

引用格式:任传帅,叶回春,崔贝,等. 基于面向对象分类的芒果林遥感提取方法研究[J]. 资源科学, 2017, 39(8): 1584-1591.
[Ren C S, Ye H C, Cui B, et al. Acreage estimation of mango orchards using object-oriented classification and remote sensing[J].
Resources Science, 2017, 39(8): 1584-1591.] DOI: 10.18402/resci.2017.08.14

基于面向对象分类的芒果林遥感提取方法研究

任传帅^{1,3}, 叶回春^{1,2}, 崔 贝^{1,2}, 黄文江^{1,2}

(1.中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 海南省地球观测重点实验室, 三亚 572029; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 中国芒果种植面积居世界第二, 并有持续增长的趋势。国内外利用遥感手段提取农作物的相关研究较多, 但有关芒果林遥感提取的研究仍较少。本研究基于2016年12月的高分辨率卫星SPOT-6数据, 结合植被覆盖度(FVC)和坡度(SLOPE)因子, 利用面向对象分类方法对芒果林地信息进行提取, 结果表明, 利用FVC和SLOPE参与分割的面向对象分类方法, 提取芒果林地的生产者精度达92.81%, 用户精度达97.19%。该方法相比于最大似然法分类以及FVC和SLOPE未参与分割的面向对象分类, 提取芒果林地的生产者精度分别提高了19.28%和3.62%; 用户精度分别提高了8.62%和3.86%。本研究可为果园用地的遥感识别与信息提取有效的方法借鉴。

关键词: 芒果林地; 面向对象分类; 植被覆盖度; 数字高程模型; 遥感提取

DOI: 10.18402/resci.2017.08.14

1 引言

随着人们对高质量生活的追求以及农民对高经济回报的追逐, 中国农产品逐渐从传统的棉、粮、油种植向园艺(如水果和蔬菜)、畜牧和水产转变。芒果具有“热带水果之王”的美称, 近年来芒果种植面积逐年扩大, 产量也大幅上升, 现阶段芒果已经成为世界五大水果之一。中国芒果种植面积居世界第二, 2010年中国芒果种植面积达12.9万hm²(不含台湾), 种植区域主要分布在海南、台湾、广东、广西及四川、贵州、云南等省份, 其中海南省是中国芒果种植面积最大的省份(4.13万hm²), 约占全国芒果种植面积的34.3%^[1]。快速获取芒果资源的面积及空间分布信息对于优化芒果资源的空间布局及相关部门制定决策具有重要意义。传统的芒果资源统计数据多是农业部通过乡镇登记访问的办法获得, 这种工作方式耗时长、费用高、工作繁琐、在大的空间和时间内可操作性差。遥感技术具有宏

观、快速、实时获取大面积地物信息的优势, 且已经被广泛地应用于农作物、森林树种的识别提取, 为芒果林地遥感提取提供了理论借鉴。

目前, 应用遥感技术进行芒果林地信息提取的研究相对较少, 但在植被信息提取方面, 国内外学者已经做了大量研究。Julien等利用NDVI、Landsat TM和地表温度数据采用最大似然法对西班牙巴拉克斯地区农作物进行分类, 在将农作物分为灌溉区和非灌溉区时获得了87%的分类精度, 但同时提出将农作物进行二次分类(区分出大麦、小麦和燕麦)比较困难^[2]。武永利等利用FY-3A MERSI数据分别应用最大似然法、神经网络法、混合像元分解法对山西省南部地区冬小麦进行提取, 并提出混合像元分解提取冬小麦面积与实际种植面积最为接近^[3]。以上各种方法多是以像元为基本单元, 通过对像元的光谱统计分析进行地物的识别提取, 没有充分利用遥感影像的纹理等几何结构特

收稿日期: 2017-02-10; 修订日期: 2017-07-03

基金项目: 海南省自然科学基金项目(2016CXTD015); 海南省应用技术研发与示范推广专项(ZDXM2015102); 海南省重大科技计划项目(ZDKJ2016021-02)。

