

引用格式: Wei Xuexin, Liu Yang, Min Qingwen, *et al.* Extraction of Moso Bamboo Forest Distribution based on Characteristics of Vegetation Spectral Seasonal Curves[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(5): 1178-1188. [魏雪馨, 刘洋, 闵庆文, 等. 基于地物光谱季节曲线特征的毛竹林分布提取[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(5): 1178-1188.]  
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1178

## 基于地物光谱季节曲线特征的毛竹林分布提取

魏雪馨<sup>1,2</sup>, 刘洋<sup>1</sup>, 闵庆文<sup>1</sup>, 刘荣高<sup>1</sup>, 张清洋<sup>3</sup>, 叶晓星<sup>4</sup>, 刘蓓蓓<sup>5</sup>

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 庆元县食用菌科研中心, 浙江 庆元 323800;

4. 庆元县食用菌管理局, 浙江 庆元 323800;

5. 应急管理部国家减灾中心, 北京 100124)

**摘要:**毛竹是我国南方广泛分布的重要竹种, 具有良好的生态效益和经济价值。毛竹林与其他森林区分难度大, 现有提取方法多直接采用已有的晴空观测, 未充分考虑分类时相的影响, 限制了提取精度。以浙江省庆元县为例, 从地物光谱的季节曲线特征入手, 利用MODIS高时间分辨率观测充分挖掘各植被类型光谱季节曲线特征和差异, 结合多时相Landsat OLI影像进行分类实验, 优选毛竹林与其他植被区分度最大的季相, 并采用随机森林方法实现了毛竹林分布的有效提取。结果表明: ①初、中秋是区分研究区毛竹林与其他植被的最优时相, 夏季次之, 春季与冬季较差; ②当初、中秋无晴空影像时, 结合夏冬季影像的毛竹林提取精度最佳, 用户和制图精度分别达到85.57%和78.06%; ③10月影像提取毛竹林分布精度最高, 用户和制图精度分别达到89.00%和86.91%, 与当地森林资源调查数据相比精度优于89.23%。实验表明: 在类似亚热带地区毛竹林提取中, 应优先选择秋季初、中期影像; 若此时期无晴空观测, 应优先采用夏季与冬季影像共同分类。

**关键词:**毛竹林; 季节曲线; J—M距离; 遥感; 随机森林

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)05-1178-11

### 1 引言

毛竹是我国分布面积最大的竹林种类, 第八次全国森林资源清查数据显示, 毛竹占中国竹林总面积的74%以上, 集中分布在福建、浙江、湖南、江西等地<sup>[1]</sup>。毛竹生态效益高、生长速度快, 其强固碳能力和丰富的碳储量对全球生态系统碳循环意义重大<sup>[2]</sup>, 强再生能力和广泛的用途使其在竹产区农村经济中占据重要地位<sup>[3]</sup>。获取毛竹林时空分布信息, 有助于毛竹林资源的监测及管理, 充分发挥其

生态和经济效益。

卫星遥感能够获得大尺度空间连续的对地观测数据, 为获取毛竹林的时空分布提供了可靠的数据源。高分辨率数据如IKONOS、SPOT 5、WorldView等提供了精细的空间和纹理细节, 竹林空间分布提取准确性高<sup>[4-5]</sup>, 但数据价格昂贵, 不适宜大范围应用。MODIS等低分辨率数据提供了每天的全球250 m~1 000 km的观测, 但混合像元问题严重影响了林种的提取精度<sup>[8]</sup>。中高分辨率影像如Landsat系列卫星提供了1980年代以来的全球30 m

收稿日期: 2020-06-26; 修订日期: 2021-09-14

基金项目: 国家重点研发计划课题(2018YFC1508806), 中国科学院战略性先导科技专项子项目(XDA19080303), 中国科学院青年创新促进会项目(2019056)。

