

Extraction of Eucalyptus Planting Area Based on High Spatio-Temporal Resolution Visible Remote Sensing Data

Qihuan Cheng, Guangcai Huang

School of Tourism and Geography, Yunnan Normal University,
Kunming Yunnan
Email: 1447107412@qq.com

Received: Nov. 6th, 2019; accepted: Nov. 22nd, 2019; published: Nov. 29th, 2019

Abstract

In order to alleviate the contradiction between supply and demand in the domestic timber market, China attaches great importance to the construction of fast-growing forest bases. As one of the world's three fastest-growing tree species, eucalyptus has great economic value because of its easy planting, adaptability and short rotation cycle. A large number of single fast-growing rafts have replaced the original natural forests and cultivated land, causing ecological and environmental problems such as biodiversity loss and local water shortages. Accurate monitoring of the planting area and planting structure changes of the eucalyptus forest in this area is the key to objectively evaluate the relationship between the plantation of the eucalyptus forest and the ecological environment in the region. In this paper, we take sentinel-2 and MOD09GA in Lancang region as examples to extract vegetation index and transform tassell cap, and based on the spatio-temporal data fusion technology, the vegetation index and the cap transformation index are respectively combined to obtain the high spatial-temporal resolution NDVI data and TCA data, to extract the characteristics of vegetation changes in the eucalyptus forest and to achieve high-precision eucalyptus distribution mapping. The results show that: 1) The phenological change characteristics of rubber forest based on spatio-temporal fusion data extraction can realize the identification of eucalyptus forest; the recognition accuracy can reach 80.12%, and the Kappa coefficient reaches 0.71. 2) When using NDVI index data classification, it can obtain higher precision classification results than TCA index data, indicating that vegetation index data has a good application prospect in high-temporal data fusion and vegetation remote sensing applications.

Keywords

Eucalyptus Identification, Spatio-Temporal Data Fusion, Sentinel-2, NDVI, TCA

基于高时空分辨率可见光遥感数据的桉树种植面积提取方法研究

成其换, 黄广才

云南师范大学旅游与地理科学学院, 云南 昆明
Email: 1447107412@qq.com

收稿日期: 2019年11月6日; 录用日期: 2019年11月22日; 发布日期: 2019年11月29日

摘要

为了缓解国内木材市场的供求矛盾,我国高度重视速生林基地建设,而桉树作为世界三大速生树种之一,因其易于种植、适应性强且轮伐周期短的特点而具有较大的经济价值。大量、单一的速生桉代替了原有的自然林和耕地,造成生物多样性损失、局部水资源短缺等生态环境问题。对该区域桉树林的种植面积和种植结构变化的精确监测是客观评价该地区桉树林种植与生态环境变化关系的关键。本文与澜沧地区为例,分别对Sentinel-2和MOD09GA进行植被指数提取和缨帽变换,并基于时空数据融合技术,分别融合植被指数和缨帽变换指数,获取高时空分辨率NDVI数据和TCA数据,提取桉树林的植被变化特征,实现高精度的桉树林分布制图。结果表明:1) 基于时空融合数据提取的橡胶林物候变化特征能够实现桉树林的识别,识别精度可以达到80.12%, Kappa系数达到0.71; 2) 用NDVI指数数据分类时,能够获取比TCA指数数据更高精度的分类结果,表明植被指数数据在高时空数据融合及植被遥感应用中有较好的应用前景。

关键词

桉树识别, 时空数据融合, Sentinel-2, NDVI, TCA

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

桉树是生长在澳大利亚的土著树种,又名尤加利树,是桃金娘科、桉属植物的统称。桉树的轮伐周期短,易于种植、且适应性较强,因此具有较大的经济价值。目前桉树人工林种植面积较大的有中国、西班牙、印度、智利、葡萄牙等[1] [2]。据2013年有关数据统计,我国桉树人工林面积达450万 hm^2 [3],主要分布于广西、广东、福建、海南等热带亚热带地区,其中以广西种植面积最大[4]。近年来,不少农户为了追求经济效益,炼山种植和耕地种植桉树的现象频繁发生,原有的自然林被大量的桉树林所代替,造成生物多样性损失和局部水资源短缺等生态环境问题。因此,及时准确地掌握桉树的种植面积、种植结构的变化是客观评价桉树种植与生态环境变化关系的关键。

