

# 基于 GF-1 WFV 影像的作物面积提取方法研究\*

黄健熙<sup>1</sup> 贾世灵<sup>1</sup> 武洪峰<sup>2</sup> 苏伟<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 黑龙江省农垦科学院科技情报研究所, 哈尔滨 150036)

**摘要:** 黑龙江省是我国粮食生产大省,及时有效地获取黑龙江省的农作物种植面积对后续研究的开展具有重要意义。以黑龙江省五九七农场为例,利用2014年8月30日GF-1卫星16 m空间分辨率影像,通过计算不同特征波段,构建了多特征水稻、玉米种植区识别方法。首先计算影像归一化差分植被指数(NDVI),并将原影像进行主成分变换,以此为基础建立包含多特征的数据集。然后利用不同地物类型之间在各特征波段的差异,基于CART算法构建决策树,分别提取研究区内的水稻和玉米。精度评价结果表明,分类的总体精度达到96.15%,Kappa系数为0.94。水稻的制图精度为98.41%,用户精度为97.64%;玉米的制图精度为95.38%,用户精度为97.89%。其中总体精度和Kappa系数较最大似然法分类结果分别提高了5.28%和0.08。所提研究方法可为其他地区农作物高分数据作物类型制图提供借鉴。

**关键词:** GF-1 卫星影像 农作物种植面积 提取方法

**中图分类号:** TP79; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)S0-0253-07

## Extraction Method of Crop Planted Area Based on GF-1 WFV Image

Huang Jianxi<sup>1</sup> Jia Shiling<sup>1</sup> Wu Hongfeng<sup>2</sup> Su Wei<sup>1</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. The Institute of Scientific and Technical Information, Heilongjiang Academy of Land Reclamation Region, Harbin 150036, China)

**Abstract:** Obtaining planted area of crop has important significance for guaranteeing nation grain safety. The Farm NO. 597, located in Baoqing County, Shuangyashan City, Heilongjiang Province was selected as an example to extract rice and maize planted area by taking WFV (Wide field view) sensor carried on GF-1 satellite with the spatial resolution of 16 m as data source, using the image produced on October 30, 2014, and calculating different characteristic bands. Firstly, the multi-characteristic data set was established based on the NDVI (Normalized difference vegetation index) calculated from the source image and the first three principal components analyzed by PCA (Principal component transform). Then, using the difference between different surface features in each characteristic band, the decision tree was built based on CART (Classification and regression trees) to classify rice and maize. The results showed that the overall classification accuracy was 96.15% and the Kappa coefficient was 0.94. Producer accuracy of rice was 98.41% and user accuracy was 97.64%. Producer accuracy of maize was 95.38% and user accuracy was 97.89%. This method provides the reference value for crop type mapping using GF-1 data in other agricultural areas.