作者简介: 魏雪馨(1996—), 女, 河南新乡人, 硕士研究生, 主要从事遥感地学分析研究。E-mail: weixx.18s@igsrr.ac.cn

通讯作者: 刘洋(1986—), 女, 甘肃庆阳人, 博士, 副研究员, 主要从事遥感产品与分析研究。E-mail: liuyang@igsrr.ac.cn

分辨率免费遥感影像,是开展大尺度毛竹林时空监测的理想数据源。目前基于Landsat等卫星开展了一些县级或省级竹林提取的研究,多采用光谱特征法,基于现有的单时相或多时相晴空观测,利用光谱反射率信息及植被指数等特征进行分类<sup>[6-7]</sup>,通过训练决策树、支持向量机和随机森林等机器学习分类器,实现竹林分布提取<sup>[8-13]</sup>,且有研究结合中低分辨率观测进行了全国及全球尺度的竹林分布提取<sup>[6,14]</sup>。

基于卫星遥感的林种精细提取难度较大。在毛竹林分布的亚热带和热带区域,常分布有大面积的阔叶林、针叶林、混交林等其他森林,大部分森林与毛竹林同为常绿林,在光谱特征和季节变化上接近,这给毛竹林的精准提取带来了很大困难。常用的Landsat等中高分辨率卫星的时间分辨率往往较低,在亚热带和热带地区,频繁的云覆盖导致高质量无云影像的获取较为困难。现有研究多直接采用可得晴空观测,未细致考虑不同时相遥感观测在毛竹林提取方面的差异。各种森林类型的树种组成和林下植被不同,由于树木叶片叶绿素含量和林下植被在物候特征方面的差异,不同森林类型在季节曲线上呈现出一定差异<sup>[15-16]</sup>。充分利用各植被类型季节曲线的差异,寻找区分度最大的时相的遥感影像用于分类,有利于提高毛竹林的提取精度与效率。MODIS提供了地表每天的观测,能够获取地物的光谱季节曲线<sup>[17-19]</sup>。利用MODIS获得的季节曲线辨别不同地表类型在各个季节的可区分性,结合Landsat高空间分辨率影像,将有助于毛竹林分布的高精度提取。

浙江省庆元县被誉为我国生态环境第一县,森林覆盖率达86%以上,毛竹林约占林业用地总面积的17%。以浙江庆元为研究区,通过提取典型植被的MODIS光谱季节曲线,分析各季相地物光谱毛竹林的可区分度;基于Landsat分析各波段反射率和多种光谱指数对毛竹林和其他典型地物的区分性,选择毛竹林提取的有效分类特征;在此基础上,采用2016~2018年所有可得晴空Landsat影像,基于随机森林分类器优选最佳分类时相,构建毛竹林提取方法,期望为其他亚热带地区毛竹林分类提供参考。

## 2 研究区概况

庆元县位于浙江省西南部(118°50′~119°30′ E, 27°25′~27°51′ N),总面积1 897 km<sup>2</sup>,是浙江省有名的竹乡(图1)。区域内山岭连绵,地势由东北向

西南倾斜,海拔240~1 856.7 m,50%的区域坡度大于20°。气候属亚热带季风气候,温暖湿润,年平均气温13.3℃,年降水量2 294.2 mm。境内地带性植被为常绿阔叶林,另有常绿针叶林、针阔混交林和竹林广泛分布。竹林是庆元林业建设的重要内容,竹产业是该县社会经济发展和农民增收致富的重要支柱产业之一。2016年庆元县林业资源普查结果显示,全县竹林面积2.79万hm<sup>2</sup>,毛竹占比高达99.57%,其他主要竹种为小杂竹<sup>[20]</sup>。

