

杨艳魁,陈芸芝,吴波,等. 基于高分二号影像结合纹理信息的茶园提取[J]. 江苏农业科学,2019,47(2):210-214.  
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.02.053

# 基于高分二号影像结合纹理信息的茶园提取

杨艳魁,陈芸芝,吴波,汪小钦

(福州大学空间数据挖掘和信息共享教育部重点实验室/福建省空间信息工程研究中心,福建福州 350116)

**摘要:**为提高高分辨率遥感影像分类精度,针对高分二号影像发展一种综合利用遥感影像光谱和纹理信息的茶园种植区提取方法。该方法首先利用归一化植被指数(NDVI)和修正的归一化植被指数(MNDVI)构建新的光谱特征——差异归一化差分植被指数(DNDVI),通过灰度共生矩阵(GLCM)构建新的纹理特征——灰度共生纹理(GLCT),然后结合光谱和纹理特征运用支持向量机(SVM)的方法进行分类。试验采用2种方案(原始波段+光谱特征,原始波段+光谱特征+纹理特征)对影像进行分类,分类总体精度分别为79.6%、89.8%,Kappa系数分别为0.659、0.788。结果表明,结合纹理信息能明显地提高分类精度,并较好地实现对高分二号影像茶园种植区的分类提取。

**关键词:**高分辨率;光谱;纹理;GLCM;茶园提取

**中图分类号:** TP79;S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)02-0210-05

中国是世界上最早利用茶叶、栽培茶树的国家,有着独特的茶文化,而且中国的茶园面积和茶叶产量均居世界第一;因此准确获取茶树种植区分布,可为政府部门进行茶园规划管理、茶叶估产及灾害预防处理等提供数据支撑<sup>[1]</sup>。

但传统通过构建指数等光谱特征来提取作物的方法,由于存在着同谱异物、同物异谱等问题,具有很大的局限性。茶树与其他植被的光谱特征非常相似,使得茶树与其他植被容易产生严重的光谱混淆问题<sup>[2]</sup>。解决光谱混淆的一个重要

方法是引入以空间信息为基础的纹理特征<sup>[3]</sup>,采用基于多特征的分类方法提高影像的分类精度<sup>[4-5]</sup>。高分辨率遥感影像由于其分辨率足够高,提供了丰富的地面信息,不同地物内部的纹理差异得到很好体现<sup>[6]</sup>,使得纹理特征的提取与应用得到广泛关注。随着高分辨率遥感影像的普遍,基于高分辨率影像结合纹理特征的分类方法得到广泛应用。杨红卫等利用高分辨率影像纹理特征分别对橡胶林和农业区土地利用类型进行分类研究<sup>[7-8]</sup>。佃袁勇等通过将纹理特征分别与光谱特征和几何特征有效结合,实现对地表覆盖和城区道路的分类和提取<sup>[9-10]</sup>。在上述研究的基础上,本研究尝试结合光谱特征和纹理特征,得到适用于高分二号影像茶园种植区提取的分类方法。

本研究利用高分二号数据,以福建省安溪西部为研究区域,通过构建特征提取茶园区相关光谱和纹理信息,利用机器学习的方法结合光谱信息和纹理信息,对茶园种植区进行提

收稿日期:2017-09-21

基金项目:国家自然科学基金(编号:41401488,41571330);福建省高校产学研重点项目(编号:2017Y4010)。

作者简介:杨艳魁(1991—),男,河南驻马店人,硕士研究生,主要从事遥感信息处理与应用研究。E-mail:fdxyyk@163.com。

通信作者:陈芸芝,博士,副研究员,主要从事环境与自然资源遥感方面研究。E-mail:chenyunzhi@fzu.edu.com。

[5]阿依努尔·达吾提,麦麦提敏·乃依木. 新疆草地退化现状、原因及防治对策[J]. 新疆畜牧业,2015(10):18-21.

[6]沈海花,朱言坤,赵霞,等. 中国草地资源的现状分析[J]. 科学通报,2016,61(2):139-154.

[7]罗玲,王宗明,任春颖,等. 基于MODIS数据的松嫩草原产草量遥感估算模型与空间反演[J]. 农业工程学报,2010,26(5):182-187,388.

