型农作物的地理位置与光学遥感数据和 SAR 数据的区域进行对应和匹配,从而确定当前区域的农作物种植类型,得到分类结果。

2.1 光学遥感数据分类

光学遥感数据分类主要采用监督分类(训练分类法)法完成。表 1 为选择的 8 个样点读数,从中能够直观地感受小麦以及油菜的反射率具体差值。小麦、油菜以及居民地、林地的各波段光谱反射率曲线如图 3 所示。在 ENVI 软件中用第 4,3,2 波段合成光学遥感数据,能够观察到红色的林地、白色的居民地,但无法识别具体的小麦和油菜,此时需要利用图 3 的波段走向和目视解译法区分小麦和油菜。

表 1 小麦、油菜各波段反射率值

Tab. 1 Reflectance value of wheat and rape of different waves

农作物波段	1 号	2 号	3 号	4 号	5 号	6 号	7 号	8 号
油菜蓝光波段	626	631	672	672	710	728	730	769
小麦蓝光波段	493	540	552	557	560	562	563	592
油菜绿光波段	928	979	992	992	1 010	1 027	1 059	1 167
小麦绿光波段	685	728	734	762	777	835	836	869
油菜红光波段	1 293	1 327	1 347	1 379	1 391	1 419	1 485	1 496
小麦红光波段	1 020	1 027	1 041	1 068	1 193	1 196	1 198	1 250
油菜近红外波段	2 513	2 526	2 605	2 660	2 666	2 681	2 690	2 749
小麦近红外波段	1 731	1 909	2 070	2 373	2 439	2 587	2 654	2 630

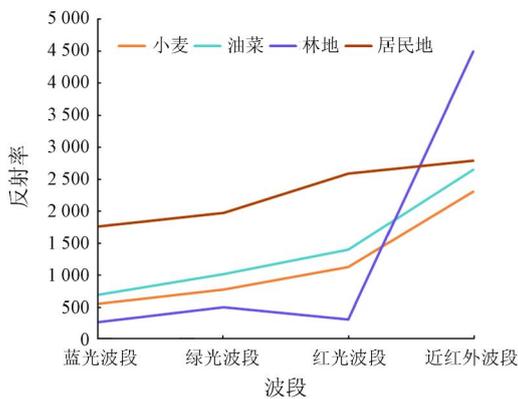


图3 农作物各波段光谱反射率曲线

Fig. 3 Spectral reflectance curve of crops

研究采取野外调查和目视解译相结合的方法,直接在 ArcGIS 软件上获取标准样本集。根据野外调查,居民地、小麦、油菜、水体和林地被确定为最终的分类类型。全椒县的农作物主要有小麦和油菜,二者属于同期作物,其他作物分布较少且分布分散。采用同一套样本点数据对光学影像上的光谱信息进行统计分析,但5月份影像中的小麦和油菜特征十分接近,不容易区分。最终生成光学遥感分类结果如图4所示。

