

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.017

基于决策树和 SVM 的 Sentinel-2A 影像作物提取方法

王利军¹ 郭燕¹ 贺佳¹ 王利民² 张喜旺³ 刘婷¹

(1. 河南省农业科学院农业经济与信息研究所, 郑州 450002; 2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
3. 河南大学环境与规划学院, 开封 475004)

摘要: 以河南省濮阳县为研究区,以 2017 年 8 月 6 日遥感影像为基础数据源,基于地面样方和样本点数据分析构建植被指数阈值分割分类决策树,结合支持向量机(Support vector machine,SVM)分类方法实现了秋季主要作物种植面积遥感识别,并与其他方法分类结果进行了精度验证与对比。结果表明,与最大似然法(Maximum likelihood, ML)和 SVM 法相比较,决策树和 SVM 相结合能较好地解决线状地物和小地块作物提取不全以及“椒盐”现象等问题,可以对秋季复杂作物进行有效识别,作物分类提取总体精度和 Kappa 系数分别为 92.3% 和 0.886。利用中分辨率单时相遥感影像,结合波谱特征和植被指数能有效提高复杂作物分类精度,为区域复杂作物分类提取提供技术参考和借鉴价值。

关键词: 秋季作物; Sentinel-2A; 植被指数; 决策树; 支持向量机
中图分类号: S127; TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)09-0146-08

Classification Method by Fusion of Decision Tree and SVM Based on Sentinel-2A Image

WANG Lijun¹ GUO Yan¹ HE Jia¹ WANG Limin² ZHANG Xiwang³ LIU Ting¹

(1. Institute of Agricultural Economic and Information, Henan Academy of Agricultural Sciences, Zhengzhou 450002, China
2. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China
3. College of Environment and Planning, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract: Remote sensing images with medium spatial resolution and multiband can provide data source for crop classification on country scale. Based on analysis of the spectral characteristics of single image and its vegetation index, the identification and acreage extraction of major autumn crops can be effectively achieved. Taking Puyang County, Henan Province as study area, and basic image with 13 bands and spatial resolution of 10 m, which was collected on August 6th, 2017 was employed. Combined with the ground samples and sample points data, the spectrum curve characteristics, including NDVI and REVDVI of the major crop types (corn, peanut, soybean, rice and minor crops such as vegetables, sweet potato, etc.) in this growth period were extracted. Through the analysis of spectrum curve characteristics of different crop types, it can divide the basic image into different regions by building decision tree, which was built by the threshold segmentation of vegetation index features, and band math tool in ENVI software. Based on curve characteristics of NDVI, the basic image data can tripartite regions such as major crop planting region, non-crop planting region and minor crops planting region. Then on the basis of major crop planting region image and its REVDVI data, it can divide this region into two regional images, including corn/rice and peanut/soybean. Finally, synthesizing the above results, five crop types in the study area were classified by SVM and limited training samples. The precision of the results by using decision tree and SVM was evaluated compared with ML and SVM methods, which were gradually adjusted according to the validation of field samples and sample points. The method can effectively solve problems such as incomplete extraction of linear object, different crops in small plots,

收稿日期: 2018-03-29 修回日期: 2018-05-18
基金项目: 国际科技合作项目(182102410024)、国家重点研发计划项目(2016YFD0300609)、国家自然科学基金项目(41601213)和河南省重大科技专项(171100110600)
作者简介: 王利军(1986—),男,助理研究员,主要从事 GIS 软件开发与农业遥感应用研究,E-mail: wanglijunqian@163.com
通信作者: 刘婷(1968—),女,研究员,主要从事农业遥感应用研究,E-mail: Liuting32002@163.com

and also phenomena of “salt and pepper”. Its overall accuracy and Kappa coefficient reached 92.3% and 0.886, respectively. The precision of classification can meet the demand of remote sensing image classification by analyzing spectral characteristics and vegetation index. Based on mono temporal Sentinel-2A data, it can provide data support and technical reference for regional complex crop classification extraction.

Key words: autumn crops; Sentinel-2A; vegetation index; decision tree; support vector machine