作者简介: 任传帅, 男, 山东济宁人, 硕士, 主要从事热带亚热带作物遥感监测研究。E-mail: rences@radi.ac.cn

通讯作者: 黄文江, E-mail: huangwj@radi.ac.cn

2017年8月

征,并且分类结果中无法避免“椒盐”现象的存在^[4]。

面向对象分类是一种针对目标对象的分类方法,其原理是首先根据像元之间的光谱异质性对研究区进行多尺度分割和合并,将研究区分割成不同大小的同质多边形,然后通过设定规则或者选取样本,对研究区进行分类。面向对象分类不仅利用地物的光谱特性,而且充分利用了研究目标的纹理、空间等结构特征,可以有效地避免“椒盐”现象^[5]。目前面向对象分类在国内外应用较多,如已有学者利用面向对象分类方法进行了各自研究区的土地利用/覆被的分类^[6-8],或者将单一土地利用/覆被类型如小麦^[9]、森林^[10]、水稻田^[11]、湿地^[12-14]等作为研究对象。然而,利用面向对象分类方法进行芒果林地的提取仍鲜有研究,且在植被信息提取的过程中,往往只是将NDVI、DEM数据作为辅助数据,而利用可以直观反映植被密度的植被覆盖度数据的研究较少。

本研究从海南省三亚市选取一块面积约45km²的区域作为研究区,利用单时相SPOT-6卫星遥感数据,采用面向对象分类方法,通过引入能反映芒果林地种植密度的植被覆盖度因子和能反映芒果林地地理位置的坡度因子作为辅助数据,开展芒果林地遥感提取方法研究。通过对提取结果精度的对比分析,建立芒果林地遥感提取最优方法,以期为中国水果园地识别提取提供借鉴。

2 研究区概况、数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

本研究选取海南省三亚市西部一块面积约45km²的区域作为研究区,区域内土地利用类型多样,主要包括芒果林地、耕地、建设用地、水体以及其它植被等。研究区地形复杂,主要包括山地、丘陵和平原等。研究区属于热带海洋性季风气候,全年平均气温26.6℃,年极端最高气温35.0℃,年极端最低气温14.6℃,年平均降雨量1930.7mm^[15]。近年来,三亚市芒果种植面积急速增长,据统计,20世纪90年代初三亚市芒果种植面积约800hm²,年产量约500t;2001年芒果种植面积增加到5407hm²,产量也增加到1.7万t;2013年,三亚市全境芒果种植面积已经达到10 065hm²,芒果年产量达12.4万t^[15]。随着芒果产业的发展,三亚市芒果种植已经形成一定的区域布局,全市有梅山、三公里村、南山(抱古)、北岭、雅量等多个大型芒果种植基地。研究区具体位置见图1。

2.2 数据获取与处理

遥感影像根据实际需要选取法国SPOT-6卫星数据,卫星过境时间为2013年12月7日,空间分辨率为1.5m(全色波段)和6m(蓝、绿、红、近红外),各参数详见表1。

对获取的SPOT-6影像原始数据进行了以下预处理:

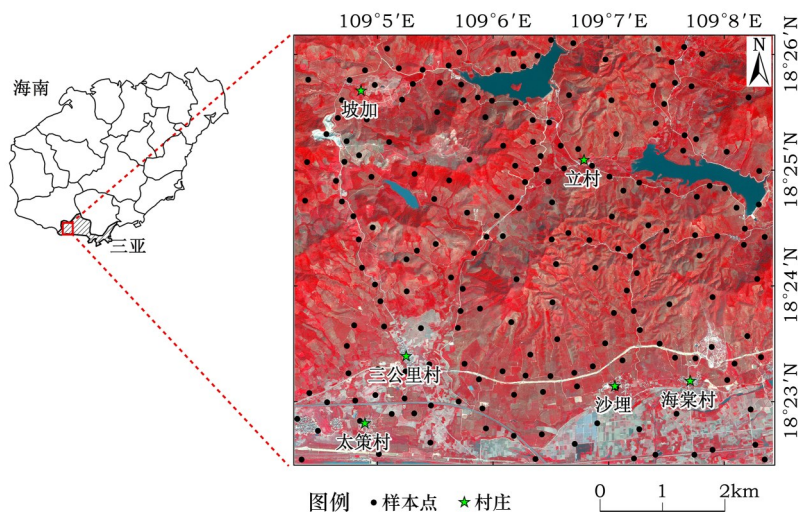


图1 研究区地理位置及地面调查样点分布

Figure 1 The study area and investigation sites

表1 SPOT-6的基本参数

Table 1 Basic parameters of SPOT-6

| 名称 | 参数 | 名称 | 参数 |
|-------------------|--------------------|-------|----------|
| 波段数 | 5 | 幅宽 | 星下点 60km |
| 波长/ μm | Pan: 0.455~0.745 | | |
| | Band1: 0.455~0.520 | 轨道高度 | 694km |
| | Band2: 0.530~0.590 | | |
| | Band3: 0.625~0.695 | 轨道周期 | 26 days |
| | Band4: 0.760~0.890 | | |
| 空间分辨率 | 6m 和 1.5m (Pan) | 辐射分辨率 | 12 比特/像元 |