森林类型图的获取方法包括野外调查和遥感制图两种。野外调查方式的成本高、周期长,不利于大面积森林类型图的制作。遥感技术因其快速、可重复、覆盖地域广等优势,已经成为当前获取大面积森林类型空间分布信息的主要手段[5]。目前国内外学者在森林树种遥感识别方面已经取得了一定的研究成

果。伍静基于 TM 数据的速生桉遥感分类技术研究, 对 TM 数据进行植被指数提取、主成分分析、缨帽变换和最小噪声分离, 共生成 14 个特征波段, 加上原始的 TM 影像的 6 个波段, 作为讨论速生桉分类最优波段组合的基础, 运用一般监督分类法、BP 神经网络分类法、决策水分类法、混合像元线性分解法, 将地类分为水域、裸地、桉树、杉木、幼林、经济林[6]。牟智慧等运用 TM 影像, 基于面向对象的方法, 利用植被光谱信息和树种生长环境特征提取单一数据信息, 完成桉树林的信息提取[7]。雷光斌等基于多源多时相遥感影像, 获取不同森林类型的季相节律信息来提高深林类型的制图精度[5]。章辰宇等利用 30 年的 Landsat 影像数据获取 NDVI 时间序列, 并综合考虑桉树林周期性轮伐的信息来完成桉树林分布制图[2]。付晓等在 Landsat 数据的基础上, 通过不同植被的波谱特征分析, 选择 4、5、3 波段组合合成遥感图像, 进行纸浆源地桉树资源的信息提取; 在地面验证和训练样地的支持下, 进行图像分类结果归类汇总, 获得不同时相桉树资源的面积与分布[8]。王学成等基于 Raypideye 高分辨率遥感影像和面向对象的方法, 提取桉树林的分布信息[9]。梁文海等基于不同的面向对象分类方法, 对 GF-2 数据中的桉树信息信息进行提取, 并对比了不同方法提取结果的可靠性[10]。曾志康等以高分一号影像和谷歌高分影像为数据源, 开展了面向水源地保护的地块尺度桉树遥感识别[11]。与单一时相的中分辨率数据相比, 高分辨率数据在桉树林识别中能够更加充分地利用桉树林的纹理信息, 并有效提高桉树林的识别精度。多源遥感信息能综合利用多源遥感数据优势, 提高分类效果[12]。目前关于应用多源遥感数据提取树种的相关研究有很多, 例如高书鹏等基于高时空分辨率可见光遥感数据提取橡胶林[13], 李磊等基于 BEMD 多源遥感影像融合数据提取漓江源竹林[14], 郭明权等利用遥感数据时空融合技术提取水稻种植面积[15], 但用遥感提取桉树的研究很少, 而且是一个难题, 桉树在中低分辨率遥感影像上的光谱和自然林相近, 较难区分。目前国外对桉树的研究集中在叶面积指数、种植密度、生物量等试验的研究[15][16], 而对于桉树提取的研究较少。

本研究分别对 Sentinel-2 影像(10 m)和 MOD09GA 影像(250 m)进行植被指数提取和缨帽变换, 并基于时空数据融合算法, 获取高时空分辨率的 NDVI 数据和 TCA 数据, 提取桉树林的植被变化特征, 实现高精度的桉树林分布制图。这不仅将桉树人工林的纹理和多光谱特征相结合, 而且还有效利用了桉树林的时相特征, 有效提高提取精度。

