

基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类

郭交^{1,2} 朱琳¹ 靳标^{1,2}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 基于光学影像的遥感技术受云雨、昼夜影响较大,导致获取连续的作物时序生长曲线较困难,而雷达影像作为主动式成像,能够很好地克服这一缺陷。本文以陕西省渭南市大荔县某农场为研究区域,分别采用最大似然法(Maximum likelihood, ML)和支持向量机(Support vector machine, SVM)2种方法,融合 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 光学影像,提高农作物的分类精度。研究表明,融合数据的农作物分类精度相比光学数据分类精度有所提高。在无云层覆盖的情况下,利用 SVM 方法融合 Sentinel-2 的红、绿、蓝、近红外 4 个波段数据与 Sentinel-1 数据,总体分类精度提高了 2 个百分点,Kappa 系数提高了 5 个百分点;在有少量云层覆盖情况下,利用 ML 处理融合数据的分类结果精度和 Kappa 系数分别提高 2 个百分点和 4 个百分点,SVM 方法下的分类精度提高了 6 个百分点,Kappa 系数提高了 8 个百分点。

关键词: 作物分类; 光学图像; 雷达图像; 数据融合; 支持向量机; 最大似然

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)04-0192-07

Crop Classification Based on Data Fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2

GUO Jiao^{1,2} ZHU Lin¹ JIN Biao^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Since remote sensing technology based on optical images is usually influenced by cloud and rain, it's difficult to acquire continuous crop growth curves in some areas. Radar, as an active remote sensing technique, can overcome the disadvantage successfully. Taking the farm located in the city of Weinan of Shaanxi Province as study area, two methods of maximum likelihood (ML) and support vector machine (SVM) were adopted to combine multi-sensor remote sensing data of Sentinel-1 and Sentinel-2, and thus improve crop classification accuracy. The results showed that classification results with fusion data were better than those of optical data. The classification result of fusion data composed of Sentinel-1 and Sentinel-2's red, green, blue and near-infrared bands with no cloud were improved evidently with SVM method. The overall accuracy and Kappa coefficient were raised by 2 percentage points and 5 percentage points, respectively. In the case of a few cloud cover in the study site, the overall accuracy and Kappa coefficient with ML method were increased by 2 percentage points and 4 percentage points, respectively. With SVM method, the overall accuracy and Kappa coefficient were raised by almost 6 percentage points and 8 percentage points, respectively.

Key words: crop classification; optical image; radar image; data fusion; support vector machine; maximum likelihood

0 引言

及时准确地获取农作物种植面积信息及空间分布状况对于政府部门制定粮食政策、调整农业结构、

保障国家粮食安全十分重要,在农作物普查、长势监测、产量预估和灾害评估等方面也有重要应用^[1-4]。遥感技术由于其快速、准确地获取地面作物分布的优势,已经成为农作物分类的主要手段之一,为农作

物的信息提取提供了良好的技术支撑^[5-6]。

目前国内外相关研究中多采用高分辨率的光学遥感数据,利用不同农作物在生长发育过程中时间和生物量上的差异,结合物候信息,提取作物的时序生长曲线,从而实现农作物分类^[7-8]。KUSSUL 等^[9]融合 Sentinel-1 和 Landsat-8 卫星的多时相多源遥感数据,提高了农作物的分类精度。杨闫君等^[10]利用 HANTS 滤波算法构建 GF-1/NDVI 时间序列数据,通过 ML、SVM 和神经网络等多种分类方法对河北唐山南部地区的农作物进行识别分类。张荣群等^[11]利用时序植被指数对县域作物进行分类,为小范围作物识别提供了依据。尽管光学遥感技术在作物识别和面积监测应用中取得了显著成果,且理论和技术都比较成熟,但是在实际应用中,由于云雨、光照等因素的影响,光学遥感数据源的质量无法保障,一定程度上限制了地面农作物信息的准确提取。为了克服这一缺点,研究人员通过对光学遥感数据进行去云、曲线平滑等处理以提高光学影像质量,但去云处理只能在一定程度上降低云的噪声影响,无法根本上消除局部噪声^[12-13]。