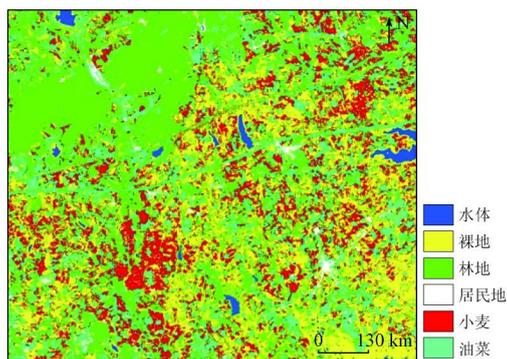


图4 研究区域光学遥感分类结果

Fig. 4 Regional achievement by optical remote sensing classification

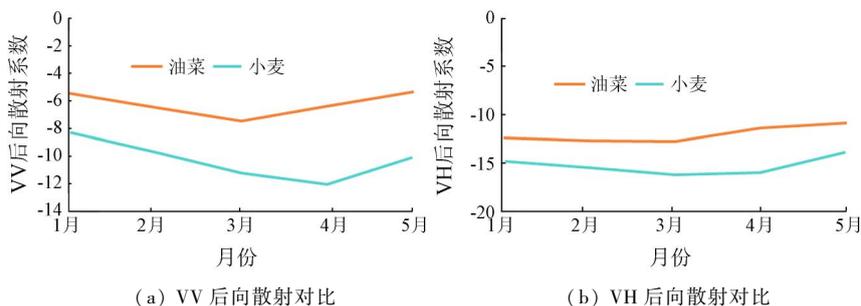
2.2 SAR 数据分类

结合训练样本,掌握不同种类的相应散射系数,获得不同种类相应系数的时相演变特征,小麦等作物在极化处理后的系数情况见表2。SAR 数据在 ENVI 软件中打开是无法观察得到林地、居民地、油菜、小麦等地物类型的,需要利用图5的后向散射走向来判断具体地区的作物类型。采用最大似然分类法,基于 SAR 数据最终生成的分类结果如图6所示。

表2 小麦、油菜不同极化后向散射对比

Tab. 2 Comparison of backscatter of wheat and rape with different polarization

土地覆盖类型	1月中旬		2月中旬		3月中旬		4月中旬		5月中旬	
	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH
小麦	-8.2	-14.8	-9.6	-15.5	-11.1	-16.2	-11.9	-16.0	-10.0	-13.9
油菜	-5.4	-12.4	-6.4	-12.7	-7.4	-12.8	-6.3	-11.4	-5.3	-10.9



(a) VV 后向散射对比

(b) VH 后向散射对比

图5 小麦、油菜不同极化后向散射折线图

Fig. 5 Line chart of different polarization backscattering of wheat and rape

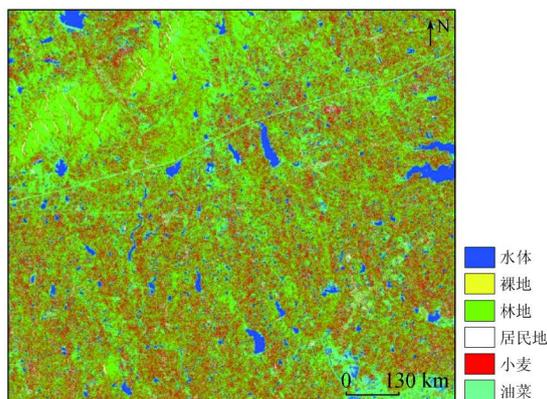


图6 SAR 数据分类后局部成果

Fig. 6 Local result by SAR data classification

2.3 光学遥感数据与 SAR 数据融合

综合以上研究可以发现,光学遥感信息面临的天气干扰作用明显,当云、雾等在信号传播路线上形成一定规模,会导致图像的不准确或者被遮盖且分辨率不够、图像纹理弱等方面的不足^[10-12]。SAR 数据存在无法反映多光谱图像丰富信息的特性等方面的不足。鉴于此,本文尝试将二者结合进行农作物类型识别,结合后的图像能够反映出更多农作物、植被等信息,同时保留 SAR 图像纹理强等优于光学图像的特性,也保留了多光谱图像的色调、饱和度信息丰富的特性。

本文选择 HSV 和 Gram - Schmid 2 种融合方法进行比较,从而优选其一。图 7 为数据整合前后对比,图 8 和图 9 分别为基于 HSV 法和基于 Gram - Schmid 法融合的图像分类后局部结果。实验表明,2 种方法都能丰富融合后的图像信息,使图像的高亮度部分越亮而低亮度部分越暗,色彩对比突出。居民地和林地部分色调以及纹理都十分突出,但在农作物、部分裸地和草地等地物的区分时,由于色调

十分接近,可能会难以区分。Gram - Schmid 方法的效果明显超过 HSV 方法。Gram - Schmid 方法在保留多光谱规律的基础上,添加了 SAR 高分辨信息的积极性能,在分辨率、纹理特征等诸多方面是 HSV 方法不能相提并论的。2 种方法相比, Gram - Schmidt 法在空间纹理与光谱高保真方面相对较好,这是由于 Gram - Schmidt 法是所有波段都参与融合,在波谱信息的损失方面比较小的原因。