(1)大气校正:大气校正的主要目的是消除因地形、大气等因素造成的光谱亮度失真^[16]。首先对SPOT-6影像数据进行辐射定标,在辐射定标的基础上进行FLAASH大气校正,消除图像数据中依附在辐射亮度里的各种失真。

(2)几何校正:几何校正的目的是通过一定数量的控制点,建立不同影像间的像元插值运算和空间变换,以达到遥感影像与实际地理图件相匹配以及消除遥感影像几何畸变的目的^[17]。本研究通过在遥感影像上均匀布设控制点,对遥感影像进行几何精度校正。

(3)图像裁剪:在辐射校正和几何校正的基础上,对遥感影像完成研究区裁剪。

(4)图像融合:多光谱数据与高分辨率数据的融合是获取高分辨率多光谱影像的重要手段之一。本研究利用Gram-Schmidt Pan Sharpening融合算法^[18,19]对研究区SPOT多光谱波段(6m)和全色数据(1.5m)进行融合,最终获得了1.5m空间分辨率的多光谱数据。

坡度(SLOPE)是影响地表植被覆盖的一个重要因素^[20],利用坡度数据能在一定程度上反映土地利用类型及植被的分布状况。特别是对于山区丘陵地带,坡度信息是区分林地与耕地的重要因子。研究区坡度信息从数字高程模型(DEM)数据(30m分辨率)中提取,DEM数据来源于中国科学院计算机网络信息中心地理空间数据云网站^[21]。另外,为了使DEM数据与卫星数据进行匹配,本研究利用三次卷积内插法对DEM数据进行了重采样。

植被覆盖度(FVC)是指植被(包括茎、叶、枝)地面垂直投影面积与统计区地面总面积的百分比^[22]。它能充分反映植被的生长状态和空间分布密度,可

使植被从水体、建筑用地和裸地中分离出来。芒果林地为人工种植园林,有其特有的种植密度,其FVC要低于其它林地,故FVC也是区分芒果林地与其它林地的重要因子。根据像元二分模型^[23-25]每个像元是由无植被覆盖地表和有植被覆盖地表两部分组成。因此可以利用NDVI来计算FVC。计算公式可表示为:

$$FVC = (NDVI - NDVI_{SOIL}) / (NDVI_{VEG} - NDVI_{SOIL}) \quad (1)$$

式中 $NDVI_{SOIL}$ 为无植被覆盖地表或裸地NDVI值; $NDVI_{VEG}$ 为植被完全覆盖地表NDVI值,即纯植被覆盖像元NDVI值。为保证FVC精度, $NDVI_{SOIL}$ 值取NDVI影像中裸地的 $NDVI_{MIN}$ 值; $NDVI_{VEG}$ 值取影像中全植被覆盖像元的 $NDVI_{MAX}$ 值作为理想纯植被覆盖地表^[23]。

为掌握研究区芒果林的分布情况,本研究在2014年6月对研究区进行了野外实地调研,共获得了198个各地类地块分布信息,其中包括156个芒果林样点坐标以及42个非芒果林样点坐标。

2.3 研究方法

2.3.1 分类方法

(1)最大似然法分类。最大似然法是最常用的遥感影像监督分类方法之一^[26,27]。该方法的基本原理是通过对遥感数据像元统计分析,假定各类地物均为正态分布,通过训练样本,根据判决准则构建非线性判别函数,通过判定每个像元对各类别的归属度,把各像元分配到相应地物中去^[28]。

(2)面向对象分类。多尺度分割是面向对象分类的关键,分割的合适与否直接影响到信息提取的精度^[29,30]。图像分割即首先选定一个像元作为基准,根据相邻像元间的对比度和光谱异质性、光谱同质性以及异质性阈值对图像像元进行分割和合并,再利用形状异质性对产生的多边形进行修正,最终得到同质的、相互连接的不同斑块^[31,32]。分割过程中为了充分利用研究数据的纹理信息,在对SPOT-6影像进行分割时,同时对FVC和SLOPE数据进行分割。经过多次对比分析,在分割尺度为50,合并尺度为80的情况下,芒果林地大多被分割到同一多边形,且零碎地块较少。并应用基于知识规则定义地物类别的面向对象分类方法,通过对实地考察样本的统计分析,建立分类规则对研究区进行