为完善对地观测系统,更好地获取地物信息,多国相继提出并成功发射雷达卫星。雷达技术相对于光学技术的最大优点在于可全天时、全天候工作^[14-16]。另外,光学数据反映的是目标体光谱特征,而“同物异谱、异物同谱”现象广泛存在,限制了光学数据对地物的识别能力^[17]。雷达数据主要根据地物的后向散射特性获得异于光学遥感的影像^[18];同时,雷达卫星的穿透性不仅有利于获取植被的表面信息,对植被的叶、茎、枝、干等信息也有一定的反映,能获取与光学遥感不同的地物信息^[19-20]。KUMAR 等^[21]利用 RISAT-1 卫星 C 波段双极化雷达遥感数据对印度北方邦瓦拉纳西地区农作物进行识别,结果表明生殖生长期的作物有较高的分类精度。王宇航等^[22]利用 Quickbird 光学数据和 Radarsat-2 全极化雷达影像,对福建省三明市

将乐林场进行识别和分类,取得了较好的分类结果。以上研究表明,利用融合数据进行作物分类具有可行性和实用性。

本文针对融合雷达和光学影像进行农作物分类,采用 Sentinel-1 和 Sentinel-2 的多源遥感数据作为研究数据源,以陕西省渭南市大荔县某农场为研究区,分别对无云和少量云层覆盖条件下农作物进行分类,探索光学和雷达融合数据对于作物分类的优势。

1 研究区域与数据源

1.1 研究区域

研究区域位于陕西省渭南市大荔县某农场(109°10'49"E,34°47'60"N),属于暖温带半湿润半干旱季风气候,四季分明,光照充足,雨量适宜,年降水量约 600 mm,有利于发展农业,区域内主要农作物的种类及生长周期和土地类型如表 1 所示。

表 1 研究区域主要地物

Tab. 1 Main land covers in study area

地物种类	播种时间	收获时间	面积/hm ²	所占比率/%
小麦	2016-10	2017-05	1 153.85	66.15
玉米	2017-04	2017-08	204.34	11.71
苜蓿	2016-10	2017-03	24.37	1.40
裸土			304.15	17.44
大棚			57.51	3.30

选择该农场中约 10 km × 5 km 的区域进行研究,地面真实农作物分类情况通过地面实地测量获取,具体实验区域如图 1 所示,其中,图 1a 为实验区无云层覆盖的光学融合图像,图 1b 为实验区有部分云层覆盖的光学融合图像,图 1c 为实验区雷达图像,图 1d 为实验区各类农作物的实际分布图。