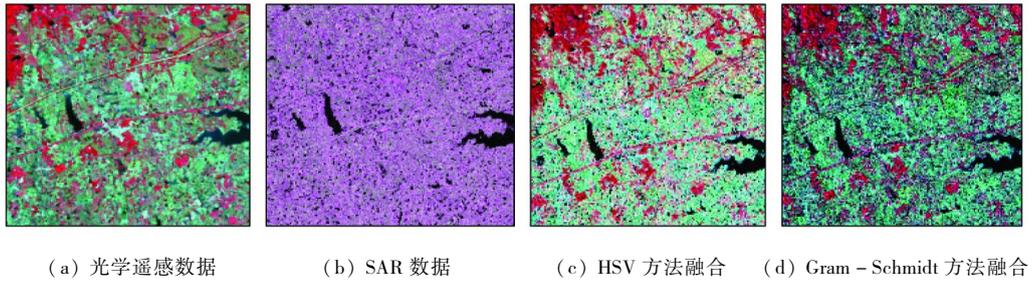


图 7 数据融合前后对比

Fig. 7 Comparison before and after data fusion

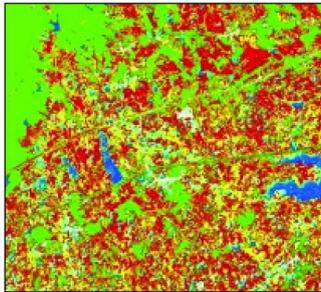


图 8 基于 HSV 法融合图像分类后局部结果
Fig. 8 Local result after image classification fusion based on HSV method

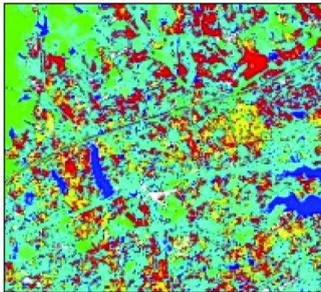


图 9 基于 Gram - Schmid 法融合图像分类后局部结果
Fig. 9 Local result after image classification based on Gram - Schmid fusion

成了 28 169 个相应像素点。运用随机的方式选定大约样本集的 50% 为训练样本(表 3),另外的一半用来分析精度(表 4)。借助混淆矩阵对分类结果进行评估研究,评估指标主要为整体分类精度和 Kappa 系数等。

表 3 参考地物的训练和验证样本像素数
Tab. 3 Pixel number of training and verification samples for reference figures (个)

土地覆盖类型	训练样本像素数	验证样本
水体	5 181	4 565
裸地	1 605	1 422
林地	3 781	3 238
居民地	2 071	2 272

表 4 小麦及油菜的训练和验证样本像素数
Tab. 4 Pixel number of training samples and validation samples of wheat and rape (个)

土地覆盖类型	训练样本像素数	验证样本
小麦	2 003	277
油菜	976	778

3.2 分类结果的精度评价

采用建立分类的混淆矩阵,从而评价分类结果的精度(表 5)。

表 5 分类精度评价
Tab. 5 Classification accuracy evaluation

类别	光学	SAR	HSV 融合	Gram - Schmid 融合
小麦用户精度/%	41.24	27.84	80.36	63.66
油菜用户精度/%	37.10	14.67	96.79	69.32
小麦漏分误差/%	43.04	51.17	12.52	24.51
油菜漏分误差/%	64.65	73.26	30.61	41.79
小麦制图精度/%	56.96	48.83	87.48	75.49
油菜制图精度/%	35.35	26.74	69.39	58.21
总体分类精度/%	73.02	58.57	86.29	96.20
Kappa 系数	0.659 7	0.477 2	0.816 4	0.949 0

3 精度评价

3.1 精度评价方法

本文研究采用实地 GPS 调研以及目视解译融合的方式,直接获取标准样本集^[10]。在 2018 年 5 月 8 日进行实地调研。在目视方法的支持下,结合相应范围的比重掌握了不同种类的数目,并一共形

由表5可知,光学遥感数据分类后和SAR 遥感数据分类后的 Kappa 系数均小于 0.8,分类精度一般。采用 HSV 法融合的数据分类后和采用 Gram - Schmidt 法融合的数据分类后的 Kappa 系数均大于 0.8,分