0 引言

空间遥感技术的不断发展,为快速、准确获取农作物空间分布信息提供了新的技术手段。目前,多传感器、多时相和多空间分辨率的遥感数据已广泛应用于农作物空间信息提取,在理论、技术和实践方面都取得了长足的进展^[1-3]。然而,由于秋季作物种植结构复杂、生育期较短,中高空间分辨率遥感数据受到回访周期和云雨天气的影响,往往难以获得“最佳物候期”的时序遥感影像数据。这使得秋季复杂的种植空间分布信息提取成为农业遥感专题信息提取的难题。研究表明,植被指数和红边光谱数据与表征作物生长状况的农学参数之间存在较好的相关关系^[4]。针对秋季玉米、花生、大豆、水稻等农作物生育期接近、光谱特征相似且较难区分等问题,毕恺艺等^[5]基于 Sentinel-2A 时序数据的归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)时序曲线特征和光谱特征,利用面向对象决策树的方法识别了林地和农作物,总体精度和 Kappa 系数分别为 89.7% 和 0.87。刘佳等^[6]利用长时序中空间分辨率遥感影像及其波谱特征,有效识别了春玉米、夏玉米、棉花和小宗作物(主要包括红薯、大豆和花生等),分类总体精度达 90.9%。贾树海等^[7]通过分析 3 个不同时期农作物物候特征差异和影像 NDVI 特征值,提取了县域尺度下花生空间分布信息。黄健熙等^[8]基于多时相 GF-1 WFV 影像,利用 4 个不同植被指数特征参数和实地样本点,采用随机森林分类算法提取县域尺度下玉米和大豆的空间分布,总体精度和 Kappa 系数分别为 84.8% 和 0.774。以上研究都不同程度提高了作物识别精度,但基于构建作物特定发育期生长特征光谱曲线、利用单时相遥感影像进行秋季多种作物空

间分布信息提取方面的研究相对较少。

Sentinel-2A、RapidEye 和 Worldview-2 等卫星通过增加多光谱谱段提高遥感数据应用能力,尤其是其红边波段数据为农作物遥感监测提供了数据支持^[4]。Sentinel-2A 卫星覆盖 13 个光谱波段,能够提供 10 d 重访周期和最高 10 m 空间分辨率的多光谱数据。本文以河南省濮阳县为研究区,针对秋季农作物,主要包括玉米、花生、大豆、水稻和蔬菜等小宗作物,通过构建、分析 NDVI 和红边归一化植被指数(Red edge normalized difference vegetation index, RENDVI),在确定植被指数分割阈值的基础上,采用决策树和 SVM 相结合的方法,对秋季主要作物空间分布信息进行提取,并结合地面样方和样本点数据,与 ML 和 SVM 分类结果进行对比分析,以期提高农作物分类提取精度。

1 研究区概况

濮阳县位于河南省东北部(114°31′~115°15′E, 35°12′~35°30′N),地势平坦,属温带大陆性季风气候,年平均气温 13.4℃,年均降水量 626 mm,年平均无霜期 205 d。县域面积 1 382 km²,2016 年濮阳市统计年鉴显示该县耕地面积为 97 791.90 hm²。以小麦、玉米一年两熟的作物轮作模式为主^[6],其中玉米、花生、大豆和水稻 4 种作物生育期见表 1。一般秋季作物于 6 月上中旬播种,8 月进入生长旺期,9 月中下旬收获,总生长期约 4 个月。玉米、花生、大豆和水稻分别在抽雄期、下针期、结荚期和孕穗期开始有较高的植被覆盖度。

2 数据获取

2.1 遥感影像获取与预处理

Sentinel-2A 卫星数据主要用于农业、森林监

表 1 主要农作物生育期
Tab.1 Major crop development periods

作物 类型	6 月			7 月			8 月			9 月			10 月
	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬	中旬	下旬	上旬
玉米	播种期		出苗期		拔节期	抽雄期		开花期	吐丝期	灌浆期		乳熟期	成熟期
花生	播种期		出苗期		开花期		下针期		结荚期		成熟期		
大豆	播种期		出苗期		花芽期		结荚期		鼓粒期		成熟期		
水稻	幼苗期		返青期		分蘖期		孕穗期		乳熟期	蜡熟期		成熟期	

测、土地使用变迁、土地覆盖变化监测等方面^[5],波段信息如表2所示。其中 Band 5 和 Band 6 用于获取红边位置,Band 7 用于反演叶面积指数(Leaf area index, LAI),Band 8A 是 LAI、叶绿素和生物量敏感的波段^[4]。

表 2 Sentinel-2A 波段信息
Tab.2 Band information of Sentinel-2A

S-2A 波段	中心波长/ μm	空间分辨率/m
Band 1-Coastal aerosol	0.443	60
Band 2-Blue	0.490	10
Band 3-Green	0.560	10
Band 4-Red	0.665	10
Band 5-Vegetation Red Edge	0.705	20
Band 6-Vegetation Red Edge	0.740	20
Band 7-Vegetation Red Edge	0.783	20
Band 8-NIR	0.842	10
Band 8A-Vegetation Red Edge	0.865	20
Band 9-Water vapour	0.945	60
Band 10-SWIR-Cirrus	1.375	60
Band 11-SWIR	1.610	20
Band 12-SWIR	2.190	20