1.2 数据及预处理

1.2.1 数据选择

以 Sentinel-1 和 Sentinel-2(简称 S1、S2)作为数据源,S1 和 S2 是由欧空局研发的 Sentinel 系列卫

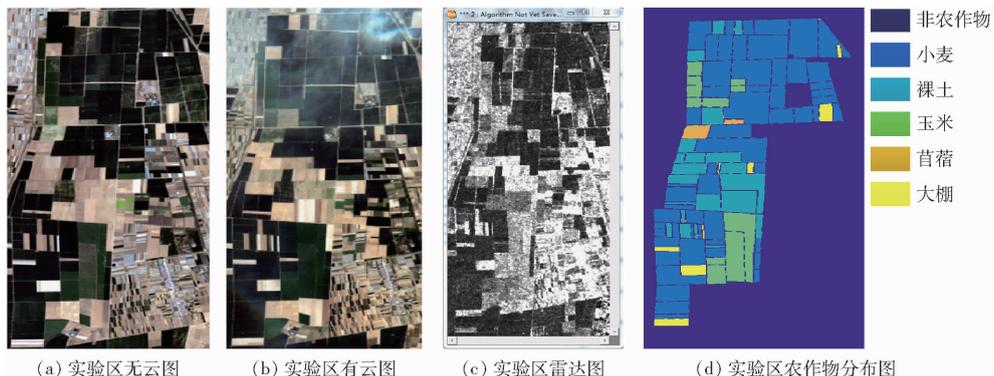


图 1 实验区域图像

Fig. 1 Images of experimental area

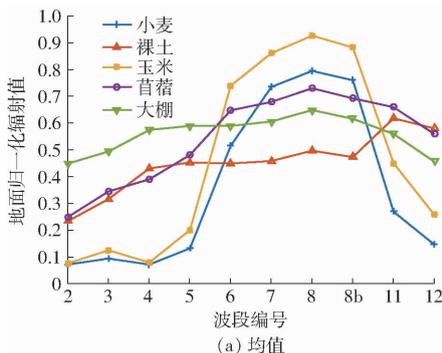
星,其中 S1 卫星是由 A、B 两颗卫星的星座组成,轨道相距 180° ,组成星座后重访时间仅为 6 d,均搭载一个基于 C 波段的雷达成像系统,该成像系统采用 4 种成像模式实现对地观测,分别是:条带模式,分辨率为 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$;干涉模式,分辨率为 $5\text{ m} \times 20\text{ m}$;超幅宽模式,分辨率为 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$;波模式,分辨率为 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 。具有双极化、短重访周期的特点。S2 卫星采用天体平台-L(AstroBus-L),该平台为欧洲空间标准组织(ECSS)标准模块化平台,无地面控制点图像定位精度 20 m,星敏感器安装在相机上,可获得更优的精度和稳定性^[23]。其上安装的多光谱成像仪有 13 个通道,从可见光到近红外至短波红外,空间分辨率为 10~60 m,为农作物遥感监测和作物类型制图提供了理想的数据源(具体的波段和分辨率见表 2)。

表 2 Sentinel-2 数据信息

Tab.2 Main parameters of Sentinel-2

波段号	中心波长/nm	波段宽度/nm	空间分辨率/m
1	443	20	60
2	490	65	10
3	560	35	10
4	665	30	10
5	705	15	20
6	740	15	20
7	783	20	20
8	842	115	10
8b	865	20	20
9	945	20	60
10	1 375	30	60
11	1 610	90	20
12	2 190	180	20

雷达数据选取 S1 干涉模式下的 VV、VH 通道,光学数据选取 S2 空间分辨率为 10 m 的 B2、B3、B4、B8(蓝、绿、红、近红外)和 S2 空间分辨率为 20 m 的 B5、B6、B7、B8b、B11、B12 等 10 个波段,具体使用的数据为:2017 年 4 月 1 日 S2 无云光学数据与 2017 年 4 月 5 日 S1 雷达数据、2017 年 4 月 21 日 S2 有云光学数据与 2017 年 4 月 17 日 S1 雷达数据。



1.2.2 数据预处理

本研究采用的 S2 数据已经过辐射校正等处理,只需进行大气校正即可。S1 数据经过辐射校正、辐射地形校正、滤波等一系列预处理操作。另外,在数据融合前需对多源遥感数据进行精确配准,将 S1、S2 数据和地面真值数据映射到 WGS84 坐标系,在此基础上利用地面控制点和基于数据进行精确配准处理。

1.2.3 特征波段的选择

目前关于农作物分类研究主要依据植被指数的时序曲线,虽然植被指数可以形象准确地区分不同作物,但因光学影像受到云雨、昼夜等外界因素影响较大,要获取连续有效的光学影像较难,而运用单时相光学数据,植被指数难以准确区分作物种类。因此,本文选择几组不同时相的数据进行作物分类研究。另外,用于农情监测的光学遥感数据多为红、绿、蓝和近红外 4 个波段,且影像分辨率普遍较高,因此为了保证研究的通用性,本研究选取 2 组波段类型数据,一组为 S2 的红、绿、蓝、近红外 4 个波段与 S1 的融合数据,另一组为表 2 中 S2 空间分辨率为 10 m 和 20 m 的 10 个波段与 S1 的融合数据。

由于地物波谱辐射在不同波段上的反映不同,所以同种地物在不同波段上反映的信息也不同,因此本文对不同作物在原始数据各个波段下的光谱特性进行了分析,分别计算了影像不同波段不同地物的均值及方差,各个波段所反映的不同地物如图 2 所示。由图 2a 可以看出,农作物在近红外波段(8 号波段)附近辐射值均值明显高于其他波段,而裸土与大棚变化不甚明显;由图 2b 可以看出,大棚在红光波段(4 号波段)附近辐射值方差明显提高。