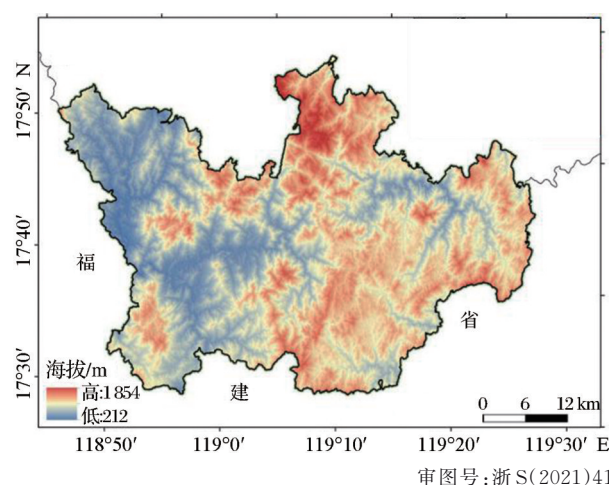


图1 庆元县地理位置

Fig.1 The location of Qingyuan county

## 3 数据与方法

### 3.1 数据

#### 3.1.1 遥感数据

采用研究区内2016~2018年所有可得晴空Landsat影像(共5景)用于光谱特征提取和土地利用分类,数据空间分辨率30 m,通过Google Earth Engine平台获取已采用LaSRC算法<sup>[21]</sup>进行大气校正后的影像。采用2013~2017年MODIS地表反射率产品MOD09A1(h28v06)分析不同植被光谱季节曲线,数据时空分辨率为8 d、500 m,下载自LAADS DAAC(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/>),并利用基于时间序列拐点的云检测算法对MOD09A1进行了精细的云掩膜<sup>[22]</sup>。采用ASTER GDEM V2数字高程数据提取坡度、坡向作为分类特征,空间分辨率为30 m,下载自地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>)。

#### 3.1.2 样本数据

根据实地调研获得的庆元县主要土地利用类型,结合高分辨率影像的可辨认性,将当地地表覆盖划分为毛竹林、常绿针叶林、常绿阔叶/针阔混交

表 1 本实验采用的遥感数据信息

Table 1 Sensors, path/row and acquisition date of satellite data used in this paper

传感器	行编号	条带号	获取时间
Landsat OLI	41	119	2017/11/3
Landsat OLI	41	119	2018/2/23
Landsat OLI	41	119	2018/3/11
Landsat OLI	41	119	2018/6/15
Landsat OLI	41	119	2018/10/5
MODIS	28	6	2013/01/01~2017/12/27
ASTER	27	118,119	\

林、耕地、建设用地、水体共 6 类典型地物。由于当地针阔混交林以阔叶树为主,阔叶林与混交林区分难度大,在分类中归并为一类,以便将研究重点聚焦在毛竹林的提取上。

基于 Google Earth 高分辨率影像结合 2018 年 8 月和 2019 年 1 月两次野外考察,选择了 318 个感兴趣区 (Regions of interest, ROIs), 包括 16 485 个像元,涵盖 6 种典型地物类型。其中,随机选择 224 个 ROIs (14 725 个像元) 用于分类分类器训练,剩余的 94 个 ROIs (1 760 个像元) 用于精度验证 (表 2、图 2)。毛竹林生长高大且密集,在高分辨率遥感影像上少有侧影,呈现出绒状纹理特征,与常绿阔叶/针阔混交林的浅色粗糙团状纹理和常绿针叶林深色密集针状纹理有明显差别 (图 2)<sup>[23]</sup>。

3.2 研究方法

3.2.1 光谱指数计算

光谱指数综合多个光谱信号实现植被信号增

表 2 典型地物地面样本数量统计

Table 2 Statistics of ground training and validation samples

地物类型	训练样本 ROIs	像元数	验证样本 ROIs	像元数
毛竹林	66	2 123	14	291
常绿针叶林	58	4 138	23	468
常绿阔叶/针阔混交林	51	4 083	20	571
耕地	31	2 589	15	125
建设用地	9	1 516	14	123
水体	9	276	8	182
总计	224	14 725	94	1 760

强,在土地覆盖分类领域广泛应用<sup>[24]</sup>。实验选择归一化差值植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)<sup>[25]</sup>、差值植被指数 (Difference Vegetation Index, DVI)<sup>[26]</sup>、比值植被指数 (Ratio Vegetation Index, RVI)<sup>[27]</sup>、比值光谱指数 (Ratio Spectral Index, RSI)<sup>[28]</sup>、归一化水指数 (Normalized Difference Water Index, NDWI)<sup>[29]</sup>、地表水分指数 (Land Surface Water Index, LSWI)<sup>[30]</sup>、缨帽变换的亮度分量 (Tasseled Cap Brightness, TCB)<sup>[31]</sup>、缨帽变换的绿度分量 (Tasseled Cap Greenness, TCG)<sup>[31]</sup>和缨帽变换的湿度分量 (Tasseled Cap Wetness, TCW)<sup>[31]</sup>等 9 种常见的表征植被绿度、水分含量和土壤亮度信息的光谱指数 (表 3),利用预处理后的 MODIS 和 Landsat 地表反射率分别计算光谱指数。