**Key words:** GF-1 Satellite image Crop planted area Extraction method

## 引言

黑龙江省作为我国粮食生产大省,根据农业部

种植业管理司的统计数据,2013年全省粮食作物种植面积占全国的10.3%,产量占10%。及时准确地获得黑龙江地区的粮食作物种植面积对后续各种研

究的开展及粮食安全保障具有重要意义。

目前,用于作物面积监测的遥感数据源以多光谱影像为主,按空间分辨率的不同分为高、中高中和低分辨率。遥感分类方法大致分为监督与非监督分类算法、智能化分类算法、面向对象分类算法和综合提取算法<sup>[1]</sup>等。高分辨率影像主要包括 QuickBird 和 IKONOS。陈旭等<sup>[2]</sup>通过应用面向对象的多层次分割分类方法对广东省黑石顶自然保护区的 QuickBird 遥感图像进行了分类,结果表明,基于对象的多层次方法比传统的基于像元的分类方法具有更准确的分类结果、更明确的分类边界和更均一的内部同质性。陈君颖等<sup>[3]</sup>利用 IKONOS 影像,采用决策树分类算法,根据植被光谱数据库,提出基于光谱信息的植被分类方法,结合纹理特征引进局部一致性指数对该方法进行改进,最终分类总精度从仅靠光谱信息的 83.16% 提高到 91.89%, Kappa 系数达到 0.888 6。Adelabu 等<sup>[4]</sup>通过 QuickBird 影像对地面实测高光谱影像进行重采样,并利用重采样高光谱影像与 QuickBird 影像,采用随机森林算法对博茨瓦纳的帕拉佩地区的 5 种树木进行区分,总精度分别为 79.86% 和 88.78%。中高分辨率影像目前较多用于分类的有 Landsat TM/ETM+、Landsat OLI、HJ-1A/B CCD、SPOT 等。李志鹏等<sup>[5]</sup>利用 Landsat TM,使用神经网络和面向对象 2 种算法对黑龙江省富锦市 2010 年 2 期不同时相影像分别进行水稻分类提取,结果表明,面向对象算法分类精度明显高于神经网络算法;在对神经网络分类结果进行 Majority 滤波处理后,精度有所提高;返青期分类精度高于乳熟期分类精度。刘炜等<sup>[6]</sup>利用 2 期 Landsat TM 影像,采用面向对象分类方法对细小河流水体进行提取,2 期影像制图精度和用户精度分别是 0.912、0.875 与 0.913、0.862。中低分辨率影像应用较多的为 MODIS 影像,包括其各种产品。Li 等<sup>[7]</sup>将 Landsat

ETM+ 作为图像分割和特征提取的辅助数据,基于 SPOT 进行面向对象的分类,结果表明,ETM+ 数据的加入可以提高 SPOT5 图像分类的精度。许青云等<sup>[8]</sup>利用 2003—2012 年的 MODIS NDVI 数据,通过构建农作物年间动态阈值的方法,实现了对冬小麦、夏玉米、春玉米、水稻和油菜的识别,分类总体精度和 Kappa 系数分别达到 88.18% 和 0.596 4。Damien Arvor 等<sup>[9]</sup>利用 MODIS EVI 时间序列提取农业区,并对 5 种作物进行分类,结果表明总体精度为 74%, Kappa 系数为 0.675。陈健等<sup>[10]</sup>基于重构的 MODIS NDVI 数据,构建与作物物候的模型,对河北省冬小麦进行分类识别,总体精度为 95%。

综上所述,QuickBird 等影像虽然具有高空间分辨率,但时间分辨率过低,黑龙江省粮食作物关键生育期内多云雨天气,不易找到满足应用需求的影像;MODIS 等影像虽然时间分辨率高,但空间分辨率不够。而 GF-1 影像能同时满足本研究对于时空分辨率的要求,且以往的研究很少将 GF-1 影像用于黑龙江省作物分类,因此,本文利用 GF-1 WFV 影像对黑龙江省的粮食作物面积进行提取<sup>[11]</sup>。

## 1 研究区域与数据

### 1.1 研究区域与数据概况

本文以黑龙江垦区五九七农场为例,对粮食作物种植面积进行提取,如图 1 所示。五九七农场地处三江平原东部,宝清县境内,位于北纬  $46^{\circ}23' \sim 46^{\circ}49'$ ,东经  $131^{\circ}47' \sim 132^{\circ}45'$ 。属寒温带大陆性气候,年平均气温  $3.2^{\circ}\text{C}$ ,无霜期 145 d,年平均日照时数 2 491 h。气候温和,适宜多种作物生长。年降水量为 400~600 mm,平均降水量 548.6 mm。

本研究用到的数据包括:GF-1 WFV 遥感影像数据,空间分辨率为 16 m;Landsat-8 OLI 影像,用于对 GF-1 影像进行几何校正的参考;2014 年研究