结合秋季作物主要生育期及其地表覆盖度,为降低地表土壤反射光谱对农作物面积提取的影响,选取2017年8月6日质量好且完全覆盖研究区的1景影像(20170806_n0205_r075_t50sle_albers)。并通过网站(<http://step.esa.int/main/download/>)下载 Sentinel-2 Toolbox 软件,对影像进行重采样和格式转存,生成有10个波段(不包括 Band 1、Band 9 和 Band 10)且空间分辨率为10 m 的 ENVI 格式(*.img)的影像数据,并基于研究区基础影像进行几何校正和大气校正等预处理,经矢量边界裁切后影像如图1所示,ArcMap 图层属性中标准差设为1.5。

2.2 地面数据

首先将研究区制作成为2 km×2 km 的规则格网,删除无覆盖研究区格网后获得411个格网,然后

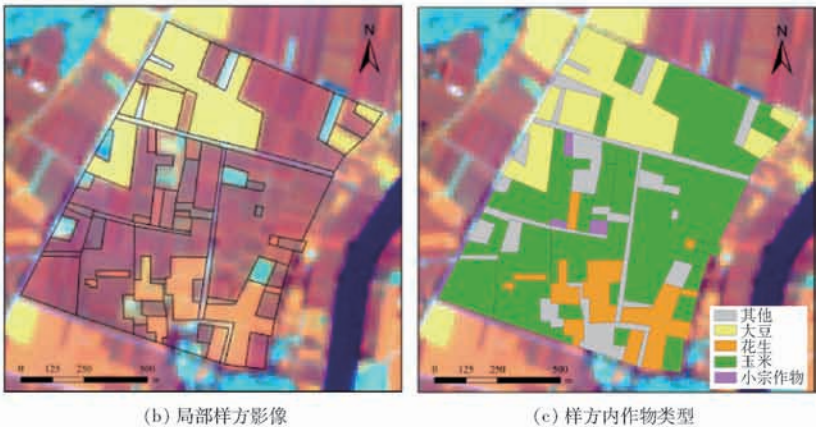
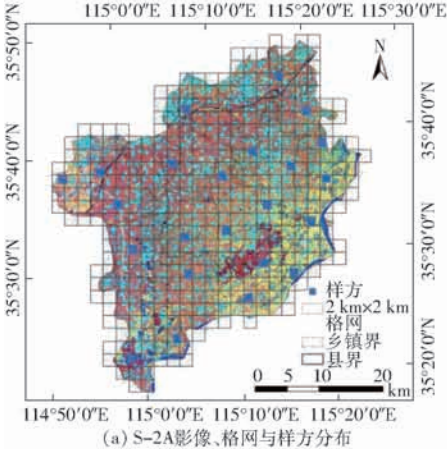


图 2 研究区样方分布
Fig.2 Distributions of ground samples in study area



图 1 研究区遥感影像(R/G/B:7/9/3)
Fig.1 S-2A imagery of study area(R/G/B: 7/9/3)

基于格网总体均匀分布的原则选取23个约1 km×1 km 的地面调查样方,针对黄河沿岸复杂作物种植结构需增设样方,其分布如图2a所示。样方数据均采用 Trimble GeoXT 差分 GPS 实地测量标注,调绘结果基于 Sentinel-2A 影像进行几何校正,误差控制在0.5个像元内。经实测23个样方总面积为2 330 hm²,其中玉米、花生、大豆、水稻、小宗作物面积分别为987.6、193.5、460.1、157.8、17.3 hm²,分别占样方总面积的42.4%、8.3%、19.7%、6.8%和0.74%,其余为水体、园地、建设用地等类型。图2b和图2c为样方影像和作物分布类型。在样方调绘过程中利用 Geatc F110 平板计算机采集各作物类型样本点,作为选择训练样本参考、植被指数变化分析及分类结果验证数据,共获取实地样本点274个,其中玉米、大豆、花生、水稻、小宗作物(蔬菜、药材、红薯等)各81、67、59、15、52个。

3 研究方法

3.1 研究思路

在影像数据预处理后,首先构建 NDVI,根据地面样方和实地样本点数据确定试验区主要作物和小

宗作物的分割阈值,通过构建决策树和波段计算工具进行区域分类。然后,对主要作物区域数据进行 RENDVI 计算,根据地面样方和样本点进行植被指数分析,采用决策树和波段计算工具将影像分为玉米/水稻、花生/大豆种植区,并根据作物训练样本对玉米/水稻、花生/大豆采用 SVM 进一步分类,得到研究区秋季主要作物分类结果,并与传统分类方法的分类结果进行分析和精度评价,如图 3 所示。