2 分类方法

本研究首先对多源遥感数据进行预处理,再根据有无云层覆盖分为两类,分别采用 ML 和 SVM 对 2 种条件下获取的数据进行农作物分类,并结合地

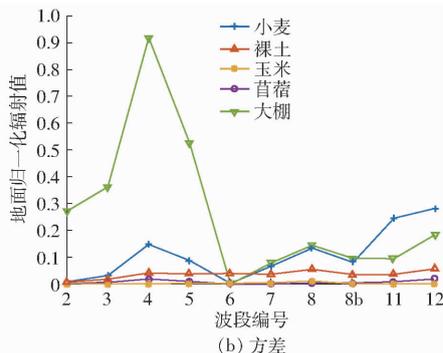


图 2 各个波段下 5 种地物的参数分布

Fig.2 Five land covers parameters distribution of different bands

面真值对分类结果进行精度分析。具体过程如图 3 所示。

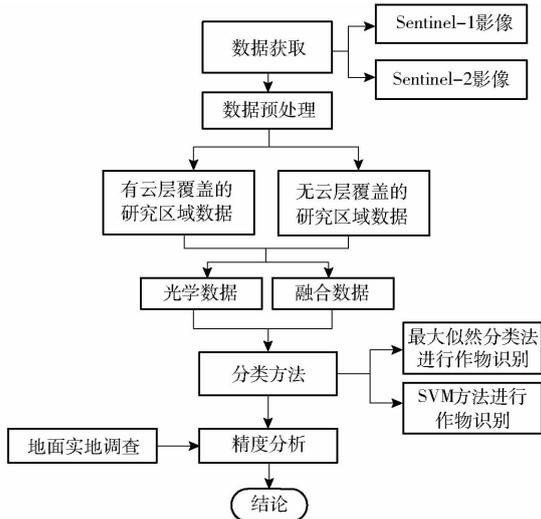


图 3 研究方法流程图

Fig. 3 Flow chart of research method

ML 监督分类首先选取部分已知类别的区域作为训练样本,通过计算得到决策值,并建立相应的判别函数和判别准则,然后将实验区域样本代入判别函数,利用判别准则进行农作物分类。

SVM 以统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原理为基础,其分类原理是利用有限的样本特征值在分类模型的复杂性和自学习能力之间寻求最佳平衡点,使目标达到最佳泛化能力。其实现原理是:通过核函数将输入向量映射一个高维特征空间,构建最优分类超平面,实现目标的识别分类。

3 数据处理结果与分析

3.1 训练样本集选择

本研究所采用的 ML 和 SVM 都属于监督分类方法,在数据处理中每类农作物都需事先选定一定数量的训练样本,如图 4 所示。

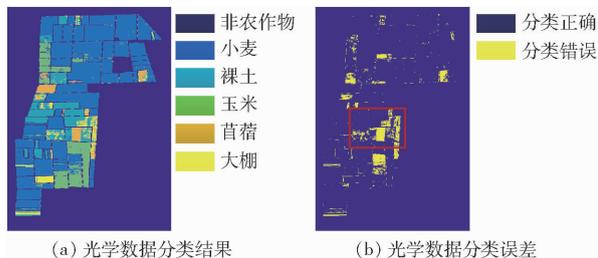


图 4 训练样本的选取

Fig. 4 Selection of training samples

3.2 实验区实测数据处理结果

3.2.1 无云层覆盖数据处理结果

分别利用 ML 和 SVM 对研究区融合数据进行农作物分类,并对比分析分类结果。利用 ML 法对研究区的主要作物,即小麦、玉米、苜蓿,以及大棚、裸土进行分类,并对结果进行对比分析,ML 方法对无云数据的处理结果没有明显改善。利用 SVM 对 S2 的红、绿、蓝、近红外 4 个波段及其与 S1 的 VV、VH 波段融合数据进行农作物分类,结果如图 5 所示,其中图 5a 为 S2 光学数据分类结果,图 5b 为其误差,图 5c 为 S2 与 S1 的融合数据分类结果,图 5d 为其误差。对应的各类农作物识别精度、整体分类精度、Kappa 系数如表 3 所示。

图 5 中所标出的红色区域,由于雷达数据依据地物的后向散射特性进行作物分类,所以融合数据分类结果中裸土与大棚分类精度明显提升。但是由于部分农作物具有相似生长周期,并表现相似的波谱特性,如小麦、玉米,其分类结果没有显著改善。通过图 5 和表 3 的对比分析可以看出,SVM 分类方法中,融合数据整体分类精度相对光学数据提高约