2. 研究区与数据

2.1. 研究区概况

研究区位于云南省澜沧拉祜族自治县, 位于中国西南边陲(图 1)。易于种植、适应性强且轮伐周期短

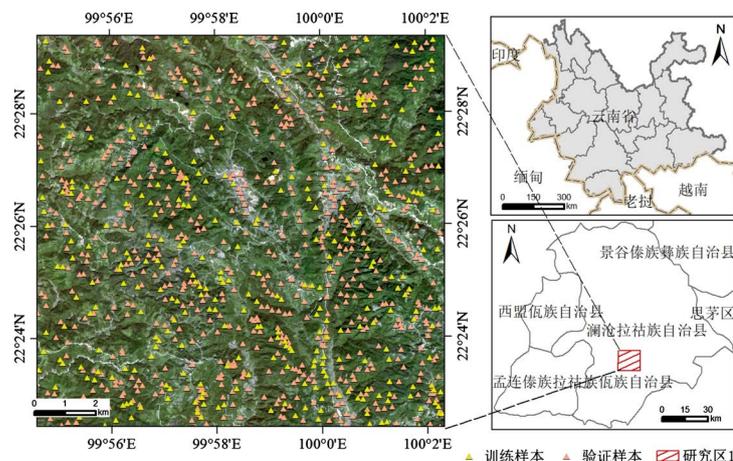


Figure 1. Geographical location and sample point distribution of the study area
图 1. 研究区地理位置及样本点分布图

等特点使得桉树具有较大的经济价值, 不少农户为了追求经济效益, 炼山种植和耕地种植桉树的现象频繁发生, 刺激了桉树种植面积的扩张, 区域内桉树的种植面积迅速发展。因此, 研究区内桉树林具备云南地区桉树林时空分布与发展的代表性。本文在此研究区内, 研究不同传感器数据在包含桉树林地的复杂地表环境下的时空数据融合精度。

2.2. 数据

1) Sentinel-2 数据。Sentinel-2A 卫星于 2015 年 6 月 23 日, 从法属圭亚那库鲁发射场由“织女星”(Vega) 运载火箭发射升空。时隔不到两年, Sentinel-2B 卫星在 2017 年 3 月 7 日同一处发射升空。这两颗卫星是“哥白尼”计划下的多光谱成像卫星, 用于全球高分辨率和高重访能力的陆地观测、生物物理变化制图、监测海岸和内陆水域, 以及风险和灾害制图等。本研究选取研究区内无云无像元缺失的数据, 该数据是与 MOD09GA 数据同时段的 10 m 空间分辨率影像, 源自美国地质调查局(<https://glovis.usgs.gov/>)。Sentinel-2 数据的大气校正均采用 Sen2Cor 大气校正, Sen2cor 是由 ESA 发布, 并专门用于生成 L2A 级数据产品的插件。

2) MOD09GA 数据。中分辨率成像光谱仪(MODIS)是搭载在 Terra 和 Aqua 卫星上的一个重要载荷。Terra 卫星于 1999 年 12 月 18 日发射成功, 于每天地方时上午 10:30 时过境, 因此也把它称作地球观测第一颗上午星(EOS-AM1)。Aqua 卫星于 2002 年 5 月 4 日发射成功, 于每天地方时下午 1:30 过境, 因此称作地球观测第一颗下午星(EOS-PM1)。Terra 卫星的数据产品时间范围从 2000 年至今, Aqua 卫星的数据产品时间范围从 2002 年至今。在 Terra 和 Aqua 的相互配合下, 每 1~2 天就可对整个地球表面进行重复观测。本研究选择 2017 年、2018 年、2019 年的影像(500 m 空间分辨率 MODIS 地表反射率产品, Daily), 源自 NASA 数据共享平台(<https://search.earthdata.nasa.gov/>)。其中 2017 年和 2019 年的 MOD09GA 数据用于修复 2018 年中存在缺失或云覆盖的 MOD09GA 数据, 以便于生成高质量的 2018 年的 MOD09GA daily 数据。

3) 验证数据。所有验证数据均来自 Google Earth 高清影像数据。优于训练样本的选取直接关系到分类结果, 为了保证选取样本的代表性以及随机性, 本文根据选取样本的空间分布情况以及各地类的面积比例, 确定各个地类所选取的样本点数量, 然后结合 Google Earth 高清影像目视解译的矢量文件, 按比例随机生成各地类的样本点(表 1)。