2017年8月

分类。

2.3.2 研究方案

分别利用面向对象方法和最大似然法对研究区的芒果林地进行识别提取,通过对分类结果的精度验证,得到芒果林最优提取方法。在面向对象分类中,为了验证 *FVC* 和 *SLOPE* 因子参与的多尺度分割是否能进一步提高芒果林提取精度,将面向对象分类按 *FVC* 和 *SLOPE* 是否参与分割分为两种模式。整个研究方案分为以下三种模式:

(1) 基于最大似然法分类的研究区芒果林遥感提取,记为 M1。

(2) 基于面向对象分类,在影像分割时仅仅对 SPOT 影像进行多尺度分割, *FVC* 和 *SLOPE* 数据不做分割处理的研究区芒果林遥感提取,记为 M2。

(3) 基于面向对象分类,在影像分割时对 SPOT 影像、*FVC* 和 *SLOPE* 数据均进行多尺度分割的研究区芒果林遥感提取,记为 M3。

具体技术路线如图2所示。

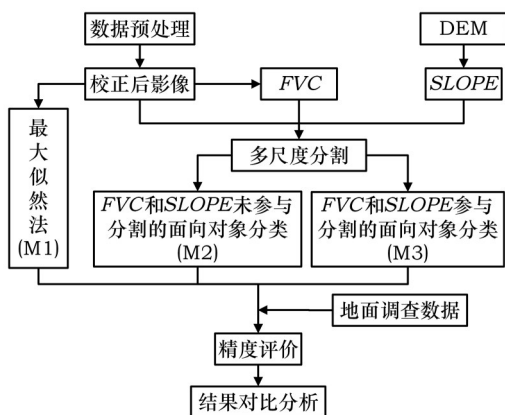


图2 本研究的技术路线

Figure 2 The technical route of this study

3 结果及分析

3.1 地物特征的选择和提取

通过对研究区的实地调查,发现研究区主要植被覆盖类型有芒果林地、其它林地及农田,其它土地利用类型包括水体、建筑物和裸地。由于本研究主要讨论芒果林地提取方法,而且建筑用地、裸地和水体的光谱信息明显异于植被,利用 *FVC* 可直接掩膜去除,故将建筑用地、水体和裸地合并为非植被地类,最终将分类类别设置为:非植被地类、耕

地、其它林地和芒果林地四大类。通过对不同地类样点数据统计,生成芒果林地与其它林地 *FVC* 分布概率密度柱状图(图3)以及芒果林地和耕地坡度分布概率密度柱状图(图4)。

从图3的统计结果可以看出,大部分芒果林地的 *FVC* 值集中在 0.3~0.8 区间内。芒果林地概率密度分布形式符合正态分布,其中在 0.5~0.6 区域达到最大值,之后随 *FVC* 值的增加而逐渐减小。相比而言,其它林地 *FVC* 值多集中在 0.7~1.0 之间。芒果林地与其它林地 *FVC* 值在 0.7~0.8 区间内虽有部分交集,但所占比例较小,故利用 *FVC* 设定阈值,可较好地区分芒果林地与其它林地。从图4统计结果中

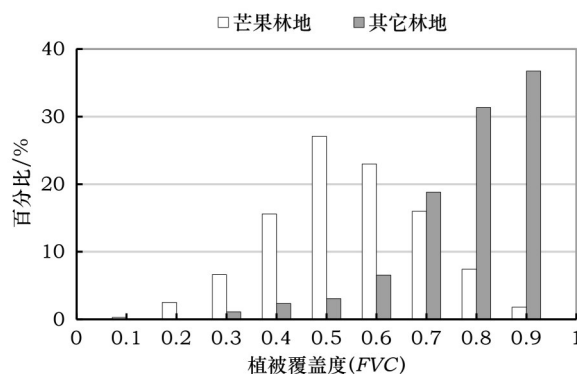


图3 2013年12月研究区芒果林地与其它林地植被覆盖度(*FVC*)的概率密度对比

Figure 3 The probability density histogram of fractional vegetation cover (*FVC*) of mango fields and other forests in December 2013