3.2.2 季相区分度分析

基于野外调查结合 Google Earth 高分辨率影

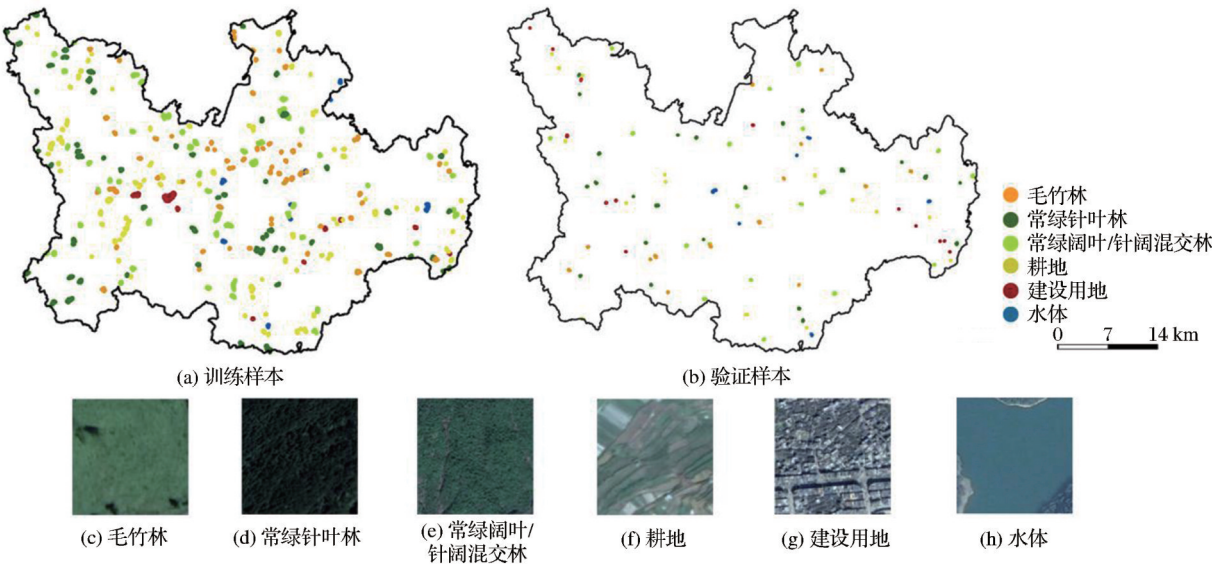


图 2 典型地物训练样本与验证样本分布及参考高分辨率影像  
Fig.2 The distribution of training samples, validation samples and examples for high-resolution images of typical landcover types from high resolution imageries of Google Earth

审图号:浙S(2021)41



表3 不同光谱指数计算公式

Table3 Calculation formulas of different spectral indices

光谱指数	计算公式
NDVI	$(\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red})$
DVI	$\text{NIR} - \text{Red}$
RVI	$\text{NIR} / \text{Red}$
RSI	$\text{SWIR2} / \text{NIR}$
NDWI	$(\text{Green} - \text{NIR}) / (\text{Green} + \text{NIR})$
LSWI	$(\text{NIR} - \text{SWIR1}) / (\text{NIR} + \text{SWIR1})$
TCB	$0.204\ 3 \times \text{Blue} + 0.415\ 8 \times \text{Green} + 0.552\ 4 \times \text{Red} + 0.574\ 1 \times \text{NIR} + 0.312\ 4 \times \text{SWIR1} + 0.230\ 3 \times \text{SWIR2}$
TCG	$-0.160\ 3 \times \text{Blue} - 0.2819 \times \text{Green} - 0.493\ 4 \times \text{Red} + 0.794\ 0 \times \text{NIR} - 0.000\ 2 \times \text{SWIR1} - 0.144\ 6 \times \text{SWIR2}$
TCW	$0.031\ 5 \times \text{Blue} + 0.202\ 1 \times \text{Green} + 0.310\ 2 \times \text{Red} + 0.159\ 4 \times \text{NIR} - 0.680\ 6 \times \text{SWIR1} - 0.610\ 9 \times \text{SWIR2}$

注:Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2依次为蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段、短波红外1波段和短波红外2波段的地表反射率,分别对应Landsat OLI的2~7波段

像,选择植被连续大面积分布的4处典型站点,分别为毛竹林(27°28'22" N, 119°8'35" E),常绿针叶林(27°33'20" N, 119°3'14" E),常绿阔叶/针阔混交林(27°39'39" N, 119°10'48" E)和耕地(27°48'37" N, 119°13'16" E)。分别提取各个站点2013~2017年MODIS 1~7波段地表反射率和光谱指数。为去除云、气溶胶等噪声的影响,采用5 a晴空的平均值,并进行SG平滑处理。基于地表反射率和光谱指数季节曲线分析毛竹林与其他地类在春季(3~5月)、夏季(6~8月)、秋季(9~11月)和冬季(12~2月)的可区分度,将区分度划分为4级,强区分度为毛竹林季节曲线与其他植被没有重合,且差别较大;较强区分度为毛竹林与其他植被季节曲线重合度较低,但在某一段较为接近;较弱区分度为毛竹林与其他植被季节曲线比较接近,仍存在一定差别;弱区分度为毛竹林与其他植被季节曲线重合度较高。由于建设用地与水体的光谱特性显著区别于植被,且无明显季节特性,未参与季节特征分析。

### 3.2.3 有效分类特征选择

实验采用SEaTH算法<sup>[32]</sup>从6种地表反射率、9种光谱指数,以及DEM、坡度、坡向3种地形要素中筛选有效特征。其算法核心是在分类特征服从正态分布的条件下,通过计算每两种地类在某一特征上的J-M(Jeffries-Matusita)距离判断可分离度,其计算公式为:

$$B = \frac{1}{8} (a_1 - a_2)^2 \frac{2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + \frac{1}{2} \ln \left( \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2\sigma_1\sigma_2} \right) \quad (1)$$

$$J = 2(1 - e^{-B}) \quad (2)$$

其中: $a_1$ 、 $a_2$ 为每个特征值均值; $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$ 为每个特征值的标准差;B为巴氏距离;J为J-M距离。J的取值范围为[0,2],若J>1.9,说明可分离度较强<sup>[33]</sup>。

利用6种地类的训练样本计算各特征可分离度。由于实验侧重毛竹林提取,可分离度与毛竹林相关的,选择J>1.9的前10种特征,并取交集;与毛竹林无关的,选择J>1.9的前3种特征,重复项合并。

### 3.2.4 随机森林分类及验证

随机森林(Random Forest)分类器是一种进行图像分类的机器学习算法,通过分析输入样本特征构建多种不同决策树,最终选择所有决策树结果的众数作为分类结果<sup>[34]</sup>。算法精度较高,被广泛应用于植被精细分类研究<sup>[35]</sup>。实验采用2016~2018年所有可得晴空Landsat影像,基于MATLAB平台构建随机森林分类器,利用训练样本的有效分类特征训练分类器实现单/多时相毛竹林提取。基于预留的独立验证样本计算混淆矩阵评价不同时相的分类精度,分析毛竹林提取的最佳时相,并与森林资源调查数据进行对比,验证分类效果。

## 4 结果与分析

### 4.1 季相区分度分析

图3为毛竹林、常绿针叶林、常绿阔叶/针阔混交林和耕地典型站点MODIS光谱反射率及光谱指数季节曲线。以近红外波段为例(图3(d)),春季毛竹林近红外反射率与常绿针叶林较为相似,但在120~150 d稍高于常绿针叶林,毛竹林区分度为较弱;夏季毛竹林反射率显著高于其他植被,区分度强;秋季毛竹林反射率与其他植被没有重合,但与常绿阔叶/针阔混交林曲线相似,区分度较强;冬季毛竹林季节曲线与常绿针叶林基本重合,区分度弱。