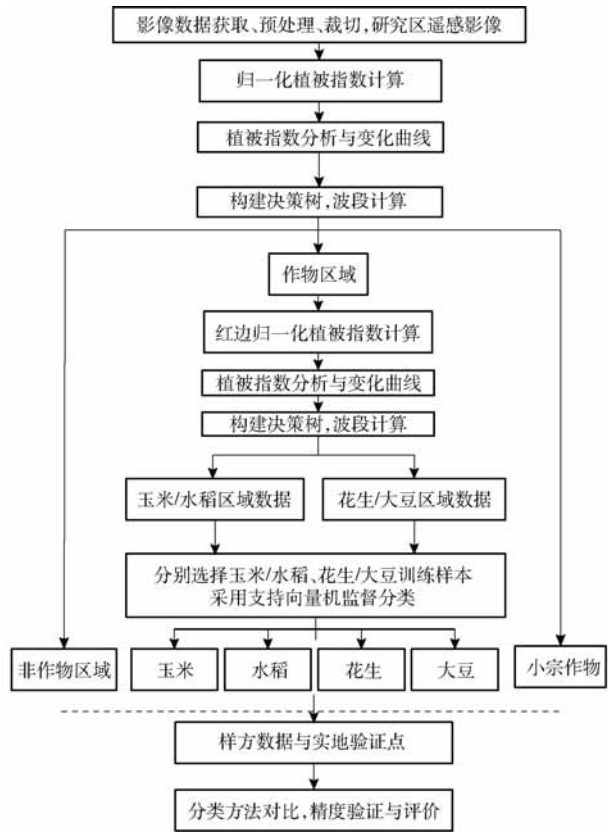


图 3 研究流程图
Fig. 3 Flow chart of study

3.2 植被指数计算

植被指数是利用遥感影像不同波段组合而成的光谱特性,能够反映不同植被类型的物候差异和光谱特征,将分类精度提高到作物层次,NDVI 和 RENDVI 是农作物监测中应用较为广泛的光谱参数^[8-9]。NDVI 和 RENDVI 计算公式分别为

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

$$RENDVI = \frac{\rho_{665} - \rho_{705}}{\rho_{665} + \rho_{705}} \tag{2}$$

式中 ρ_{NIR} ρ_{RED} ——对应表 2 中的近红外 Band 8 和红光 Band 4 的反射率
 ρ_{665} ρ_{705} ——对应表 2 中的红光 Band 4 和植被红边 Band 5 的反射率

3.3 训练样本选取

在执行传统监督分类时,一般每种地物类别所

选取的训练样本数量大致为 30n (其中 n 为影像波段数)^[10],经实地调查,将试验区的分类系统确定为玉米、花生、大豆、水稻、小宗作物、林地、建筑(房屋、道路、休闲耕地)和水体 8 类,因此,训练样本人工目视选择工作量较大,而支持向量机因其本身具有良好的泛化能力,可减少训练样本点数量的选择。利用 RENDVI 将作物分为玉米/水稻、花生/大豆种植区影像数据后,根据作物光谱特征和纹理特征等信息,单独选取了用于训练的 389 个样本点,其中玉米、大豆、花生、水稻各 113、109、92、75 个。

3.4 分类方法

ML 和 SVM 作为传统监督分类方法,在作物种植结构提取、森林面积监测、土地利用变化监测等领域得到广泛应用和评价^[11-16],支持向量机典型方法是模糊支持向量机,通过对每个样本引入模糊隶属度参数来实现分类;决策树分类基于遥感影像等空间数据,采用自顶而下的递归方式,通过寻找分类能力最优的属性变量,把数据依次分为多个子集,迭代直至所有子集仅包含同一类型或子集包含的样本数小于某阈值^[17-18]。多年来,国内外专家学者经过与传统分类方法对比研究认为,决策树分类方法具有分类运算速度快、分类精度高的优势,结合植被指数、纹理特征等其他多种特征变量能获得较好的分类结果^[19-20]。本研究中采用决策树与支持向量机相结合的方法进行秋季主要作物空间分布信息的提取。在分析作物物候特征和光谱特征基础上,通过构建不同植被指数分割阈值的分类决策树,逐层分类提取不同地物信息;同时,利用模糊支持向量机原理在 ENVI 中将主要作物进一步分类提取,获得研究区主要种植作物空间分布数据。

3.5 精度验证

基于地面实测数据验证是精度验证的主要手段之一,也是说明遥感分类器和分类结果准确程度的指标之一^[6,11]。本文基于地面样方和实地样本点数据,以混淆矩阵、Kappa 系数、总体分类精度、制图精度和用户精度 5 种方式表达。其中混淆矩阵是一个 $k \times k$ 的矩阵,是计算总体分类精度和 Kappa 系数的基础,总体分类精度是指所有被正确分类的像元总和与总像元数的比例,其算式为

$$P = \sum_{i=1}^k \frac{x_{ii}}{N} \times 100\% \tag{3}$$

Kappa 系数计算公式为^[19]

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^k x_{i+} x_{+i}} \tag{4}$$

式中 k ——类别数
 x_{ii} ——分类结果中第 i 类与参考类型数据第 i 类所占的组成成分
 N ——像元总数
 $x_{i+}、x_{+i}$ ——混淆矩阵第 i 行和第 i 列的元素之和