Table 1. List of Sentinel-2 and MODIS remote sensing image data selected

表 1. 所选用的 Sentinel-2 与 MODIS 遥感影像数据列表

数据空间分辨率	Sentinel-2 10 m	MOD09GA 500 m
	305 (2017 年)	
	355 (2017 年)	305 (2016 年)~098 (2017 年)
DOY (day of year)	025 (2018 年)	305 (2017 年)~098 (2018 年)
	055 (2018 年)	305 (2018 年)~098 (2019 年)
	089 (2018 年)	

3. 方法

3.1. 融合算法

Zhu 等人提出的时空数据融合算法 ESTARFM, 因其应用普遍、可靠程度高, 容易实现等原因, 而

被广泛使用[17]。因此, 本研究采用时空数据融合算法 ESTARFM, 融合高空间分辨率数据和高时间分辨率数据, 最终获取具有高时空分辨率的 NDVI 和 TCA 数据提取桉树林。该算法需要完全无云且质量好的两对遥感数据作为输入数据, 而 MODIS 反射率数据能够与高空间分辨率 Sentinel-2A 反射率数据形成同日观测数据对, 具体算法如下:

$$F(x, y, t_0, B) = a \times C(x, y, t_0, B) + b \quad (1)$$

$$F(x, y, t_p, B) = F(x, y, t_0, B) + a \times (C(x, y, t_p, B) - C(x, y, t_0, B)) \quad (2)$$

$$F(x_{\omega/2}, y_{\omega/2}, t_p, B) = F(x_{\omega/2}, y_{\omega/2}, t_0, B) + \sum_{i=1}^N W_i \times V_i \times (C(x_i, y_i, t_p, B) - C(x_i, y_i, t_0, B)) \quad (3)$$

$$W_i = (1/D_i) / \sum_{i=1}^N (1/D_i) \quad (4)$$

$$D_i = (1 - R_i) \times \left(1 + \sqrt{(x_{\omega/2} - x_i)^2 + (y_{\omega/2} - y_i)^2} / (\omega/2) \right) \quad (5)$$

公式(1)是 ESTARFM 算法的高分辨率影像反射率与低分辨率影像反射率的基本关系描述, F , C 分别为高分辨率和低分辨率数据得到的反射率, 两者为线性关系。其中 a 、 b 分别直线的斜率和截距, (x, y) 为像元位置, t_0 为影像获取时间, B 为波段。要解方程得到 a 和 b , 必须需要两个数据对, 然后高时间分辨率数据去预测同一时刻的高空间分辨率数据(公式 2), t_p , t_0 为两期遥感影像的成像时间, a 是任意像元 (x, y) 的转换系数。如果考虑到从邻近的光谱相似像元所获得的辅助信息及这些像元本身的权重, 在一个给定的移动窗口内, 中心像元的预测反射率就为(公式 3), $(x_{\omega/2}, y_{\omega/2})$ 为中心像元坐标, (x_i, y_i) 为第 i 个光谱相似像元坐标, N 为光谱相似像元个数。 W_i (公式 4) 为第 i 个相似像元的权重, V_i 为相似的像素转换系数, R_i (公式 5) 表示待融合像元 (x, y) 在前后两个时期的像元值的相关性。

3.2. 验证数据

1) 融合数据的精度验证。本文用 ESTARFM 融合得到的数据与获取的当日 Sentinel-2 数据进行相关性分析, 例如验证 ESTARFM 数据为 2018 年第 55 天的数据(DOY055), 融合输入的数据为 2018 年第 25 天的数据(DOY025)与 2018 年第 55 天的数据(DOY089)的 MODIS 和 Sentinel-2 反射率数据。评价过程中将融合得到的 DOY055 NDVI 数据和 TCA 数据, 与 Sentinel-2 数据计算得到的 NDVI 和 TCA 进行对比分析。评价指标采用决定系数 R^2 (R 为相关系数)和均方根误差(root mean square error, RMSE), 决定系数 R^2 越接近于 1, 证明融合数据的精度越高, 反之, 融合精度越低。