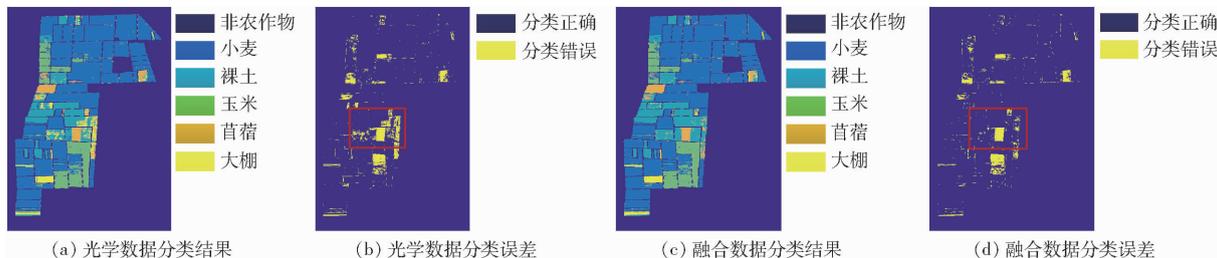


图 5 SVM 方法处理含 S2 特征波段数为 4 的无云数据分类结果

Fig. 5 Classification results of SVM based on four bands of S2 in data with no cloud

表 3 SVM 方法处理含 S2 特征波段数为 4 的无云数据分类结果评估

Tab. 3 Classification result evaluation of SVM based on four bands of S2 in data with no cloud

项目	识别精度					整体分类精度	Kappa 系数
	小麦	裸土	玉米	苜蓿	大棚		
光学数据	97.60	73.53	82.75	83.15	56.18	90.10	80.78
融合数据	97.94	86.76	82.00	81.12	61.16	92.68	85.68

2个百分点, Kappa系数提高了5个百分点。另外, 利用SVM对含S2特征波段数为10的光学数据及其与S1融合的数据进行农作物分类, 由于光学特征波段所占比例较大, 融合数据分类结果相较于光学数据无明显变化。综上, 对于无云数据, S2特征波段较少且使用SVM分类方法时, 融合数据结果比光学数据提高较为显著, 而ML方法对分类精度的改善较小。

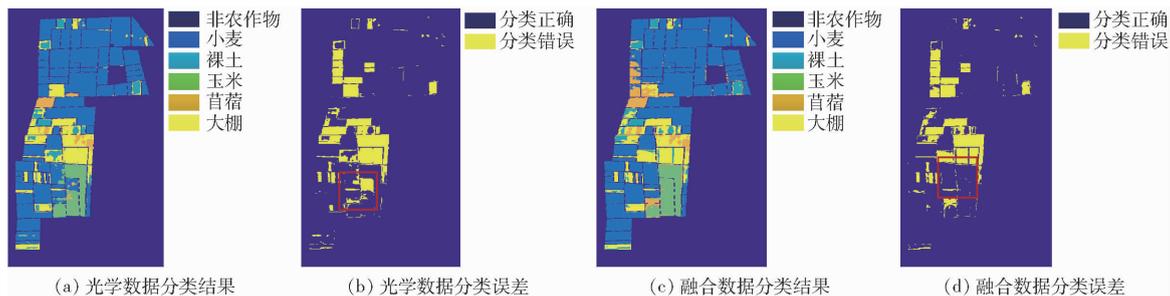


图6 ML处理含S2特征波段数为4的有云数据分类结果

Fig. 6 Classification results of ML based on four bands of S2 in data with cloud

表4 ML处理含S2特征波段数为4的有云数据分类结果评估

Tab. 4 Classification result evaluation of ML based on four bands of S2 in data with cloud

项目	识别精度					整体分类精度	Kappa系数
	小麦	裸土	玉米	苜蓿	大棚		
光学数据	97.96	18.34	54.98	95.48	64.00	77.89	57.09
融合数据	97.67	21.98	61.94	98.94	62.75	79.15	60.86

通过图6和表4的对比分析, 可以看出融合数据整体分类精度比光学数据提高了约2个百分点, Kappa系数提升了约4个百分点。对图中标出区域, 由于雷达数据可以反映出作物的茎叶等信息, 使融合数据分类结果中玉米分类精度提高了7个百分点。另外, 由于裸土样本受云层影响较大, 并且雷达数据所占比例较小, 所以裸土与大棚分类结果没有明显变化。另外, 利用ML法对含S2特征波段数为

3.2.2 有云层覆盖数据处理结果

对有云层覆盖的数据同样分别利用ML和SVM 2种方法进行作物分类, 利用ML法对S2的红、绿、蓝、近红外4个波段及其与S1的VV、VH波段融合数据进行农作物分类, 结果如图6所示, 其中图6a为S2光学数据分类结果, 图6b为其误差, 图6c为S2与S1的融合数据分类结果, 图6d为其误差。对应的各类农作物识别精度、整体分类精度、Kappa系数如表4所示。