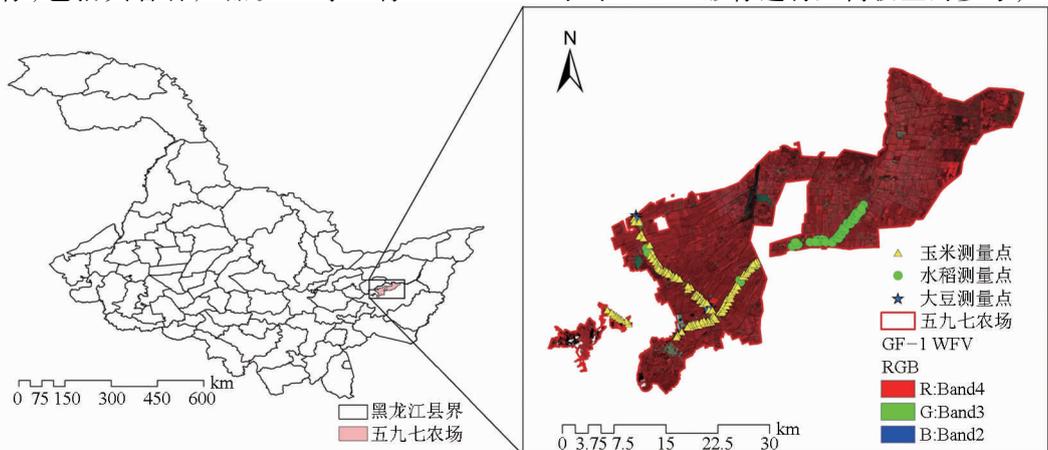


图 1 研究区及实测数据示意图

Fig. 1 Study area and field measured data

区地面实测点数据,如图 1 所示;2014 年研究区解译数据;2013 年研究区附近气象站的物候数据,如表 1 所示。

表 1 研究区 2013 年水稻、玉米物候数据

Tab.1 Phenology of rice and maize of study area in 2013

水稻		玉米	
发育期	日期	发育期	日期
播种	4 月 18 日	播种	6 月 1 日
出苗	4 月 26 日	出苗	6 月 9 日
移栽	5 月 24 日	三叶	6 月 16 日
返青	6 月 6 日	七叶	6 月 26 日
分蘖	6 月 20 日	拔节	7 月 12 日
孕穗	7 月 30 日	抽穗	7 月 28 日
抽穗	8 月 9 日	乳熟	8 月 22 日
乳熟	8 月 24 日	成熟	9 月 26 日
成熟	9 月 29 日		

## 1.2 分类类别与分类样本集

根据研究区 2014 年解译结果,研究区主要粮食作物包括水稻、玉米与大豆,其中大豆种植较少,种植面积仅占研究区耕地的 6.4%,因此不单独对大豆进行提取。此外根据实地调查,还有其他零星种植的蔬菜水果与林地等,本研究将除水稻与玉米外的植被归为其他植被。同时,根据目视解译,将建筑物和道路等归为非植被。因此,本文研究区地物覆盖类分别为水稻、玉米、其他植被和非植被。依照上述类别,根据实地调查点数据与解译数据选取样本点,构建训练样本集。

因本文主要对玉米与水稻进行提取,在精度验证时,将其他植被与非植被归为其他。因此验证样本集按照水稻、玉米和其他地物类型进行选择。

## 2 分类方法

首先计算各特征变量,建立多特征数据集,基于 CART 算法构建分类决策树,对地类进行识别。具体技术流程如图 2 所示。

### 2.1 GF-1 影像的获取

GF-1 卫星是中国高分辨率对地观测系统的第 1 颗卫星,由中国航天科技集团公司所属空间技术研究院研制,于 2013 年 4 月 26 日由长征二号丁运载火箭成功发射,搭载了 2 台 2 m 分辨率全色/8 m 分辨率多光谱相机,4 台 16 m 分辨率多光谱宽幅相机,为农作物遥感监测与作物类型制图提供了理想数据源。

参考研究区 2013 年的物候信息及关键生育期内影像的质量<sup>[12-13]</sup>,最终选取 2014 年 8 月 30 日的影像,分别对应水稻乳熟期和玉米乳熟期。