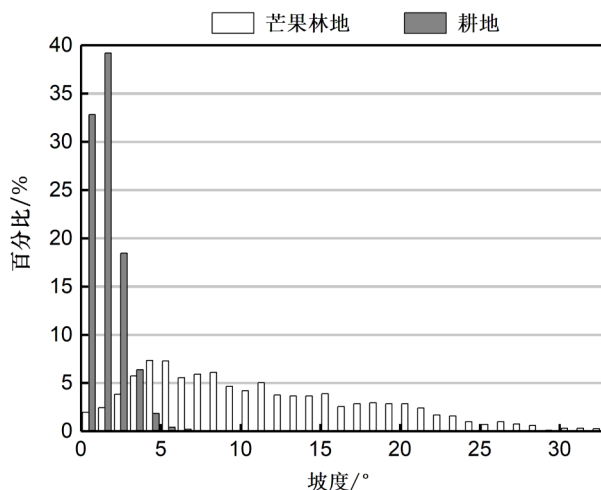


图4 2013年12月研究区芒果林地与耕地在不同坡度的概率密度对比

Figure 4 The probability density histogram of slope of mango fields and cultivated lands in December 2013

可以看出,大部分耕地的坡度值集中在 $0\sim 2^\circ$ 区间内,芒果林地坡度范围较大,但多集中在 $4^\circ\sim 25^\circ$ 区间内,两者之间交叉范围较小,故利用坡度因子设定阈值,可较好的区分芒果林地和耕地。由此可生产以下分类规则。

(1)水体、建设用地和裸地等非植被地类利用FVC进行掩膜处理直接去除。

(2)耕地多种植在地势平缓的平原地带,耕地类型主要分为有农作物覆盖的耕地及收割后的耕地两大类。对于收割后耕地,由于其光谱特性更接近于裸露地表,故将其归为裸地。由于耕地和芒果林地坡度相差大,故可利用坡度信息来区分有作物覆盖耕地与林地,根据样点统计数据将坡度小于 2.125° 的植被分为耕地。

(3)其它林地主要包括橡胶园地及热带雨林。通过对研究区调查发现,其它林地植被覆盖度较高,在融合后的SPOT-6(1.5m分辨率)影像中较难分辨出林间裸露地表,林地郁闭度较高。芒果林属于人工种植的乔木林,作为经济林的一种,芒果林地有明显区别于其它林地的特征。芒果林种植密度不易过大,一般株距3.5m,行距4.5m^[33],故在遥感影像上有明显的线性纹理特征。芒果林地由于郁闭度较低,其FVC低于其它林地,故可利用FVC来区分芒果林地与其它林地,根据统计数据将0.773设定为芒果林地与其它林地的分割阈值。

根据上述可分性研究以及分类规则,利用统计数据得到的合理阈值对研究区进行分类。最终得到M3模式下芒果林地信息提取结果。同时应用M1模式和M2模式对研究区进行分类,以作为对

照。3种分类方法的芒果林地提取结果如图5所示。

3.2 不同方法的分类结果对比分析

通过对比三种不同分类模式,可以明显发现面向对象分类方法所获得的结果精度明显高于最大似然监督分类法的结果。为进一步量化分类精度,根据实地考察数据从研究区内选取验证样本对分类结果进行验证。三种分类方法对应芒果林地提取精度见表2。

通过表2可以看出,M1模式提取芒果林地生产者精度为73.53%,用户精度为88.57%。根据实际调查,研究区内耕地集中在平原地带,而应用最大似然法分类,部分山区丘陵地带的芒果林地被错分为耕地,且芒果林地与其它林地存在严重的混分现象。这说明仅仅依靠光谱信息进行计算机自动分类并不能很好地提取芒果林地。M2模式提取芒果林地的精度有显著提高,相较于M1模式生产者精度提高了15.66%,用户精度提高了4.76%,有效地避免了芒果林地被错分做其它植被的现象。而将FVC和SLOPE因子参与到影像分割的M3模式能进一步提高芒果林地的提取精度,相较于M2模式生产者精度提高3.62%,用户精度提高了3.86%,该方法能很好地解决芒果林地的错分和漏分问题。

表2 基于不同分类方法的芒果林地分类精度

| 分类模式 | 生产者精度/% | 用户精度/% |
|------|---------|--------|
| M1 | 73.53 | 88.57 |
| M2 | 89.19 | 93.33 |
| M3 | 92.81 | 97.19 |