由于融合数据的时间间隔越长, 融合精度越低。因此。本研究分别对 Sentinel-2 和 MODIS 数据的 NDVI 和 TCA 数据做两次融合, 其中第一次融合的输入数据为 2017 年第 305 天的数据(DOY305)与 2018 年第 25 天的数据(DOY025)的 NDVI 或 TCA 数据, 验证 ESTARFM 数据为 2017 年第 355 天的数据(DOY355), 时间间隔为 85 天; 第二次融合的输入数据为 DOY025 (2018 年)与 DOY089 (2018 年)的 NDVI 或 TCA 数据, 验证 ESTARFM 数据为 2018 年第 55 天的数据(DOY055), 时间间隔为 64 天, 融合精度评价结果如图 2 所示。

2) 橡胶林分类结果精度验证。验证数据为 2018 年的 Google Earth 高清影像。选取了研究区不同地类的总共 967 个样本点, 其中的 1/3 的样本(约 317 个, 各类地物训练样本不少于 20 个)作为分类器的训练样本, 分类结果如图 3, 其余的 650 个样本点用来验证分类结果, 图 1 为样本点的空间分布。精度评价采用误差矩阵评价方法计算各类别的生产者精度(Producer's Accuracy, PA)、用户精度(User's Accuracy, UA)以及分类的整体精度(Overall Accuracy, OA)及精度可信度参数 Kappa 系数, 评价结果如表 2。