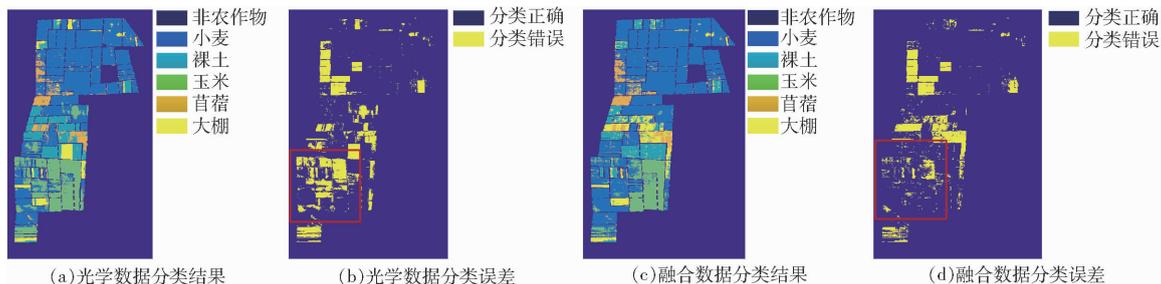


图7 SVM方法处理含S2特征波段数为4的有云数据分类结果

Fig. 7 Classification results of SVM based on four bands of S2 in data with cloud

表5 SVM方法处理含S2特征波段数为4的有云数据分类结果评估

Tab. 5 Classification result evaluation of SVM based on four bands of S2 in data with cloud

项目	识别精度					整体分类精度	Kappa系数
	小麦	裸土	玉米	苜蓿	大棚		
光学数据	82.60	63.61	65.32	86.37	56.10	76.45	58.47
融合数据	93.39	53.79	66.97	90.99	61.87	82.32	66.84

10的光学数据和融合数据进行作物分类, 由于雷达数据所占比例过少, 结果基本不变。

利用SVM分类方法对S2的红、绿、蓝、近红外4个波段及其S1的融合数据进行分类, 得到分类结果如图7所示, 其中图7a为S2光学数据分类结果, 图7b为其误差, 图7c为S2与S1的融合数据分类结果, 图7d为其误差。表5为对应的农作物分类精度。

通过对图 7 的分类结果和表 5 的分类精度进行对比分析可以看出,对于含 S2 特征波段数为 4 的数据而言,融合数据整体分类精度相较于光学数据提高了 6 个百分点,Kappa 系数提高了 8 个百分点。对图中标出的区域,因为雷达数据可以通过农作物的后向散射特性获取农作物的茎、叶、干等信息,所以融合数据分类结果中,小麦分类精度提高约 11 个

百分点,苜蓿、大棚的分类精度提高约 5 个百分点。

利用 SVM 方法对 S2 的特征波段数为 10 的光学数据及其 S1 融合的融合数据进行农作物分类,得到分类结果如图 8 所示,其中图 8a 为 S2 光学数据分类结果,图 8b 为其误差,图 8c 为 S2 与 S1 的融合数据分类结果,图 8d 为其误差。表 6 为农作物分类精度。

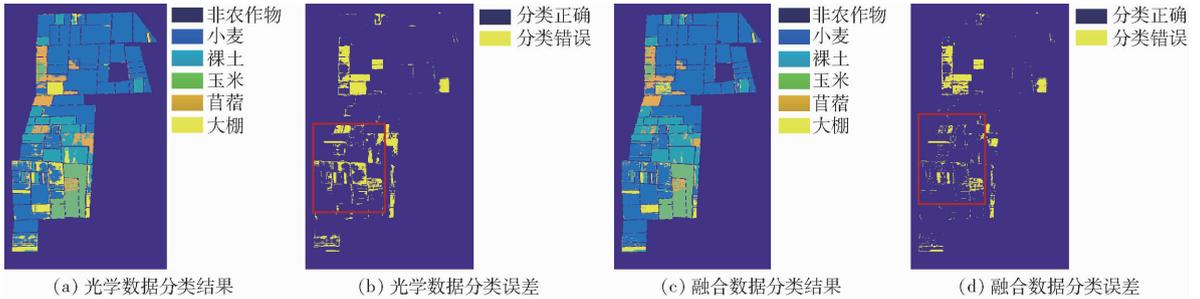


图 8 SVM 方法处理含 S2 特征波段数为 10 的有云数据分类结果

Fig. 8 Classification results of SVM based on ten bands of S2 in data with cloud

表 6 SVM 方法处理含 S2 特征波段数为 10 的有云数据分类结果评估

Tab. 6 Classification result evaluation of SVM based on ten bands of S2 in data with cloud