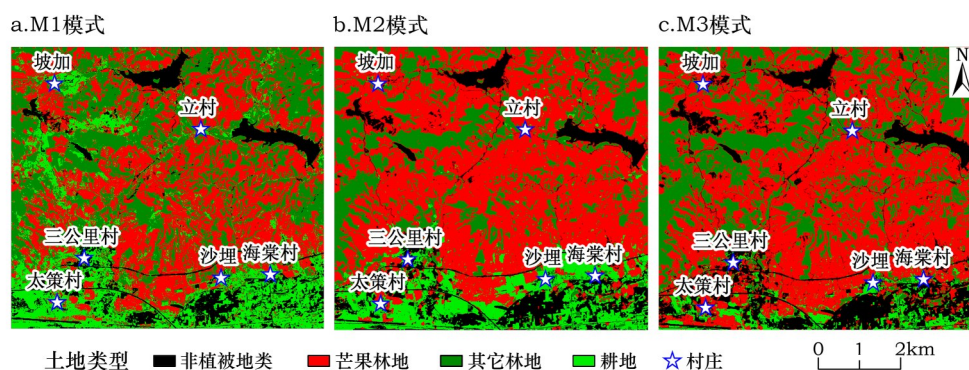


图5 基于不同模式的研究区土地利用类型分类结果

Figure 5 The land use classification results of this study area based on different classification modes

2017年8月

因此,基于先验知识设定规则,并将 *FVC* 和 *SLOPE* 数据参与分割能显著提高芒果林地的提取精度,该提取方法具有良好的可行性。

4 结论

利用遥感影像监督分类从植被物种复杂区域提取出单一植被物种仍比较困难。在人工园林提取方面,综合考虑人工园林的各种特征(如种植密度、坡度等)对于提高人工园林的提取精度有很大帮助。本文基于高分辨率卫星 SPOT-6 影像数据和面向对象分类方法,通过引入能反映芒果林地种植密度的植被覆盖度因子和能反映芒果林地地形特征的坡度因子作为辅助数据,提取芒果林地的生产者精度达 92.81%,用户精度达 97.19%,较最大似然法分类以及传统面向对象分类结果在精度上均有了较大提高。说明在人工园林遥感信息提取方面,引入目标地物自身特征及环境因素作为辅助分类信息,一定程度上可以提高遥感信息的提取精度。当然,本研究仍存在很多不足,仅利用了光谱、植被覆盖度、地形等因子来提取芒果林地信息,对于芒果林地在遥感影像上所表现出的特有的纹理、形状、面积等特征仍考虑不足。因此,如何结合目标地物的光谱、纹理、形状、面积等特征以及环境信息来进行分类参数的优选将会是今后研究的重点。

参考文献(References):

- [1] 黄国弟,苏美花,王春田.我国芒果标准化生产现状及发展对策[J].中国热带农业,2010,(2):19-22. [Huang G D, Su M H, Wang C T. Present situation and development countermeasures of mango standardization in China [J]. *China Tropical Agriculture*, 2010, (2): 19-22.]
- [2] Julien Y, Sobrino J A, Jiménez- Muñoz J C. Land use classification from multitemporal Landsat imagery using the Yearly Land Cover Dynamics (YLCD) method[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(5): 711-720.
- [3] 武永利,赵永强,靳宁.单时相 MERSI 数据在冬小麦种植面积监测中的应用[J].中国农学通报,2011,27(14):127-131. [Wu Y L, Zhao Y Q, Jin N. Monitoring of winter wheat area based on mono temporal MERSI data[J]. *Chinese agricultural science bulletin*, 2011, 27(14): 127-131.]
- [4] 权文婷,王钊.冬小麦种植面积遥感提取方法研究[J].国土资源遥感,2013,25(4):8-15. [Quan W T, Wang Z. Researches on the extraction of winter wheat planting area using remote sensing method[J]. *Remote sensing for Land and Resources*, 2013, 25(4): 8-15.]
- [5] 马洋洋,张彩霞,张继超,等.辅以 NDVI/SLOPE 的面向对象木薯提取方法研究-以广西壮族自治区武鸣县为例[J].地理与地理信息科学,2015,31(1):49-53. [Ma Y Y, Zhang C X, Zhang J C, et al. Research on object-oriented classification method assisted with NDVI/SLOPE in extracting cassava: taking Wuming county for example[J]. *Geography and Geo-information Science*, 2015, 31(1): 49-53.]
- [6] 申晋利,于五一,齐小平,等.基于面向对象方法的莫莫格生态环境变化遥感分析研究[J].遥感信息,2008,(6):71-75. [Shen J L, Yu W Y, Qi X P, et al. The ecosystem research on Momoge conservation zone based on remote sensing data and object-oriented classification[J]. *Remote Sensing Information*, 2008, (6): 71-75.]
- [7] Gao Y, Mas J F, Maathuis B H P, et al. Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches-a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(18): 4039-4055.
- [8] Zhang L, Huang X. Object-oriented subspace analysis for airborne hyperspectral remote sensing imagery[J]. *Neuro Computing*, 2010, 73(4): 927-936.
- [9] 王启田,林祥国,王志军,等.利用面向对象分类方法提取冬小麦种植面积的研究[J].测绘科学,2008,33(2):143-146. [Wang Q T, Lin X G, Wang Z J, et al. Extraction of winter wheat planting area by object-oriented classification method[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2008, 33(2): 143-146.]
- [10] 周小成,庄海东,陈铭潮,等.面向小班对象的森林资源变化遥感监测方法-以福建省厦门市为例[J].资源科学,2013,35(8):1710-1718. [Zhou X C, Zhuang H D, Chen M C, et al. A method to extract forest cover change by object-oriented classification [J]. *Resources Science*, 2013, 35(8): 1710-1718.]
- [11] 王海君,乐成峰.应用基于纹理的面向对象分类模糊方法提取水田信息[J].地理与地理信息科学,2008,24(5):40-43. [Wang H J, Le C F. Extraction of paddy field using objects-oriented fuzzy classification approach based on texture characteristic[J]. *Geography and Geo-information Science*, 2008, 24(5): 40-43.]
- [12] San Y J, Tong Q X, Qin Q M. The object-oriented method for wetland information extraction[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2008, 28(1): 79-82.
- [13] Wright C, Gallant A. Improved wetland remote sensing in Yellowstone National Park using classification trees to combine TM imagery and ancillary environmental data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 107(4): 582-605.