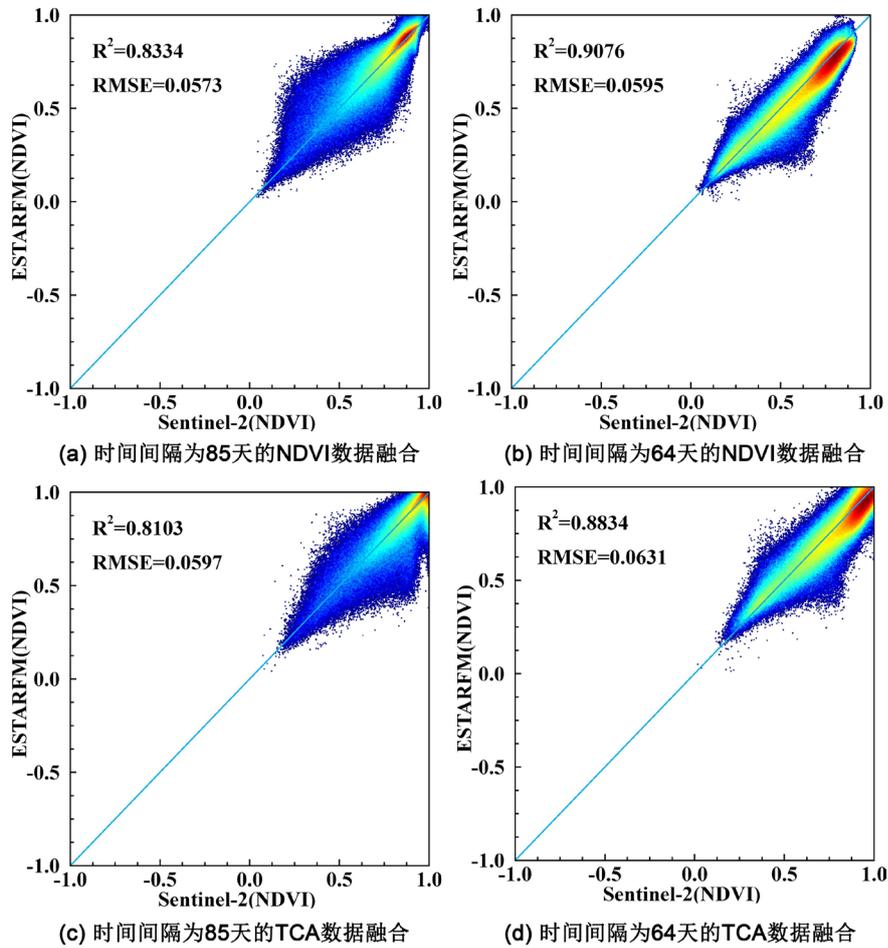


Figure 2. Evaluation of fusion accuracy
图 2. 融合精度评价图

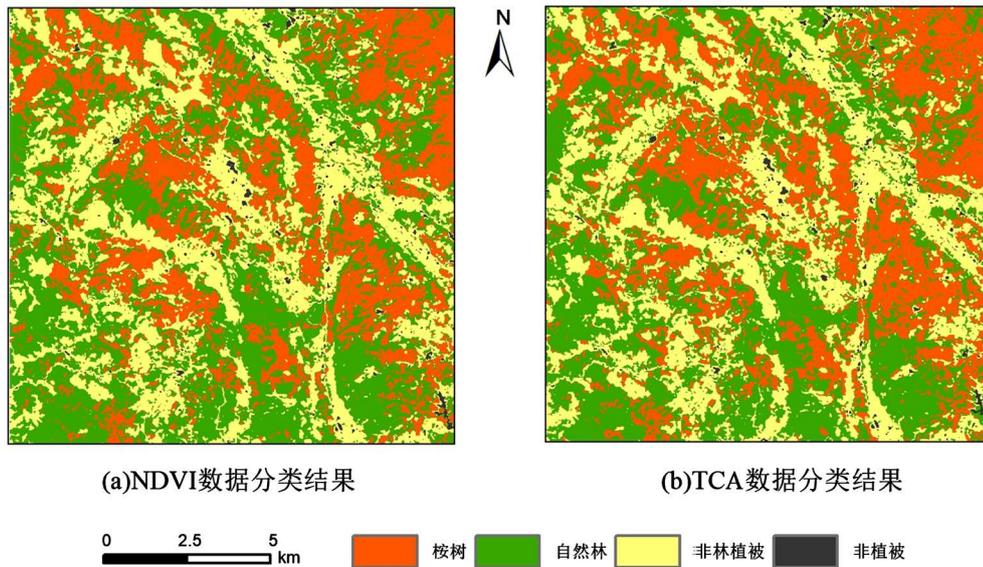


Figure 3. Classification results
图 3. 分类结果图

Table 2. System resulting data of standard experiment
表 2. 标准试验系统结果数据

	NDVI		TCA	
	PA%	UA%	PA%	UA%
自然林	81.48	74.70	77.78	71.19
桉树林	65.26	73.33	64.21	71.76
非林植被	96.77	90.99	95.70	89.00
非植被	66.67	100	66.67	100.00
	OA%	Kappa	OA%	Kappa
	80.1262%	0.7149	78.2334	9

4. 结果

1) 图 2 融合精度评价结果显示, 当输入数据的时间间隔长度为 85 天时, 验证 ESTARFM 数据与 Sentinel-2 提取的 NDVI 数据的相关系数 R^2 为 0.8334, RMSE 为 0.0597; 验证 ESTARFM 数据与 Sentinel-2 提取的 TCA 数据的相关系数 R^2 为 0.8103, RMSE 为 0.0573。当输入数据的时间间隔长度为 64 天时, 验证 ESTARFM 数据与 Sentinel-2 提取的 NDVI 数据的相关系数 R^2 为 0.9076, RMSE 为 0.0595; 验证 ESTARFM 数据与 Sentinel-2 提取的 TCA 数据的 R^2 为 0.8834, RMSE 为 0.0631。这表明:

在使用时空数据融合算法融合高时间分辨率数据和高空间分辨率数据时, 输入数据的时间间隔长度会影响数据融合的精度, 即输入数据的时间间隔越长, 融合精度越低。此外, 当输入数据的时间间隔相同时, 输入数据的不同, 得到的融合精度也会不同。本研究分别用时空数据融合算法将 30 m 空间分辨率与 500 m 的 NDVI 和 30 m 空间分辨率与 500 m 的 TCA 进行融合, 最终的到 30 m 空间分辨的 NDVI Daily 数据产品和 30 m 空间分辨率的 TCA Daily 数据产品, 并且融合精度评价结果显示: 当输入数据的时间间隔相同时, NDVI 的融合精度要高于 TCA。因此, 在使用融合算法融合时空数据时, 要尽可能充分利用所有可用数据, 以便于缩短输入数据的时间间隔, 提高融合的精度。