[8]Turner D P, Ritts W D, Cohen W B, et al. Site-level evaluation of satellite-based global terrestrial gross primary production and net primary production monitoring[J]. Global Change Biology, 2005, 11(4):666-684.

[9]周鑫,盛建东,张文太,等. 基于MODIS数据的伊犁地区草地上生物量反演[J]. 草地学报,2015,23(1):27-33.

[10]Kawamura K, Akiyama T, Yokota H, et al. Quantifying grazing intensities using geographic information systems and satellite remote sensing in the Xilingol steppe region, Inner Mongolia, China[J]. Agriculture Ecosystems & Environment, 2005, 107(1):83-93.

[11]中国农科院草地研究所,中国科学院自然资源综合考察委员会. 中

国草地资源数据集[M]. 北京:中国农业出版社,1994:10-75.

[12]Ni J. Forage yield-based carbon storage in grasslands of China[J]. Climatic Change, 2004, 67(2/3):237-246.

[13]刘占宇,黄敬峰,吴新宏,等. 草地生物量的高光谱遥感估算模型[J]. 农业工程学报,2006,22(2):111-115.

[14]张凯,郭锐,王润元,等. 甘南草地上生物量的高光谱遥感估算研究[J]. 草业科学,2009,26(11):44-50.

[15]解平静. 高原湿地植被地上生物量遥感估算方法及时空变化研究[D]. 成都:电子科技大学,2012.

[16]张小琪. 阿勒泰地区草地生物量遥感反演模型的建立[D]. 乌鲁木齐:新疆农业大学,2013.

[17]李俊晓,李朝奎,殷智慧. 基于ArcGIS的克里金插值方法及其应用[J]. 测绘通报,2013(9):87-90,97.

[18]丁连军,吕新,郭鹏,等. 基于GIS石河子垦区数字高程的空间插值法研究[J]. 石河子大学学报(自然科学版),2007,25(4):435-439.

[19]李稳. 利用趋势面分析法判定城市供水管网中漏失区的研究[D]. 太原:太原理工大学,2006.

取,旨在及时掌握茶树的种植面积信息,以供相关部门决策参考。

## 1 研究区及数据

安溪县位于福建省东南沿海,厦、漳、泉闽南金三角西北部,隶属泉州市,以茶业闻名全中国,号称中国茶都;安溪县是中国乌龙茶之乡、名茶铁观音的发源地,创造了独具魅力的安

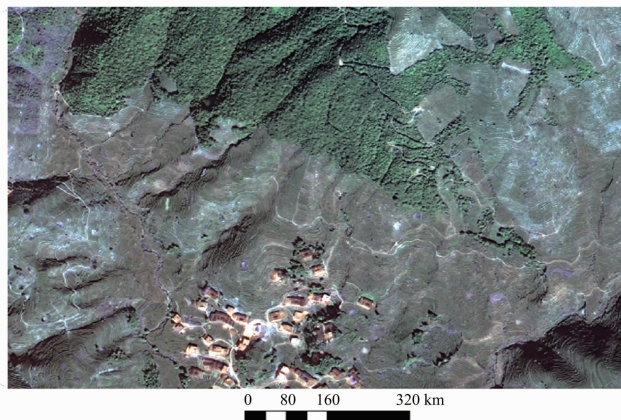


图1 研究区域及影像

## 2 研究方法

本研究采用的方法是利用影像光谱和纹理特征,基于支持向量机(SVM)分类器进行分类,进而对茶园种植区进行提取。首先利用归一化植被指数(NDVI)和修正的归一化植被指数(MNDVI)构建新的光谱特征,然后通过灰度共生矩阵(GLCM)构建新的纹理特征来提取影像相关纹理特征,最后应用 SVM 分类器对图像进行基于光谱和纹理特征的分类。

### 2.1 光谱分析

地物的光谱曲线作为判读和分类的物理基础,广泛地应用于遥感影像的分析和评价中<sup>[11-12]</sup>。基于影像及野外调查获得各地物的样本点,通过统计分析得到特征值和光谱曲线,为地物类型可分性分析提供一定的依据<sup>[13]</sup>。