项目	识别精度					整体分类精度	Kappa 系数
	小麦	裸土	玉米	苜蓿	大棚		
光学数据	92.74	73.65	66.96	94.52	60.03	85.69	73.97
融合数据	96.60	84.89	70.79	95.78	58.01	90.25	81.58

通过对图 8 的分类结果和表 6 的分类精度进行对比分析可以看出,对含 S2 特征波段数为 10 的有云数据来说,融合数据整体分类精度相较于光学数据提高了约 5 个百分点,Kappa 系数提高了约 8 个百分点。对图 8 中标出区域,由于雷达数据可以反映农作物枝干信息,所以融合数据将波段信息相似的裸土和苜蓿区分出,裸土分类精度提高约 11 个百分点,并且其他作物分类精度也有所提高。

周期相似作物,含 10 个波段的 S2 融合数据比 4 个波段分类精度更高。

4 结论

(1)在 2 种分类方法下 SVM 提升幅度较明显,其中,S1 与 S2 特征波段数为 4 的融合数据在无云情况下对作物分类精度提高了 2 个百分点,Kappa 系数提高了 5 个百分点;在有云情况下,S1 与 S2 特征波段数为 4 的融合数据对农作物总体分类精度和 Kappa 系数分别提高了 6 个百分点和 8 个百分点。

由上述结果可知,对于有云层覆盖的融合数据而言,ML 整体分类精度有小幅提升;SVM 分类结果中,融合数据整体分类精度及 Kappa 系数都有大幅度提高;对于不同的数据源而言,含 S2 特征波段数为 10 的融合数据比含 4 个波段的 S2 融合数据分类结果更好。

(2)采用 S2 中 4 个波段相比其 10 个波段,融合数据的农作物分类精度提升效果更为显著,而且利用 SVM 达到的分类结果更优。

综上所述,由融合数据和光学数据的作物分类结果对比可知,融合数据用于作物分类结果更佳;对于有少量云层覆盖的影像,融合数据对作物分类的整体精度和 Kappa 系数有较大的提高;对部分生长

(3)S1 雷达卫星与 S2 光学卫星都属于欧空局为完善对地观测而发射的 Sentinel 系列卫星,最高空间分辨率都达到了 10 m,在不同传感器影像配准融合方面具有较大优势,在作物分类等应用中具有巨大潜力。

参 考 文 献

- 1 BECKER R I, VERMOTE E, LINDEMAN M, et al. A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(6):1312 - 1323.
- 2 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 Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5):748 - 767. (in Chinese)
- 3 BORYAN C, YANG Z, MUELLER R, et al. Monitoring US agriculture; the US Department of Agriculture, National Agricultural