2) 表 2 分类精度评价结果显示: 用 NDVI 时间序列进行桉树林信息提取的总体精度、Kappa 系数以及各类别的生产者精度和用户精度均高于 TCA, 其中桉树林的分类精度, 其次是非植被。桉树林分类精度低的原因主要是桉树林与自然林相似程度极高, 难以区分, 且桉树没有特别明显的物候特征(例如, 橡胶冬季落叶)。而非植被在本研究区内非常少, 小面积的水体依然能够较好的识别, 建物 and 道路由于过于破碎而难以被识别。

参考文献

- [1] 陈工, 李琦, 张彦南, 等. 多源遥感信息提取桉树人工林[J]. 浙江林业科技, 2018, 38(2): 78-87.
- [2] 章辰宇, 韩梓阳, 黄思远, 等. 利用 Landsat 时间序列数据识别桉树林[J]. 产业与科技论坛, 2018, 17(7): 43-45.
- [3] 黎洁, 温亚, 何蓉, 等. 桉树种植的现状、生态问题与可持续发展对策研究[J]. 绿色科技, 2017(2): 94-97.
- [4] 李志辉, 杨民胜, 陈少雄, 等. 桉树引种栽培区划研究[J]. 中南林学院学报, 2000(3): 1-10.
- [5] 雷光斌, 李爱农, 谭剑波, 等. 基于多源多时相遥感影像的山地森林分类决策树模型研究[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 31-41.
- [6] 伍静. 基于 TM 的速生桉遥感分类技术研究[D]: [硕士学位论文]. 南宁: 广西大学, 2014.
- [7] 牟智慧, 杨广斌. 基于 TM 影像面向对象的桉树信息提取[J]. 林业资源管理, 2014(2): 119-125.

- [8] 付晓, 土学军, 韩爱惠. 纸浆源地桉树资源遥感动态监测与分析[J]. 北京林业大学学报, 2008, 30(S1): 299-309.
- [9] 王学成, 杨飞. 基于面向对象分类方法的 Rapideye 桉树提取[J]. 桉树科技, 2014, 31(3): 10-16.
- [10] 梁文海, 刘吉凯, 陈琦, 等. 基于面向对象方法的 GF-2 影像桉树信息提取对比分析[J]. 林业资源管理, 2017(6): 54-59.
- [11] 曾志康, 谢国雪, 黄启厅, 等. 面向水源地保护的地块尺度桉树遥感识别方法研究[J]. 热带农业工程, 2018, 42(2): 24-30.
- [12] Zhou, J., Proisy, C., Descombes, X., *et al.* (2013) Mapping Local Density of Young Eucalyptus Plantations by Individual Tree Detection in High Spatial Resolution Satellite Images. *Forest Ecology and Management*, **301**, 129-141. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.007>
- [13] 高书鹏, 史正涛, 刘晓龙, 等. 基于高时空分辨率可见光遥感数据的热带山地橡胶林识别[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(6): 1122-1131.
- [14] 李磊. 基于 BEMD 多源遥感影像融合的漓江源竹林信息提取研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- [15] Maire, G., Marsden, C., Verhoef, W., *et al.* (2011) Leaf Area Index Estimation with MODIS Reflectance Time Series and Model Inversion during Full Rotations of Eucalyptus Plantations. *Remote Sensing of Environment*, **115**, 586-599. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.10.004>
- [16] 邬明权, 牛铮, 王长耀. 利用遥感数据时空融合技术提取水稻种植面积[J]. 农业工程学报, 2010, 26(S2): 48-52.
- [17] Zhu, X., Chen, J., Gao, F., *et al.* (2010) An Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model for Complex Heterogeneous Regions. *Remote Sensing of Environment*, **114**, 2610-2623. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.032>