通过目视判读和野外调查发现,研究区内地物大致为 4 类,包括林地、建筑用地、茶园、阴影(图 2)。

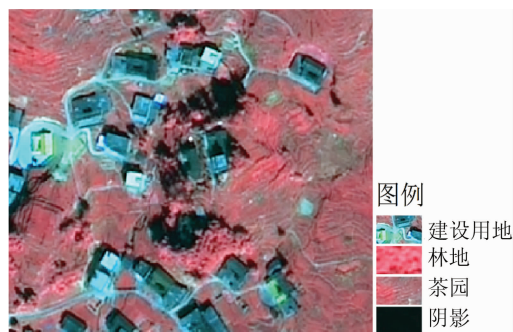


图2 遥感影像(4、3、2波段组合)

在融合后的影像上选取各地物的感兴趣区域形成样本集,统计各类的波段均值并绘制地物光谱曲线(图 3)。

从图 3 可以看出,建筑用地(1、2、3)和阴影的光谱值在第四波段上升比较平缓,而植被的光谱值在第四波段上升的幅度比较大。所以利用第 3 波段和第 4 波段的光谱差异可以

溪茶文化。本研究选取安溪西部一幅大小为 1 202 × 821 像素的影像作为试验数据(图 1)。影像包括 1 个 1 m 分辨率的全色波段和 4 个 4 m 分辨率的多光谱波段(蓝光波段、绿光波段、红光波段、近红外波段)。首先对数据进行配准,然后进行正射校正、NNDiffuse Pan Sharpening 融合和大气校正,最终得到校正后的 1 m 分辨率的多光谱融合数据。

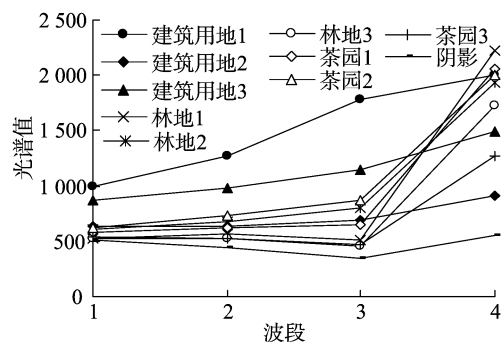


图3 地物光谱曲线

将茶树与建筑用地、阴影区分开,但林地(1、2、3)和茶园(1、2、3)光谱值在 4 个波段都非常相似,因此仅依靠光谱信息无法有效地将茶园和林地区分开。

### 2.2 光谱信息增强

归一化植被指数(normalized difference vegetation index, 简称 NDVI)是植被生长状态及植被覆盖度的有效指示因子,经比值处理可以部分消除与太阳高度角、卫星观测角、地形、云阴影和大气条件有关的辐照度条件变化(大气层辐射)等的影响,主要反映植被在红光波段和近红外波段反射差异的指标,被广泛用于植被的统计和提取、检测植被生长状态和植被时空变化分析等<sup>[1]</sup>,表达式如下:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

式中: NIR 代表近红外波段的反射值, R 为红波段的反射值。从图 4-a 可以看出, NDVI 特征图中非植被类显示为暗黑色,与植被有明显的区别;森林灌木等植被由于比较密集呈现为高亮色;而茶园由于其独特的分垄种植方式致使垄间的土地裸露,从而使得茶园在 NDVI 图上呈现灰色。仔细观察还发现右下角(红色方框内)坡度比较大的斜坡上的茶园在 NDVI 图上有一部分也呈现黑色,和非植被类容易混淆。

修正的归一化植被指数(modified normalized difference vegetation index,简称 MNDVI)主要用于区分无人机影像或其他波段比较少的影像上植被和其他地物覆盖类型,该指数用红波段代替近红外波段,用绿波段代替红波段,弥补了有些影像波段太少或没有近红外波段而无法使用 NDVI 指数的不足,反映植被在可见光反射与土壤背景之间差异的指标,表达式如下:

$$MNDVI = \frac{R - G}{R + G}$$

式中:R 代表红波段的反射值,G 为绿波段的反射值。从图 4-b 可以看出,MNDVI 特征图中非植被类显示为亮色,而森林灌木等植被呈现为暗黑色,与 NDVI 图刚好相反。茶园则还是呈现灰色,而且右下角(红色方框内)坡度比较大的斜坡上的茶园还是呈现黑色。