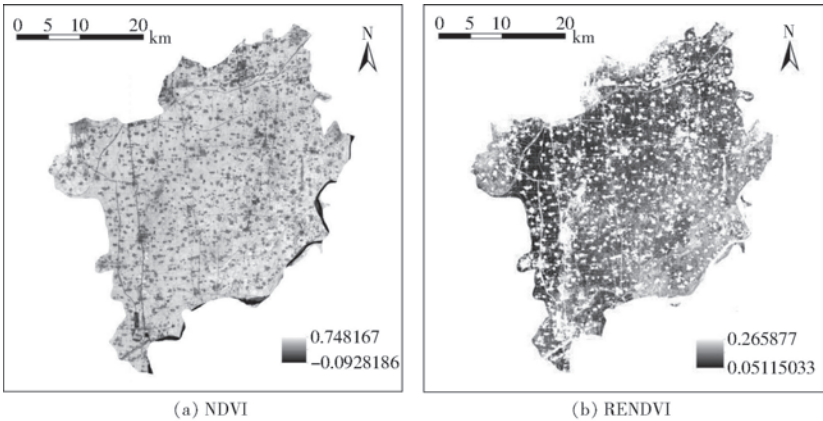


图4 NDVI 与 RENDVI 计算结果

Fig.4 Results of NDVI and RENDVI calculation

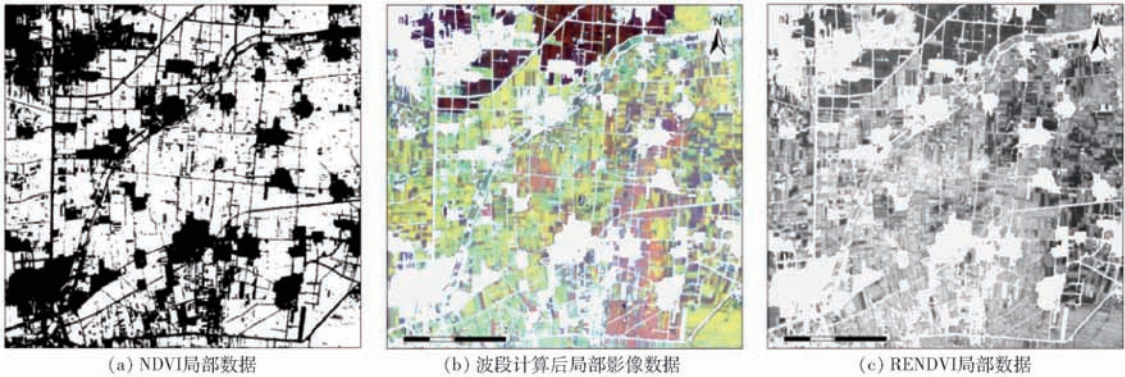


图5 植被指数与局部影像计算结果

Fig.5 Local image and results of NDVI and RENDVI

心位置作为作物类型样本点,形成主要作物植被指数变化范围(表3)。

表3 主要作物植被指数变化特征

Tab.3 Characteristics of NDVI and RENDVI for major crop types

作物类型	样点数量	NDVI		RENDVI	
		最小值	最大值	最小值	最大值
玉米	96	0.628	0.681	0.065	0.096
花生	53	0.644	0.709	0.143	0.238
大豆	61	0.680	0.711	0.165	0.247
水稻	85	0.702	0.724	0.092	0.134
小宗作物	65	0.480	0.520		

玉米、水稻、花生和大豆的 NDVI 在该时期较为接近,因此,将研究区初步分为主要作物、非作物和小宗作物种植区域;将主要作物种植区域与研究区遥感影像进行波段计算,获得主要作物种植区域影像数据,其局部放大结果如图 5b 所示,以此为数据

4 结果与分析

4.1 主要作物光谱特征分析

NDVI 和 RENDVI 数据结果如图 4 所示。NDVI 二值化后局部数据如图 5a 所示,基于实测 274 个样本点数据,结合选取 23 个样方中各作物类型分布中

源计算 RENDVI,并结合作物样点调查数据发现,该植被指数能有效地将玉米/水稻、花生/大豆区分为两类,其局部结果如图 5c 所以,颜色较深的为玉米和水稻,颜色较浅区域为花生和大豆。

4.2 基于光谱特征类别提取过程

根据以上数据结果,当 NDVI 分布范围在 0.480 ~ 0.724 之间时为作物种植区,其余为非作物种植区,当 NDVI 分布范围在 0.480 ~ 0.628 之间时,为小宗作物种植区域;当采用红边植被指数对主要作物区进行玉米/水稻、大豆/花生提取时,由于阈值范围之间有差值,因此需要将阈值进行调整,保障二者阈值之间无差值且能达到全作物种植区完全覆盖,分类结果采用样方数据和实地样本点对分类结果进行验证,当精度验证结果较低时,重新调整 RENDVI 的阈值进行分类,当已基本满足分类要求或精度改善不大时停止调整,接受当前分类结果,其分类过程决策树构建如图 6 所示。在主要作物种植区域,利用