- Statistics Service, cropland data layer program[J]. Geocarto International, 2011, 26(5): 341–358.
- 4 FRITZ S, SEE L, YOU L, et al. The need for improved maps of global cropland[J]. Eos Transactions American Geophysical Union, 2013, 94(3): 31–32.
- 5 SEIFI M R, HASSAN G. A probabilistic SVM approach for hyperspectral image classification using spectral and texture features[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(15): 4265–4284.
- 6 苏伟,姜方方,朱德海,等. 基于决策树和混合像元分解的玉米种植面积提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 289–295,301. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150942&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.042.
- SU Wei, JIANG Fangfang, ZHU Dehai, et al. Extraction of maize planting area based on decision tree and mixed-pixel unmixing methods[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9):289–295,301. (in Chinese)
- 7 陈健,刘云慧,宇振荣. 基于时序 MODIS-EVI 数据的冬小麦种植信息提取[J]. 中国农学通报, 2011, 27(1):446–450.
- CHEN Jian, LIU Yunhui, YU Zhenrong. Planting information extraction of winter wheat based on the time-series MODIS-EVI[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011, 27(1): 446–450. (in Chinese)
- 8 ZHANG S W, LEI Y P, WANG L P, et al. Crop classification using MODIS NDVI data denoised by wavelet: a case study in Hebei Plain, China[J]. Chinese Geographical Science, 2011, 21(3): 322–333.
- 9 KUSSUL N, LEMOINE G, GALLEGRO F J, et al. Parcel-based crop classification in Ukraine using Landsat-8 data and Sentinel-1A data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(6): 2500–2508.
- 10 杨闫君,占玉林,田庆久,等. 基于 GF-1/WFV NDVI 时间序列数据的作物分类[J]. 农业工程学报, 2015, 31(24): 155–161.
- YANG Yanjun, ZHAN Yulin, TIAN Qingjiu, et al. Crop classification based on GF-1/WFV NDVI time series[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(24): 155–161. (in Chinese)
- 11 张荣群,王盛安,高万林,等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 246–252. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2015S040&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.040.
- ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Remote-sensing classification method of county-level agricultural crops using time-series NDVI[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 246–252. (in Chinese)
- 12 刘新圣,孙睿,武芳,等. 利用 MODIS-EVI 时序数据对河南省土地覆盖进行分类[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 213–219.
- LIU Xinseng, SUN Rui, WU Fang, et al. Land-cover classification for Henan Province with time-series MODIS-EVI data[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(1): 213–219. (in Chinese)
- 13 徐磊,巫兆聪,罗飞,等. 基于 GF-1/WFV 与 MODIS 时空融合的森林覆盖定量提取[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 145–152. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170718&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.018.
- XU Lei, WU Zhaocong, LUO Fei, et al. Quantitative extraction of forest cover based on fusing of GF-1/WFV and MODIS data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 145–152. (in Chinese)
- 14 ZHONG N, YANG W, CHERIAN A, et al. Unsupervised classification of Polarimetric SAR images via riemannian sparse coding[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(9): 5381–5390.
- 15 LI X W, ZHANG L, WANG L Y, et al. Effects of BOW model with affinity propagation and spatial pyramid matching on Polarimetric SAR image classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(7): 3314–3322.
- 16 樊勇,朱曦,张圣笛,等. 基于多源遥感数据的淮河流域城镇扩张研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 252–261. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20161135&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.035.
- FAN Yong, ZHU Xi, ZHANG Shengdi, et al. Urban expansion of Huaihe River basin based on multi-source remote sensing data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 252–261. (in Chinese)
- 17 谢登峰,张锦水,潘耀忠,等. Landsat 8 和 MODIS 融合构建高时空分辨率数据识别秋粮作物[J]. 遥感学报, 2015, 19(5):791–805.
- XIE Dengfeng, ZHANG Jinshui, PAN Yaozhong, et al. Fusion of MODIS and Landsat-8 images to generate high spatial-temporal resolution data for mapping autumn crop distribution[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(5): 791–805. (in Chinese)
- 18 王松寒,何隆华. 雷达遥感技术在水稻识别中的研究进展[J]. 遥感信息, 2015, 30(2): 3–9.
- WANG Songhan, HE Longhua. Advances of rice recognition by SAR[J]. Remote Sensing Information, 2015, 30(2): 3–9. (in Chinese)
- 19 BARGIEL D. A new method for crop classification combining time series of radar images and crop phenology information[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 198: 369–383.
- 20 许璟,安裕伦,刘绥华,等. 基于 Sentinel-1A 后向散射特性的高原山区地物分类探讨[J]. 贵州师范大学学报:自然科学版, 2016, 34(6):15–19,38.
- XU Jing, AN Yulun, LIU Suihua, et al. Discussion on classification for Sentinel-1A SAR data in mountainous plateau based on backscatter features[J]. Journal of Guizhou Normal University: Natural Sciences, 2016, 34(6):15–19,38. (in Chinese)
- 21 KUMAR P, PRASAD R, MISHRA V N, et al. Artificial neural network for crop classification using C-band RISAT-1 satellite datasets[J]. Russian Agricultural Sciences, 2016, 42(3):281–284.
- 22 王宇航,范文义,刘超逸. 基于面向对象的 QUICKBIRD 数据和 SAR 数据融合的地物分类[J]. 东北林业大学学报, 2016, 44(9): 44–49.
- WANG Yuhang, FAN Wenyi, LIU Chaoyi. An object-based fusion of QUICKBIRD data and RADARSAR SAR data for classification analysis[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2016, 44(9): 44–49. (in Chinese)
- 23 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 Yang, WU Bingfang, ZHANG Miao. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(2): 318–328. (in Chinese)