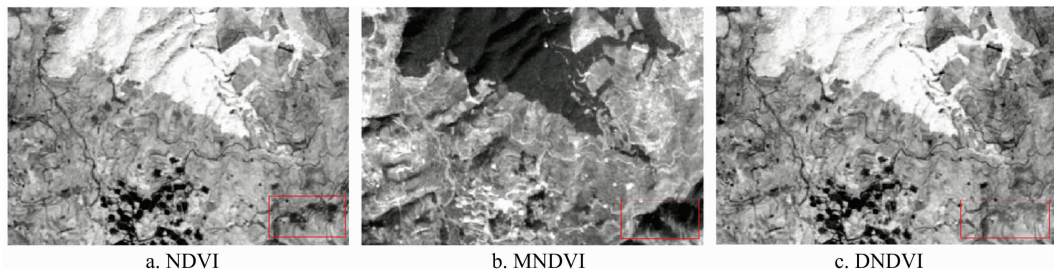


图4 光谱特征

### 2.3 纹理特征提取

通过对影像判读可知,长势良好或树龄较大的茶树会比较整齐茂盛,光谱与林地相近,但梯田状的种植方式使得茶树垄间走向近似平行<sup>[1]</sup>,因此,茶园种植区拥有与其他地物明显不同的纹理表现,本研究提取茶园种植区纹理信息作为影像分类的主要特征。

灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix,简称 GLCM)作为一种经典的图像纹理特征提取算法,已被理论和试验证明在纹理提取上是一个很好的方法,广泛用于将灰度值转化为纹理信息<sup>[14]</sup>。它基于统计的方法,使用了灰度图像中相隔一定距离的 2 个像素之间的空间相关特性。共生矩阵定义为灰度纹理图像中某一特定方向  $\theta$  上相距为  $d$  的 2 个灰度值同时出现的联合概率分布,它是像素距离  $d$  和角度  $\theta$  的矩阵函数,也就是对于不同的方向选取和不同的步长选取,所得到的灰度共生矩阵一般是不同的<sup>[15]</sup>。

灰度共生矩阵可以代表灰度图像一定的纹理特征,但是一般矩阵中元素个数较多,灰度共生矩阵并不直接作为灰度图的纹理特征进行使用,而是在得到矩阵的基础上,进一步提取相关特征<sup>[15]</sup>。

同时由于窗口大小是影响灰度共生矩阵性能和纹理特征完整性的主要因素,因此窗口大小的选择相当重要。为了选取最适合的窗口大小,本研究分别选取窗口大小 5、7、9、11、13、15、17、19、21、23、25 进行试验,利用全色波段数据计算灰度共生矩阵,基于灰度共生矩阵提取对比度特征(以对比度特征为例,其他特征同样)。然后对不同窗口大小下提取的对比度纹理特征进行分类评价,通过对纹理特征的直接分类评价来判断纹理特征提取的优劣差异,不同窗口大小下的纹理特征的分类精度见图 5。

从图 5 可以看出,窗口大小为 15 时,对纹理特征进行分类能够取得最大的精度,所以我们最终采用的窗口大小为

坡上的茶园还是呈现黑色。

因此为了增强非植被、植被以及茶园在特征图上的对比度,同时也为了消除斜坡上的茶园在 NDVI 和 MNDVI 图上容易与其他地类的混淆,本研究构建差异归一化差分植被指数 DNDVI(difference normalized difference vegetation index),公式如下:

$$DNDVI = MNDVI - NDVI = \frac{R - G}{R + G} - \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

通过对 NDVI 和 MNDVI 做差值运算来增强茶园与其他地物的差异,得到的 DNDVI 特征如图 4-c 所示。从图 4-c 可以看出,不同地物间的光谱差别被增强,同时右下角(红色方框内)斜坡上的茶园也没有和其他地类形成混淆。