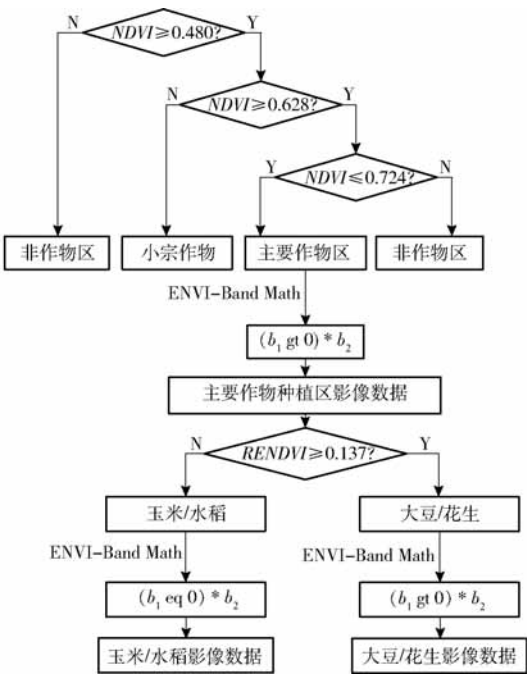


图 6 构建基于植被指数阈值分割的分类决策树
Fig. 6 Building of decision tree based on threshold segmentation of vegetation index features

RENDVI 通过阈值调整达到最优分类效果,经试验获得分割阈值为 0.137。

4.3 分类结果与精度验证

采用最大似然法、支持向量机法和决策树 + 支持向量机法分别提取了研究区 2017 年 8 月玉米、水稻、大豆、花生和小宗作物,其分类总面积分别为 96 770.18、95 936.88、95 240.58 hm²。采用 23 个地面样方和获取的 274 个地面样本点进行作物分类精度验证,各分类方法提取秋季作物面积比例及精度验证对比数据见表 4,其中用户精度和制图精度各行依次对应最大似然法、支持向量机法和决策树 + 支持向量机法。

由表 4 可以看出,玉米识别精度较高,小宗作物由于种植类型复杂且面积较小,识别精度较低。因此,采用决策树和支持向量机的方法可以获得较高的分类精度,其总体精度为 92.3%,Kappa 系数达 0.886,用户精度和制图精度均达 81.2% 和 84.7%。采用同一组训练样本进行分类,由图 7 红色框选区域可以看出,最大似然分类法在作物分类时能较好

表 4 秋季主要作物分类结果比例和精度对比

Tab. 4 Classification result and precision comparison of major crop types

分类方法	各主要作物分类面积占作物分类总面积比例/%					总体精度/ %	Kappa 系数
	玉米	花生	大豆	水稻	小宗作物		
最大似然法	68.3	12.9	14.5	3.7	0.6	88.7	0.810
支持向量机法	66.5	13.0	16.0	3.9	0.6	90.4	0.852
决策树 + 支持向量机法	67.1	12.5	16.0	3.7	0.7	92.3	0.886
用户精度/%	92.4	85.3	86.7	80.2	79.6		
支持向量机法	94.2	84.7	88.2	81.3	80.3		
决策树 + 支持向量机法	95.7	85.5	88.7	83.0	81.2		
制图精度/%	93.7	81.3	90.6	88.5	80.7		
支持向量机法	95.8	90.2	86.2	87.7	83.5		
决策树 + 支持向量机法	97.5	91.3	88.6	92.5	84.7		