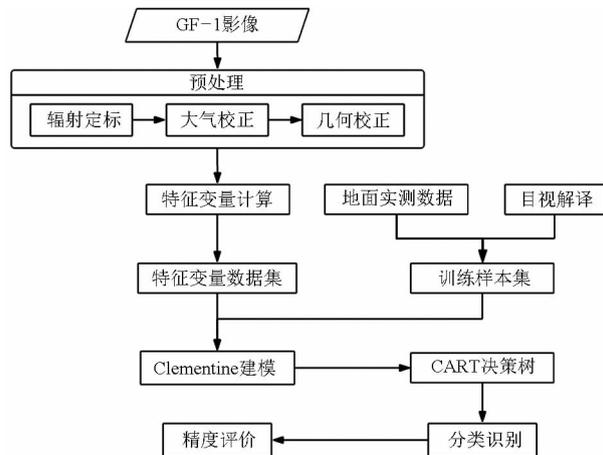


图 2 技术流程图

Fig.2 Technique flow chart

### 2.2 遥感影像预处理

依次对影像进行辐射定标、大气校正和几何校正。其中辐射定标采用中国资源卫星应用中心 (<http://www.cresda.com/n16/index.html>) 提供的绝对定标系数,将 GF-1 影像的 DN 值转换为辐亮度,计算公式为

$$L_e(\lambda_e) = \varphi D_N$$

式中  $L_e(\lambda_e)$ ——转换后辐亮度,  $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$

$D_N$ ——卫星载荷观测值

$\varphi$ ——定标斜率,  $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$

大气校正采用 FLAASH 模型。结果表明,典型地物的反射光谱与实际相同,可用于作物的识别。几何校正时先利用影像自带 PRC 文件进行正射校正,再以同时期 Landsat-8 影像为基准进行几何精校正,误差控制在合理范围内。

### 2.3 特征变量的选择

归一化差分植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 作为植被生长状态及植被覆盖度的最佳指示因子,能很好地将作物从背景中分离出来。主成分变换 (Principal component analysis, PCA) 通过对相关系数矩阵进行特征分解,得出数据的主成分特征向量与它们的权值特征值,在减少数据集维数的同时,保持数据集对方差贡献最大的特征,在以往的研究中多用于土地、沙地方面的监测识别,且主要用于与纹理波段的融合<sup>[14-15]</sup>。根据相关理论,主成分变换的前 3 个主成分的信息量占全部信息的 99.1%。

因此,本文选择 NDVI 与第 1、2、3 主成分变换分量 PC1、PC2、PC3,与原始影像波段构成特征变量集,并对其进行分析,选择合适的特征变量,用于不同地类的识别。

由于地物波谱辐射在不同波段上的反映不同,不同波段上包含的信息差异也不同,故本文对原始

影像数据的各个波段光谱特性进行了分析,分别计算了影像的均值及标准差,统计各波段所反映的信息量,如表2所示。

同时计算各特征变量之间的相关性。波段之间相关性越强,则各波段之间信息的重复和冗余越多,导致总信息量降低<sup>[16]</sup>。计算结果如表3所示。

表2 影像波段基本信息量

波段	均值	标准差
1(蓝)	425.796 105	276.765 857
2(绿)	324.821 197	337.557 269
3(红)	224.589 282	352.746 774
4(近红外)	2 715.976 182	693.122 406

表3 影像各波段相关性  
Tab.3 Correlation of each band

	波段1	波段2	波段3	波段4	PC1	PC2	PC3	NDVI
波段1	1							
波段2	0.950 184	1						
波段3	0.920 853	0.967 541	1					
波段4	0.203 064	0.264 213	0.107 833	1				
PC1	0.523 110	0.585 180	0.447 020	0.935 064	1			
PC2	0.810 555	0.803 713	0.882 997	0.351 994	0	1		
PC3	0.257 721	0.013 511	0.125 413	0.003 807	0	0	1	
NDVI	0.202 372	0.233 235	0.268 414	0.064 162	0.031 721	0.268 181	0.126 963	1