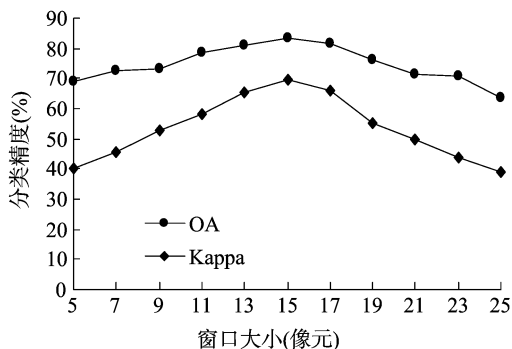


图5 不同窗口大小提取的纹理图像分类精度

15。试验中  $\theta$  取  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  这 4 个方向, $d$  取 1,窗口大小取  $15 \times 15$ ,计算影像灰度共生矩阵。基于灰度共生矩阵提取了对比度、差异性、熵、方差、匀质性、二阶矩 6 个特征,GLCM 提取的纹理特征见图 6。

从图 6 可以看出,在对比度、差异性、熵、方差 4 个特征图上茶园区域相比于其他地物类别显示为暗色,而在匀质性、二阶矩 2 个特征图上茶园区域相比于其他地物类别显示为亮色,与前 4 个特征图刚好相反。因此,为了增强茶园和其他地物类别差异的对比度,将前 4 个特征相加然后减去后 2 个特征构建新的灰度共生纹理 GLCT(gray level co-occurrence texture)即

$$GLCT = \text{对比度} + \text{差异性} + \text{熵} + \text{方差} - \text{匀质性} - \text{二阶矩}。$$