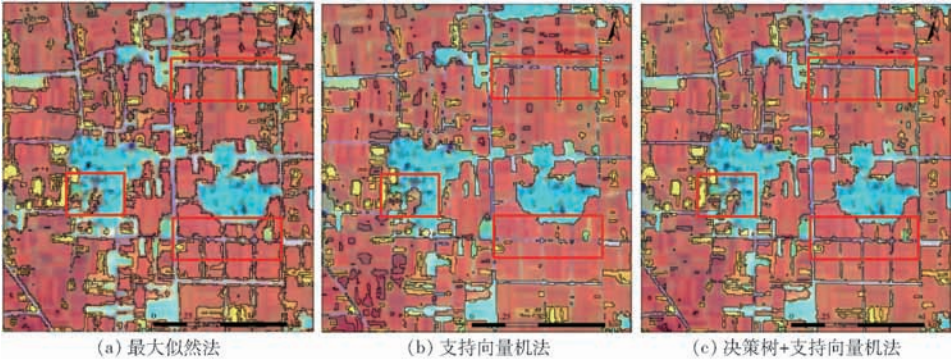


图 7 不同方法分类结果局部数据

Fig. 7 Comparisons of local results of different classification methods

地提取线性地物,但“椒盐”现象问题较为明显,尤其面积较大分类图斑周边会出现大量细碎图斑,且细碎图斑属性需要进一步人工处理,后期处理工作

量较大,支持向量机分类法可以有效地解决分类中细碎图斑的问题,但存在线性地物和小地块不同作物分类提取不完全等问题,而引入植被指数,采用决

策树与支持向量机相结合的分类方法则能较好地解决以上问题,作物提取结果和分类精度较好,能满足区域作物分类提取研究的需要。

采用决策树和支持向量机相结合的方法提取研究区秋季主要作物空间分布如图 8 所示,该区域玉米种植面积分布最为广泛,占秋季作物总种植面积的 67.1%,沿黄河一带种植分布较少;大豆种植面积占 16.0%,主要分布于东部和东南部沿黄河区域,西部与内黄县、滑县接壤处则有少量分布;水稻种植面积占 3.7%,种植较为集中,主要分布于徐镇镇和渠村乡,梨园乡、习城乡和海通乡则有少量分

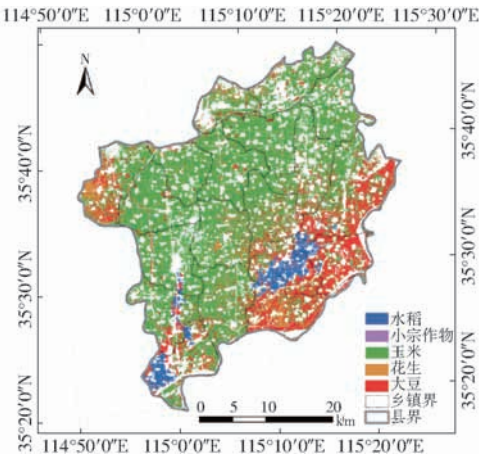


图 8 研究区主要秋季作物分类结果

Fig. 8 Classification results of major crop types in study area

布;花生则主要分布于习城乡和中原路街道办事处,与大豆混种情况较多,中部和北部也有少量分布,占 12.5%;小宗作物主要有蔬菜、红薯、药材等,在全区种植分布较少,文留镇分布较多,占 0.7%。总体来看,植被红边 Band 5 在植被分类中效果最优,各类型农作物的空间分布格局宏观上与当地作物分布一致,分类结果与实地调查结果较为符合,说明采用决策树和支持向量机相结合的方法对 Sentinel-2A 影像进行农作物提取具有一定的区域应用价值。

5 结论

(1)决策树和支持向量机相结合的分类方法能有效解决线性地物和小地块不同作物分类提取不完全以及“椒盐”现象等问题,在准确提取大宗作物的同时,对小宗作物也有一定的区分能力,作物面积提取总体精度较高,验证了基于 Sentinel-2A 单时相遥感影像进行复杂秋季作物面积提取的可行性。

(2)NDVI 和 RENDVI 的引入可以提高单时相遥感影像对复杂作物分类识别能力,在提高遥感影像分类精度的同时,减少了训练样本选取数量及其对作物分类精度的影响。作物分类提取总体精度和 Kappa 系数分别达 92.3% 和 0.886,优于最大似然法和支持向量机法。

参 考 文 献

1 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 Huajun, WU Wenbin, YANG Peng, et al. Recent progresses in monitoring crop spatial patterns by using remote sensing technologies [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2010, 43(14):2879-2888. (in Chinese)

2 VINTROUR E, DESBROSSE A, BEGUE A, et al. Crop area mapping in West Africa using land-scape stratification of MODIS time series and comparison with existing global land products [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 14(1): 83-93.

3 马丽. 多源信息复合的 SVM 混合地块分解法提取玉米种植面积 [D]. 西安: 西安科技大学, 2009.
MA Li. Extracting corn planting area by multi-source data with SVM mixed-field decomposed method [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009. (in Chinese)

4 苏伟,侯宁,李琪,等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 151-156. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180119&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.019.
SU Wei, HOU Ning, LI Qi, et al. Retrieving leaf area index of corn canopy based on Sentinel-2 remote sensing image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 151-156. (in Chinese)

5 毕恺艺,牛铮,黄妮,等. 基于 Sentinel-2A 时序数据和面向对象决策树方法的植被识别 [J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(5): 16-20.
BI Kaiyi, NIU Zheng, HUANG Ni, et al. Identifying vegetation with decision tree model based on object-oriented method using multi-temporal Sentinel-2A images[J]. Geography and Geo-Information Science, 2017, 33(5): 16-20. (in Chinese)

6 刘佳,王利民,杨福刚,等. 基于 HJ 时间序列数据的农作物种植面积估算 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 199-206.
LIU Jia, WANG Limin, YANG Fugang, et al. Remote sensing estimation of crop planting area based on HJ time-series images [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(3): 199-206. (in Chinese)