由表2可知,第4波段的各项统计指标均大于其他波段,说明第4波段包含的信息量最大,第4波段在植被类型分类中具有显著作用<sup>[17]</sup>。同时,综合分析表3,各特征变量中,第4波段、第2主成分、第3主成分与NDVI之间相关性最小,因此利用上述4个特征变量进行分类,既保证了信息量的充分,又避免了信息的冗余。

## 2.4 CART算法

分类和回归树算法(Classification and regression trees, CART)是将数据分成2个子集,使每个子集中的样本比划分前具有更好的一致性。每个子集会再次分裂,依次类推,直到满足终止条件,并对决策树进行修剪和评估,生成最优树。

通过实测数据并辅以目视解译选取训练样本集,根据该样本集提取特征指数,构成数据集。利用Clementine软件生成CART决策树。

## 3 分类过程与结果分析

### 3.1 特征变量数据集的建立

将原始影像第4波段、NDVI与主成分变换第2及3分量进行波段合成后,利用选取的训练样本集对4个变量进行分地类提取,按不同地物类型统计其不同特征变量对应的平均值信息,构建基于不同地物类型的均值直方图,得到的结果如图3所示,其中,B4代表原始影像的第4波段。

由图3a可知,在原始影像第4波段中,水稻与

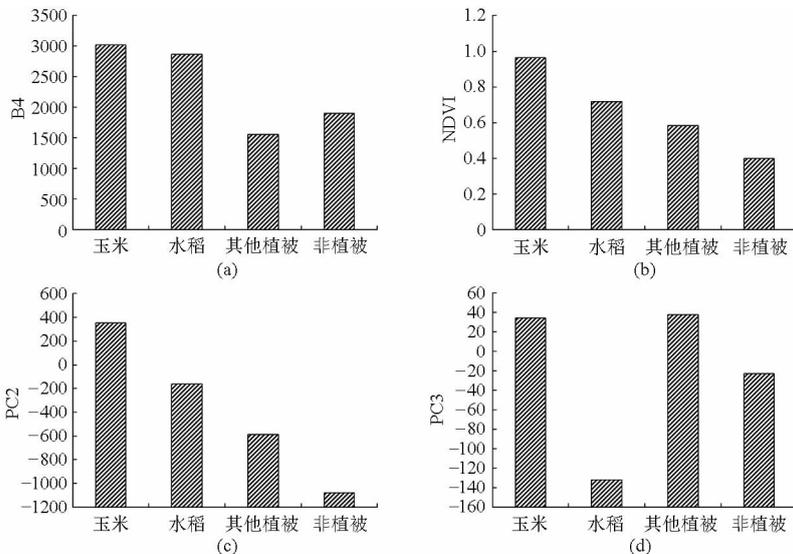


图3 不同地物类型特征变量均值直方图

Fig.3 Mean histogram of characteristic bands about different classes

(a) 原始光谱第4波段 (b) NDVI (c) 主成分变换第2主分量 (d) 主成分变换第3主分量

玉米的差异并不明显,但是二者的值远高于其他植被与非植被。因此若能根据其他波段将水稻和玉米区分开,那么就能依靠此波段对玉米进行提取。

由图 3b 可以看出,玉米的 NDVI 值高于其他地物,但若考虑到每个地类内不同像素点值的上下波动,那么只依靠 NDVI 不能将各地类区分开。

在图 3c 中,各个地类的第 2 主成分之间的差异均很明显。由图 3d 可知,水稻的第 3 主成分值远低于其他地类,因此可以准确地将水稻提取出来。

### 3.2 基于 CART 决策树的水稻与玉米识别

得到基于 GF-1 影像的特征数据集后,利用选取的训练样本数据集,在 Clementine 软件中基于 CART 算法,深入挖掘不同地物类型在各个特征波段的差异,提取出水稻与玉米种植区,得到的分类决策树如图 4 所示,图中  $V_{PC3}$  代表 PC3 的值,依次类推,实线代表“是”,虚线代表“否”。