类数据和检验数据的一致性较高。综上可知, Gram - Schmidt 法融合的数据分类后的精度最高, SAR 数据分类后的精度最低。分类结果见图 10,局部结果见图 11。

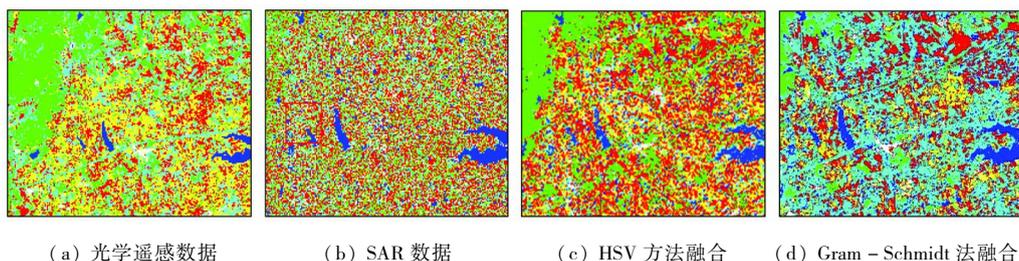


图 10 分类结果

Fig. 10 Classification results

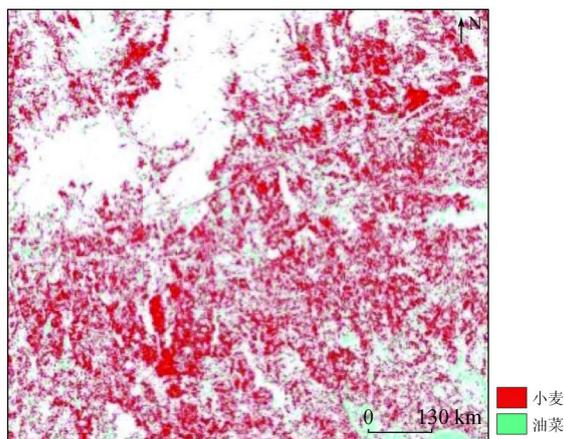


图 11 小麦和油菜分类局部结果

Fig. 11 Local results of wheat and rape classification

4 结论

1) 3种数据中,基于 SAR 数据得到分类结果精度较低, Kappa 系数在 0.5 以下。之所以出现这种情况,一方面是因为 SAR 图像与一般常见光学图像的成像原理存在着很大的不同, SAR 在接收并处理复杂信号时,不可避免地存在一些杂乱的斑点噪声,从而影响了人们对地物场景的识别;另一方面是 SAR 图像上产生的透视收缩、叠掩和阴影等几何形变现象,使得 SAR 图像的几何纠正和数据分析更加复杂。实验使用的样本数据是安徽省滁州市全椒县的农作物种植实地勘察数据,全椒县的小麦和油菜的种植没有明显的分界线,且有许多稻茬、裸地、杂草等地块。由于 SAR 数据对这些有明显界限地物的检测与识别能力强,从而降低了对小麦和油菜的区分精度。

2) SAR 与光学遥感数据经 Gram - Schmidt 融合后的图像的分类结果较为理想。总体精度达到 96.20%, Kappa 系数为 0.949 0。与光学遥感数据分类以及 SAR 数据分类后的精度进行对比,精度皆大于单独

进行分类的 2 类。根据实验结果可知,在 Gram - Schmidt 方法下融合光学数据与 SAR 数据后生成的图像,不仅具有光学遥感数据的多光谱特征,还有 SAR 数据的高空间分辨率。视觉上清晰明了,克服了光学遥感图像放大视觉模糊,以及 SAR 数据无多光谱、图像显示单一的问题,从而可以清晰直观分辨出地物。因此,融合光学数据与 SAR 数据后的数据分类精度,高于单独使用光学遥感数据分类的结果,也高于单独使用 SAR 数据分类的结果。融合光学数据与 SAR 数据后的数据对于小麦、油菜的分类具有一定程度的改善和提高,不同融合方法的融合精度也有所不同,还需要未来继续积极探索。

参考文献(References):