- [14] Frohn R C, Reif M, Lane C, *et al.* Satellite remote sensing of isolated wetlands using object-oriented classification of Landsat-7 data[J]. *Wetlands*, 2009, 29(3): 931-941.
- [15] 三亚市统计局, 国家统计局三亚调查队. 三亚统计年鉴 2014 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2014. [Sanya Municipal Bureau of Statistics, National Bureau of Statistics Survey Office in Sanya. Statistical Yearbook of Sanya in 2014[M]. Beijing: China Statistics Press, 2014.]
- [16] Zheng S, Zhao X, Zhang H, *et al.* Atmospheric correction on CCD data of HJ-1 satellite and analysis of its effect[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(4): 709-721.
- [17] 王学平. 遥感图像几何校正原理及效果分析[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(9): 102-105. [Wang X P. Geometric rectification and effect analysis of remote sensing image[J]. *Computer Applications and Software*, 2008, 25(9): 102-105.]
- [18] Chen S H, Su H, Zhang R, *et al.* Fusing remote sensing images using à trous wavelet transform and empirical mode decomposition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(3): 330-342.
- [19] Aiazzi B, Baronti S, Selva M. Enhanced gram-schmidt spectral sharpening based on multivariate regression of MS and pan data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2006, 6: 3806-3809.
- [20] 王莉, 贺秀斌, 鲍玉海, 等. 利用中低分辨率DEM提取坡耕地坡度信息的误差分析[J]. 安徽农业科学, 2010, 38(7): 3644-3646. [Wang L, He X B, Bao Y H, *et al.* Error analysis on gradient information of sloping land derived from the low-resolution DEM[J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2010, 38(7): 3644-3646.]
- [21] 中国科学院计算机网络信息中心. 地理空间数据云[EB/OL]. (2017- 01) [2017- 06- 21]. <http://www.gscloud.cn/sources/?cdataid=302&pdataid=10>. [Computer Network Information Center, Chinese Academy of Sciences. Geospatial Data Cloud [EB/OL]. (2017- 01) [2017- 06- 21]. <http://www.gscloud.cn/sources/?cdataid=302&pdataid=10>.]
- [22] 冯莉莉, 何贞铭, 刘学锋, 等. 基于 MODIS-NDVI 数据的吉林省植被覆盖度及其时空动态变化[J]. 中国科学院大学学报, 2014, 31(4): 492-499. [Feng L L, He Z M, Liu X F, *et al.* Dynamic monitoring of the fractional vegetation cover in Jilin Province based on MODIS-NDVI data[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2014, 31(4): 492-499.]
- [23] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003. [Zhao Y S. Principles and Methods of Remote Sensing Application Analysis [M]. Beijing: Science Press, 2003.]
- [24] 顾祝军, 曾志远. 遥感植被盖度研究[J]. 水土保持研究, 2005, 12(2): 18-21. [Gu Z J, Zeng Z Y. Overview of researches on vegetation coverage in remote sensing[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2005, 12(2): 18-21.]
- [25] 乔锋, 张克斌, 张生英, 等. 农牧交错区植被覆盖度动态变化遥感监测-以宁夏盐池为例[J]. 干旱区研究, 2006, 23(2): 283-288. [Qiao F, Zhang K B, Zhang S Y, *et al.* RS monitoring on the dynamic change of vegetation coverage in a farming-pasturing ecotone-a case study in Yanchi county, Ningxia Hui Autonomous Region[J]. *Arid Zone Research*, 2006, 23(2): 283-288.]
- [26] Otukei J R, Blaschke T, Woldai T, *et al.* Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2010, 12(1): S27-S31.
- [27] Soheili Majd M, Simonetto E, Polidori L. Maximum likelihood classification of high-resolution SAR images in Urban Area[J]. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, 2012, (4): 395-407.
- [28] 徐文斌, 林宁, 卢文虎, 等. 基于最大似然法的钓鱼岛航空遥感监视监测信息提取[J]. 海洋通报, 2013, 32(5): 548-552. [Xu W B, Lin N, Lu W H, *et al.* Maximum likelihood method for the extraction of monitoring and surveying information on Diaoyu Dao by aerial remote sensing[J]. *Marine Science Bulletin*, 2013, 32(5): 548-552.]
- [29] 范磊, 程永政, 王来刚, 等. 基于多尺度分割的面向对象分类方法提取冬小麦种植面积[J]. 中国农业资源与区划, 2010, 31(6): 44-51. [Fan L, Cheng Y Z, Wang L G, *et al.* Estimation of winter wheat planting area using object-oriented method based on multi-scale segmentation[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2010, 31(6): 44-51.]
- [30] 乔婷, 张怀清, 陈永富, 等. 基于 NDVI 分割与面向对象的东洞庭湖湿地植被信息提取技术[J]. 西北林学院学报, 2013, 28(4): 170-175. [Qiao T, Zhang H Q, Chen Y F, *et al.* Extraction of vegetation information based on NDVI Segmentation and object-oriented method[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2013, 28(4): 170-175.]
- [31] 鲍海英, 李艳, 赵萍. 辅以纹理特征的面向对象的遥感影像分类方法研究-以陕西省杨陵区为例[J]. 遥感信息, 2009, (4): 33-37. [Bao H Y, Li Y, Zhao P. The research of object-oriented classification method in remote sensing image with texture analysis[J]. *Remote Sensing Information*, 2009, (4): 33-37.]
- [32] 王海君, 乐成峰. 应用基于纹理的面向对象分类模糊方法提取水田信息[J]. 地理与地理信息科学, 2008, 24(5): 40-43. [Wang H J, Le C F. Extraction of paddy field using objects-oriented fuzzy classification approach based on texture characteristic[J]. *Geography and Geo-information Science*, 2008, 24(5): 40-43.]
- [33] 雷新涛, 藏小平. 芒果无公害栽培实用技术[M]. 北京: 中国农业出版社, 2004. [Lei X T, Zhang X P. Practical Technology of Non-Pollution Cultivation of Mango[M]. Beijing: China Agriculture Press, 2004.]