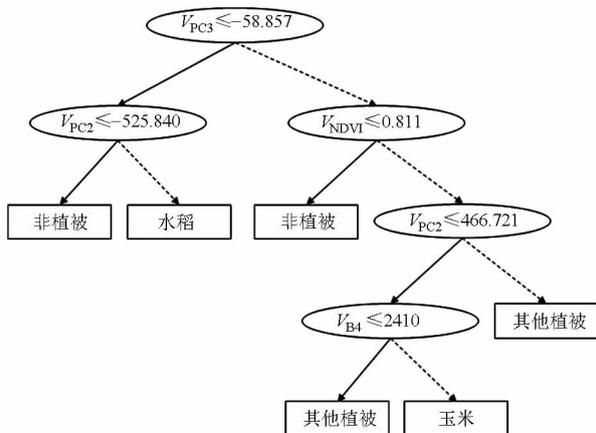


图 4 分类决策树

Fig. 4 Classification decision tree

由图 3 和图 4 可知,首先在主成分变换第 3 主分量中,水稻的值远小于其他地类,利用这个特性提取水稻,然后利用第 2 主成分将误分的非植被与水稻区别开来。其次,利用 NDVI 将非植被提取出来。然后利用原始影像第 4 波段中玉米与其他植被的差异将二者区分。

### 3.3 分类结果与精度验证

采用上述方法对黑龙江省双鸭山市五九七农场 2014 年的水稻和玉米种植区进行提取,获得的分类结果如图 5 所示。考虑到本文的研究对象是水稻与玉米,因此将其他地物类型合并。

由图 5 可以看出,研究区内水稻和玉米的种植区多为连续的大面积区块,破碎区块较少,这为水稻和玉米种植区的提取提供了便利。且水稻种植区集中在研究区东部,而玉米种植区则集中在西部。根据 2014 年黑龙江省农作物目视解译成果,可知本文

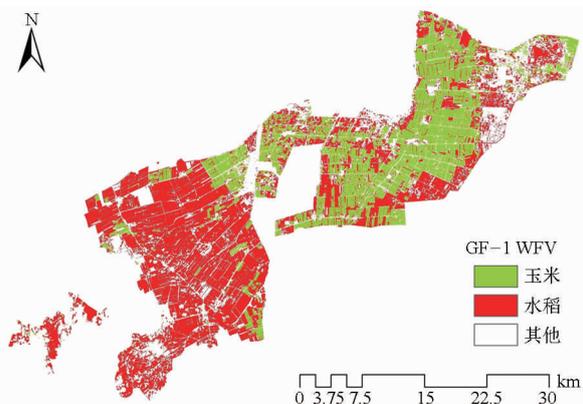


图 5 基于 GF-1 影像的水稻、玉米分类图

Fig. 5 Rice and maize classification map based on GF-1 image

提取结果与解译成果在整体区域上基本重合。因此在缺少 2014 年水稻与玉米种植面积统计数据的情况下,本文将上述两者的面积进行统计。结果显示分类提取水稻分类面积为  $237 \text{ km}^2$ ,玉米分类面积为  $357 \text{ km}^2$ ;根据 2014 年解译结果,水稻解译面积为  $261 \text{ km}^2$ ,玉米解译面积为  $314 \text{ km}^2$ 。水稻与玉米的相对误差分别为 9.2% 和 13.7%。

针对水稻分类面积小于解译面积的情况,将提取结果与原始影像、解译结果叠加分析后,发现:一是由于解译地块普遍稍大于实际地块,二是由于水稻的小部分大块种植区存在提取结果破碎的情况。针对第 2 种情况,本文随机选取未被提取的水稻种植区,提取其特征变量值,并与水稻的提取阈值对比,结果如图 6 所示。图中  $PC3 \leq$ 、 $PC2 \leq$  分别代表关键特征值的判断阈值,即依次满足  $PC3$  不大于  $-58.857$ 、 $PC2$  不大于  $-525.840$ ,才能判断为水稻。可以看出样本点的第 2、3 主成分波段的值均不满足判定条件。而针对玉米分类面积大于解译面积的情况,主要是因为玉米与部分林地光谱相似,导致林地被误分成玉米所致。