- [1] 洪 韬. 基于光学遥感影像的特定目标检测及识别[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
Hong T. Detection and recognition of specific targets based on optical remote sensing image [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2018.
- [2] 周 涛, 潘剑君, 韩 涛, 等. 基于多时相合成孔径雷达与光学影像的冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 215 - 221.
Zhou T, Pan J J, Han T, et al. Extraction of winter wheat planting area based on multi temporal SAR and optical image [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(10): 215 - 221.
- [3] Gang H, Zhang A N, Zhou F Q, et al. Integration of optical and synthetic aperture Radar (SAR) images to differentiate grassland and alfalfa in prairie area [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 28: 12 - 19.
- [4] Jia K, Li Q Z, Tian Y C, et al. Crop classification using multi - configuration SAR data in the North China Plain [J]. Information Journal of Remote Sensing, 2012, 33(1/2): 170 - 183.
- [5] 东朝霞, 王 迪, 周清波, 等. 基于 SAR 遥感的北方旱地秋收作物识别研究[J]. 中国农业资源与区划, 2016, 37(8): 27 - 36.
Dong C X, Wang D, Zhou Q B, et al. Identification of autumn harvest crops in northern dry land based on SAR remote sensing [J]. Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning, 2016, 37(8): 27 - 36.

- [6] 王迪,周清波,陈仲新,等. 基于合成孔径雷达的农作物识别研究进展[J]. 农业工程学报, 2014, 30(16): 203 - 212.
Wang D, Zhou Q B, Chen Z X, et al. Research progress of crop recognition based on SAR[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(16): 203 - 212.
- [7] 胡九超. 基于高分辨率合成孔径雷达(SAR)的高原山区烟草识别方法研究[D]. 贵阳: 贵州师范大学, 2015.
Hu J C. Research on tobacco identification method based on high resolution synthetic aperture Radar (SAR) in plateau mountainous area[D]. Guiyang: Guizhou Normal University, 2015.
- [8] 程千,王崇倡,张继超. RADARSAT-2 全极化 SAR 数据地表覆盖分类[J]. 测绘工程, 2015, 24(4): 61 - 65.
Cheng Q, Wang C C, Zhang J C. Surface coverage classification of RADARSAT-2 full polarization SAR data[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2015, 24(4): 61 - 65
- [9] 王博. 星载 SAR 与光学数据融合处理与应用关键技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2015.
Wang B. Research on key technologies of on-board SAR and optical data fusion processing and application[D]. Wuhan: Wuhan University, 2015.
- [10] 许青云,杨贵军,龙慧灵,等. 基于 MODIS NDVI 多年时序数据的农作物种植识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 134 - 144.
Xu Q Y, Yang G J, Long H L, et al. Crop information identification based on MODIS NDVI time-series data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(11): 134 - 144.
- [11] 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.
Dong C X. Identification of dry land crops and inversion of biological parameters based on full polarization SAR data[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2016.
- [12] 贺广均. 联合 SAR 与光学遥感数据的山区积雪识别研究[D]. 南京: 南京大学, 2015.
He G J. Snow cover recognition in mountainous areas using SAR and optical remote sensing data[D]. Nanjing: Nanjing University, 2015.

A study of crop planting type recognition based on SAR and optical remote sensing data

JIANG Shan^{1,2}, WANG Chun^{2,3}, SONG Hongli¹, LIU Yufeng²

(1. School of Geosciences and Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056000, China; 2. Anhui Key Laboratory of Physical Geography and Environment of Chuzhou University, Chuzhou 239000, China; 3. School of Remote Sensing and Mapping Engineering, Nanjing University of Information Engineering, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to acquire the appropriate remote sensing data to obtain the plant growth information and identify the planting types of crops, the authors chose Quanjiao of Chuzhou in Anhui Province as the research area and the SAR (GF-3) data and optical remote sensing data as the data source to fuse optical data with the SAR data and make a comparative study of data classification results, optical and SAR data classification results and the data fusion results so as to conduct crop type identification. The comparison of the data of classification results reveals that SAR data can be used as a good auxiliary optical image for crop planting types in crop recognition. The fusion of SAR data and optical remote sensing data has a good identification effect on crops in the research area.

Keywords: synthetic aperture Radar (SAR); crop recognition; fusion; classification

(责任编辑: 李瑜)