Acreage estimation of mango orchards using object-oriented classification and remote sensing

REN Chuanshuai^{1,3}, YE Huichun^{1,2}, CUI Bei^{1,2}, HUANG Wenjiang^{1,2}

(1. Key laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. Hainan Key Laboratory of Earth Observation, Sanya 572029, China;

3. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China)

Abstract: China has the second largest mango acreage in the world, and the planting area of mangos has followed a trend of sustained growth. Remote sensing has proved very useful in collecting information about the area of cereals and forest, but has rarely been applied to mango orchards. To utilize remote sensing in mango data collection, we attempted to estimate the acreage of mango orchards in China. Data from SPOT-6 and ASTER GDEM covering the study area was used. The boundary mask and sample points were used for acreage estimation. Vegetation coverage (*FVC*) and *SLOPE* factors were used to extract information about mango orchards using the object-oriented method. We found that mango orchard producer's accuracy obtained by object-oriented classification and *FVC* and *SLOPE* data segmentation is as high as 92.81%; user accuracy is as high as 97.19%. Compared with maximum-likelihood classification and object-oriented classification without *FVC* and *SLOPE* data segmentation, object-oriented classification with *FVC* and *SLOPE* data segmentation has a higher accuracy for mango orchard extraction: producer accuracy increased by 19.28% and 3.62%, and user accuracy increased by 8.62% and 3.86%, respectively. Therefore, object-oriented classification with auxiliary data improves the accuracy of mango orchard extraction and this method provides an effective technical reference for other artificial orchards.

Key words: mango orchards; object-oriented classification; vegetation coverage; digital elevation model; remote sensing extraction