根据 2014 年地面实测数据,选取验证样本集,每个地类至少保证 80 个样本<sup>[18]</sup>,通过计算混淆矩阵,对水稻与玉米种植区识别结果进行验证。同时为了验证基于决策树算法的水稻与玉米提取方法的精度,本文利用同一训练样本集,采用最大似然法对影像进行分类,并计算混淆矩阵,结果如表 4 所示。结果表明,基于决策树分类的总体精度为 96.15%,Kappa 系数为 0.94,分别比最大似然法提高了 5.28% 和 0.08。

## 4 结论

(1) 以作物关键生育期内的 GF-1 WFV 16 m 宽幅影像为数据源,利用 CART 决策树算法,对研究

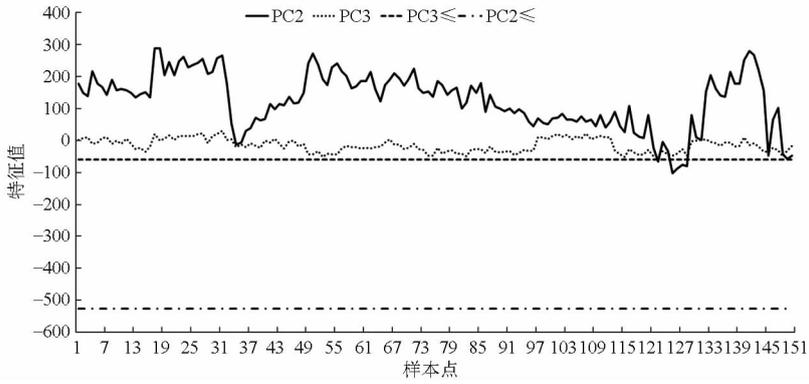


图 6 未分类水稻种植区样本点与关键特征波段阈值对比

Fig. 6 Characteristic value of unclassified rice sample and threshold

表 4 CART 决策树与最大似然法分类结果精度评价对比

Tab. 4 Accuracy evaluation of CART decision tree and maximum likelihood method

分类方法	地类	制图精度/%	用户精度/%	总体精度/%	Kappa 系数	分类方法	地类	制图精度/%	用户精度/%	总体精度/%	Kappa 系数
CART 决策树	水稻	98.41	97.64	96.15	0.94	最大似然法	水稻	98.86	79.80	90.87	0.86
	玉米	95.38	97.89				玉米	86.93	99.89		
	其他	94.83	92.87				其他	86.27	98.78		