得到的 GLCT 纹理特征见图 7。

从图 7 可以看出,茶园区呈现暗黑色,其他地物呈现亮白色,茶园和其他地物的差异得到增强。

## 3 结果与分析

### 3.1 样本选择

通过目视判读和野外调查,将研究区域内的地物分为茶



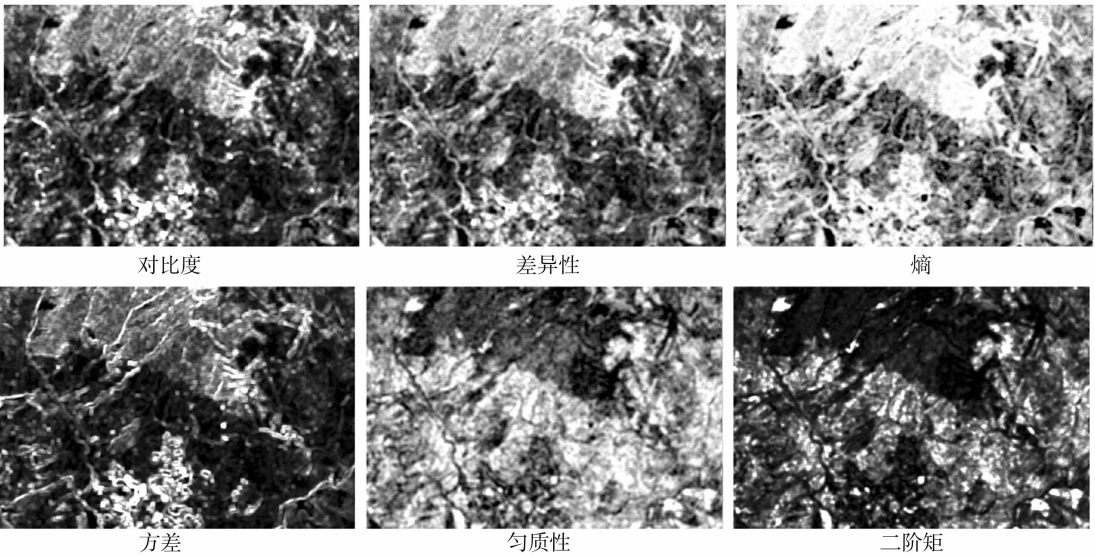


图6 基于 GLCM 提取的纹理特征

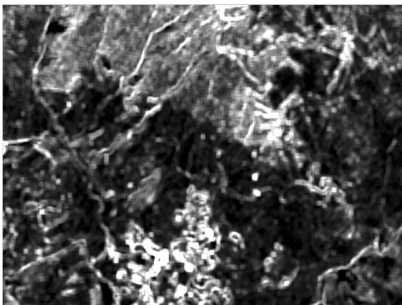
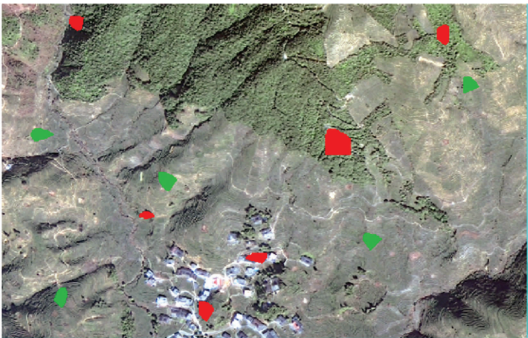


图7 GLCT纹理特征



a. 训练样本



b. 测试样本

图8 训练样本、测试样本的分布

表 1 训练和测试数据

类号	类名	训练样本数 (个)	测试样本数 (个)
1	茶园	1 315	5 462
2	其他	1 839	7 572

进行分类。2 种方案分类的结果见图 9。

从图 9 - a 可以看出,分类结果有许多零碎的小斑块,而这些小斑块基本是稀疏的茶园,可见仅利用光谱信息的分类存在着相当多把茶园错分为其他类的现象;而居民区则分得过于零碎也存在少量的漏分现象。结合纹理的分类结果则较好地避免了错分和漏分现象(图 9 - b)。

园和其他 2 个类别;然后随机选取训练和测试样本,样本分布见图 8,样本数量见表 1。

3.2 分类结果

采用基于机器学习的支持向量机分类方法对研究区影像进行分类,为了验证纹理特征对分类精度的影响,本研究运用 2 种方案对研究区影像进行分类。

方案 1:仅利用光谱特征(原始波段 + 光谱特征)训练支持向量机,采用 SVM 分类方法对影像进行分类。

方案 2:结合光谱特征和纹理特征(原始波段 + 光谱特征 + 纹理特征)训练支持向量机,采用 SVM 分类方法对影像

3.3 精度评价

采用整体分类精度(overall accuracy,简称 OA)、Kappa 系数以及生产者精度(Prod Acc)和用户精度(User Acc)等评价指标比较了 2 种方案分类的效果。分类精度见表 2。

通过对比方案 1 和方案 2 可以看出,结合纹理信息能显著地提高分类结果,相比于仅依赖光谱信息的分类结果在总体精度上提高了 10.2 个百分点;在 Kappa 系数上提高了 0.13;结果表明,纹理信息对提高茶园分类精度的重要性,证明本研究所采用方法的有效性。

4 结语

本研究针对高分辨率遥感影像空间信息丰富的特征,发

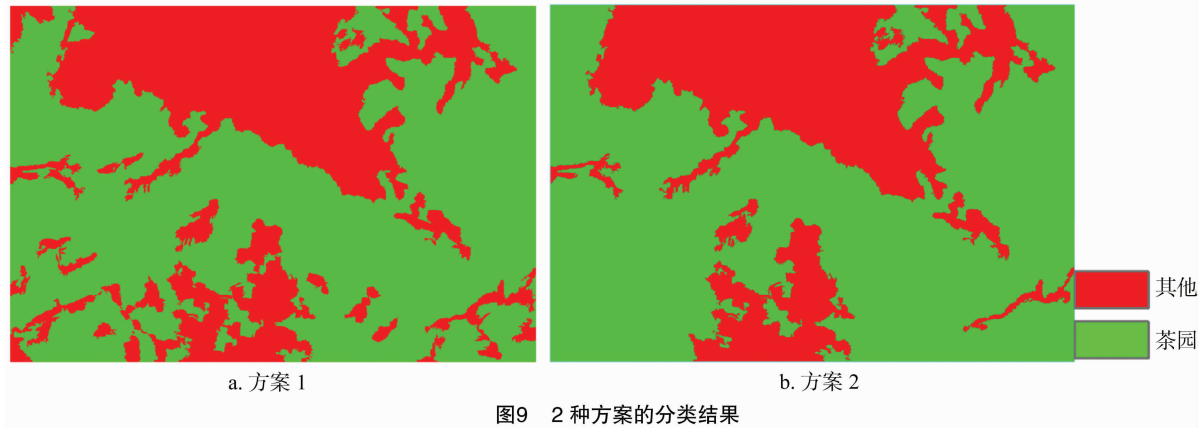


图9 2 种方案的分类结果

表 2 2 种方案的分类精度

方案	OA (%)	Kappa 系数	茶园		其他	
			prod acc	user acc	prod acc	user acc
方案 1	79.6	0.659	70.31	81.54	82.26	76.83
方案 2	89.8	0.788	83.03	92.11	94.75	88.31