7 贾树海,杨亮,王潇雪. 基于多时相遥感影像的花生种植面积提取——以彰武县北部为例 [J]. 国土与自然资源研究, 2014(1): 68-70.
JIA Shuhai, YANG Liang, WANG Xiaoxue. The area extraction of peanut in sandy soils based on multi-temporal remote sensing

- images—taking north of Zhangwu County as an example [J]. *Territory and Natural Resources Study*, 2014(1): 68–70. (in Chinese)
- 8 黄健熙,侯裔焯,苏伟,等. 基于GF-1 WFV数据的玉米与大豆种植面积提取方法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(7): 164–170. HUANG Jianxi, HOU Yuzhuo, SU Wei, et al. Mapping corn and soybean cropped area with GF-1 WFV data [J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(7): 164–170. (in Chinese)
- 9 郭昱杉,刘庆生,刘高焕,等. 基于MODIS时序NDVI主要农作物种植信息提取研究[J]. *自然资源学报*, 2017, 32(10): 1808–1818. GUO Yushan, LIU Qingsheng, LIU Gaohuan, et al. Extraction of main crops in Yellow River Delta based on MODIS NDVI time series [J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(10): 1808–1818. (in Chinese)
- 10 潘洪涛,王轩,王晓飞. 训练样本对农作物遥感分类的精度影响研究[J]. *红外与激光工程*, 2017, 46(增刊1): 149–156. PAN Hongtao, WANG Xuan, WANG Xiaofei. Study on the effect of training samples on the accuracy of crop remote sensing classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(Supp. 1): 149–156. (in Chinese)
- 11 樊利恒,吕俊伟,于振涛,等. 基于改进最大似然方法的多光谱遥感图像分类方法[J]. *电光与控制*, 2014(10): 52–56. FAN Liheng, LÜ Junwei, YU Zhentao, et al. A multi-spectral remote sensing image classification technique based on improved ML algorithm [J]. *Electronics Optics and Control*, 2014(10): 52–56. (in Chinese)
- 12 周林飞,姚雪,王鹤翔,等. 基于Landsat-8遥感影像的湿地覆被监督分类研究[J]. *中国农村水利水电*, 2015(9): 62–67. ZHOU Linfei, YAO Xue, WANG Hexiang, et al. Land-cover supervised classification research based on Landsat-8 remote sensing data [J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2015(9): 62–67. (in Chinese)
- 13 VAPNIK V N. *The nature of statistical learning theory* [M]. Berlin:Springer, 2000: 988–999.
- 14 张浩,赵云胜,陈冠宇,等. 基于支持向量机的遥感图像建筑物识别与分类方法研究[J]. *地质科技情报*, 2016(6): 194–199. ZHANG Hao, ZHAO Yunsheng, CHEN Guanyu, et al. Remote sensing information image building recognition and classification based on the support vector machine [J]. *Geological Science and Technology Information*, 2016(6): 194–199. (in Chinese)
- 15 陈洋波,张涛,窦鹏,等. 基于SVM的东莞市土地利用/覆被自动分类误差来源与后处理[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(5): 893–903. CHEN Yangbo, ZHANG Tao, DOU Peng, et al. Error sources and post processing method for land use/cover change estimation of Dongguan City based on landsat remote sensing imagery with SVM [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(5): 893–903. (in Chinese)
- 16 邓曾,李丹,柯樱海,等. 基于改进SVM算法的高分辨率遥感影像分类[J]. *国土资源遥感*, 2016, 28(3): 12–18. DENG Zeng, LI Dan, KE Yinghai, et al. An improved SVM algorithm for high spatial resolution remote sensing image classification [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, 28(3): 12–18. (in Chinese)
- 17 王圆圆,李京. 基于决策树的高光谱数据特征选择及其对分类结果的影响分析[J]. *遥感学报*, 2017, 11(1): 69–76. WANG Yuanyuan, LI Jing. Analysis of feature selection and its impact on hyperspectral data classification based on decision tree algorithm [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 11(1): 69–76. (in Chinese)
- 18 周静平,李存军,史磊刚,等. 基于决策树和面向对象的作物分布信息遥感提取[J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(9): 318–326. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160943&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.043. ZHOU Jingping, LI Cunjun, SHI Leigang, et al. Crops distribution information extracted by remote sensing based on decision tree and object-oriented method [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9): 318–326. (in Chinese)
- 19 BISHOP Y M, FIENBERG S E, HOLLAND P W. *Discrete multivariate analysis: theory and practice* [M]. Cambridge: MIT Press, 1975.
- 20 林文鹏,王长耀,储德平,等. 基于光谱特征分析的主要秋季作物类型提取研究[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(9): 128–132. LIN Wenpeng, WANG Changyao, CHU Deping, et al. Extraction of fall crop types based on spectral analysis [J]. *Transactions of the CSAE*, 2006, 22(9): 128–132. (in Chinese)