区的水稻和玉米进行提取,分类总体精度达到 96.15%,Kappa 系数为 0.94。

量直接参与到决策树构建过程中,并通过对各波段的分析,选择相关性最小的 4 个特征进行分类,提高了水稻与玉米种植面积提取精度。

(2)采用多特征变量,将 NDVI 与主成分变换分

参 考 文 献

- 李志鹏,刘珍环,李正国,等. 水稻空间分布遥感提取研究进展与展望[J]. 中国农业资源与区划, 2014, 35(6): 9-18.  
Li Zhipeng, Liu Zhenhuan, Li Zhengguo, et al. Progress and prospect of application of remote sensing to rice spatial distribution [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2014, 35(6): 9-18. (in Chinese)
- 陈旭,徐佐荣,余世孝. 基于对象的 QuickBird 遥感图像多层次森林分类[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(1): 22-26.  
Chen Xu, Xu Zuorong, Xu Shixiao. Multi-level forest classification of QuickBird remote sensing image based on objects [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2009, 24(1): 22-26. (in Chinese)
- 陈君颖,田庆久. 高分辨率遥感植被分类研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 221-227.  
Chen Junying, Tian Qingjiu. Vegetation classification based on high-resolution satellite image [J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(2): 221-227. (in Chinese)
- Adelabu S, Dube T. Employing ground and satellite-based QuickBird data and random forest to discriminate five tree species in a Southern African Woodland [J]. Geocarto International, 2015, 30(4): 457-471.
- 李志鹏,李正国,刘珍环,等. 基于中分辨 TM 数据的水稻提取方法对比研究[J]. 中国农业资源与区划, 2014, 35(1): 27-33.  
Li Zhipeng, Li Zhengguo, Liu Zhenhuan, et al. Contrasting two classification methods in mapping paddy rice using the mid-resolution TM images [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2014, 35(1): 27-33. (in Chinese)
- 刘炜,王聪华,赵尔平,等. 基于面向对象分类的细小河流水体提取方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 237-244.  
Liu Wei, Wang Conghua, Zhao Erping, et al. Extraction of small river information based on object-oriented classification [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 237-244. (in Chinese)
- 李春干,邵国凡. Landsat7 ETM+ 图像用作 SPOT5 图像森林分类的辅助数据研究[J]. 北京林业大学学报, 2010, 32(4): 1-5.  
Li Chungan, Shao Guofan. Using Landsat7 ETM+ images as ancillary data for forest cover classification of SPOT5 images [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2010, 32(4): 1-5. (in Chinese)
- 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 Qingyun, Yang Guijun, Long Huiling, et al. Crop information identification based on MODIS NDVI time-series data [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(11): 134-144. (in Chinese)
- Damien A, Milton J, Vincent D, et al. Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of Mato Grosso, Brazil [J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(22): 7847-7871.

- 10 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)
- 11 黄振国,杨君. 高分一号卫星影像监测水稻种植面积研究综述[J]. 湖南农业科学, 2014(13): 76-78.  
Huang Zhenguo, Yang Jun. Review of high-1 satellite image monitoring rice planting area[J]. Hunan Agricultural Sciences, 2014(13): 76-78. (in Chinese)
- 12 千怀遂. 农作物遥感估产最佳时相的选择研究——以中国主要粮食作物为例[J]. 生态学报, 1998, 18(1): 50-57.  
Qian Huaisui. Selection of the optimum temporal for crop estimation using remote sensing data—main food crops in China[J]. Acta ecologica Sinica, 1998, 18(1): 50-57. (in Chinese)
- 13 欧文浩,苏伟,薛文振,等. 基于 HJ-1 卫星影像的三大农作物估产最佳时相选择[J]. 农业工程学报, 2010, 26(11): 176-182.  
Ou Wenhao, Su Wei, Xue Wenzhen, et al. Selection of optimum phase for yield estimation of three major crops based on HJ-1 satellite images[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(11): 176-182. (in Chinese)
- 14 李会志. 基于 RS/GIS 的开都河流域下游绿洲土壤盐渍化动态变化研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆师范大学, 2010.  
Li Huizhi. Study on dynamic changes of the oasis soil salinization in the lower reaches of Kaidu river basin, Xinjiang based on RS and GIS[D]. Urumqi: Xinjiang Normal University, 2010. (in Chinese)
- 15 杨培玉. 基于纹理特征的建筑物震害信息提取方法研究[J]. 交通科技与经济, 2013, 15(6): 118-121.  
Yang Peiyu. Study of building extraction earthquake damage based on texture feature[J]. Technology & Economy in Areas of Communications, 2013, 15(6): 118-121. (in Chinese)
- 16 郭杨亮. 多波段遥感图像在土地利用中的应用研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2012.  
Guo Yangliang. Application and research of multi-band remote sensing images in land use[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)
- 17 牛鲁燕,张晓艳,郑继业,等. 基于 Landsat8 OLI 数据的山东省耕地信息提取研究[J]. 中国农学通报, 2014, 30(34): 264-269.  
Niu Luyan, Zhang Xiaoyan, Zheng Jiye, et al. Extraction of cultivated land information in Shandong Province based on Landsat8 OLI data[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2014, 30(34): 264-269. (in Chinese)
- 18 刘晓娜,封志明,姜鲁光. 基于决策树分类的橡胶林地遥感识别[J], 农业工程学报, 2013, 29(24): 163-172.  
Liu Xiaona, Feng Zhiming, Jiang Luguang. Application of decision tree classification to rubber plantations extraction with remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(24): 163-172. (in Chinese)