展一种适合于高分二号影像茶园种植区的提取方法。该方法利用现有光谱指数 NDVI 和 MNDVI 构建新的光谱特征 DNDVI 来提取茶园光谱信息;利用灰度共生矩阵构建新的纹理特征 GLCT 来提取茶园纹理特征,然后基于支持向量机结合光谱和纹理信息对茶园种植区进行提取。采用 2 种方案(原始波段 + 光谱特征,原始波段 + 光谱特征 + 纹理特征)对影像进行分类,得到以下结论:(1)结合纹理特征的茶园提取的总体精度为 89.8%,Kappa 系数为 0.788;相比于仅依赖光谱信息的分类结果在总体精度上提高了 10.2 个百分点;在 Kappa 系数上提高了 0.13。(2)纹理信息对于高分辨率遥感影像的分类相当重要,结合纹理信息能显著地提高高分辨率遥感影像的分类精度。(3)本研究方法能较好地实现对高分二号影像茶园种植区的分类提取。

参考文献:

[1]徐伟燕,孙 睿,金志凤. 基于资源三号卫星影像的茶树种植区提取[J]. 农业工程学报,2016,32(增刊1):161-168.

[2]Rajapakse R S,Tripathi N K,Honda K. Spectral characterization and LAI modelling for the tea[ *Camellia sinensis* (L.) O. Kuntze] canopy [J]. International Journal of Remote Sensing,2002,23(18):3569-3577.

[3]黄 昕,张良培,李平湘. 融合形状和光谱的高空间分辨率遥感影像分类[J]. 遥感学报,2007,11(2):193-200.

[4]Pena-Barragan J M,Ngugi M K,Plant R E. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology[J]. Remote Sensing of Environment,2011,115(6):1301-1316.

[5]陈 云,戴锦芳,李俊杰. 基于影像多种特征的 CART 决策树分类

方法及其应用[J]. 地理与地理信息科学,2008,24(2):33-36.

[6]Mallinis G, Koutsias N, Tsakiri - Strati M A. Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2008,63(2):237-250.

[7]杨红卫,童小华. 高分辨率影像的橡胶林分布信息提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2014,39(4):411-416,421.

[8]林 楠,姜琦刚,杨佳佳,等. 基于资源一号 02C 高分辨率数据的农业区土地利用分类[J]. 农业机械学报,2015,46(1):278-284.

[9]佃袁勇,杨 光,方圣辉. 傅里叶谱纹理和光谱信息结合的高分辨率遥感影像地表覆盖分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2017(3):362-368.

[10]胡华龙,吴 冰,黄邵美. 结合 Gabor 纹理与几何特征的高分辨率遥感影像城区道路提取方法[J]. 测绘科学技术学报,2015,32(4):395-400.

[11]韩丛丛,逢杰武,吴泉源,等. TM 影像中居民地提取的决策树方法研究——以烟台市为例[J]. 遥感信息,2007(6):73-76.

[12]Li M,Zhao G X,Qin Y W. Extracton and monitoring of cotton area, growth information using remote sensing at small scale:a case study in Dingzhuang town of Guangrao county, China [C]//International Conference on Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring,2011:816-823.

[13]王周龙,冯学智,刘晓枚,等. 秦淮河丘陵地区土地利用遥感信息提取及制图[J]. 遥感学报,2003,7(2):131-135.

[14]薄 华,马缚龙,焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. 电子学报,2006,34(1):155-158,134.

[15]张 鑫,魏海坤. 基于灰度共生矩阵的旋转不变性改进算法 [J]. 工业控制计算机,2016,29(6):115-117.