由区分标准得到不同季节毛竹林区分度数量

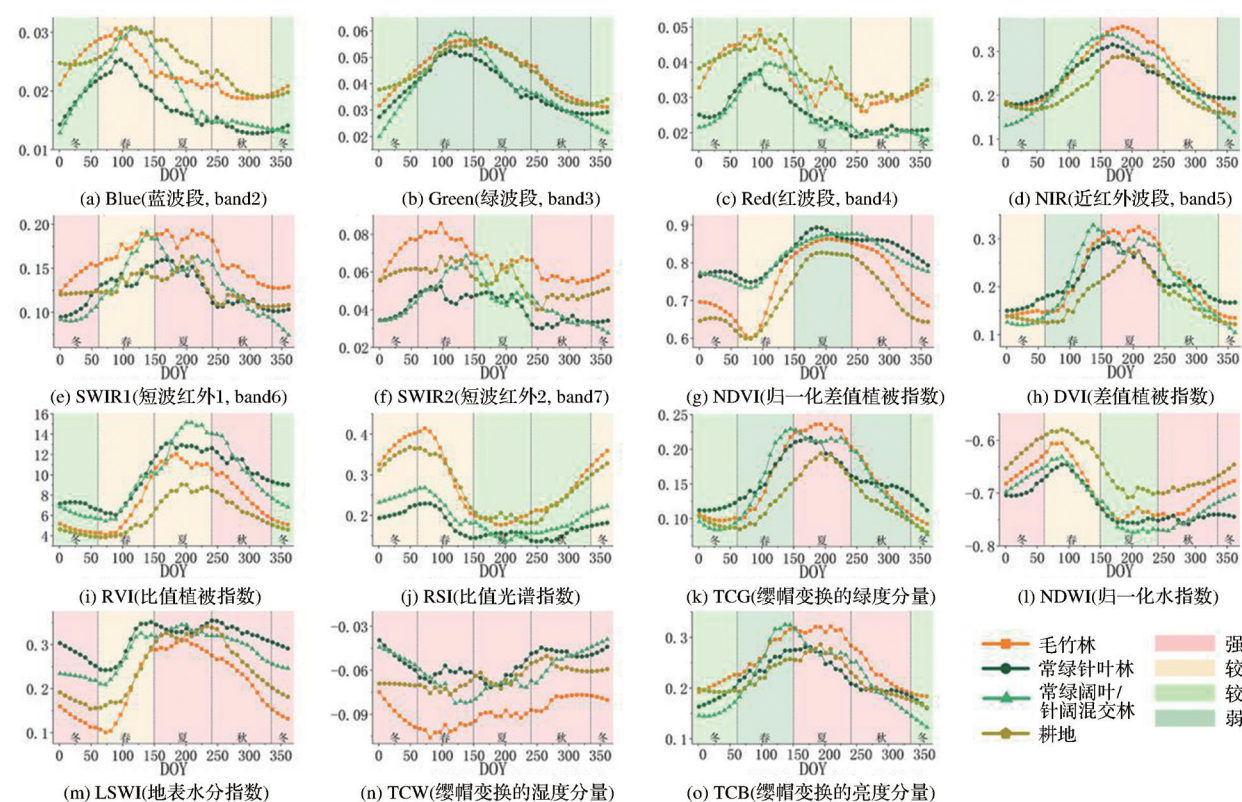


图 3 不同植被类型典型站点的 MODIS 光谱反射率及光谱指数季节曲线及各季相区分度

Fig.3 MODIS seasonal curves of spectral reflectance and spectral indices for different vegetation types and the discrimination in each season

统计(表 4),结果表明,秋季毛竹林区分度最高,共有 11 个区分度强或较强的特征,其中强区分度特征有 8 个;夏季次之,共有 7 个强区分度特征和 2 个较

强区分度特征;冬季与春季毛竹林在短波红外 2, TCW 等特征上具有一定区分性,但整体可分性不如秋季与夏季。

表 4 各季节区分度强弱的分类特征数量统计

春					夏				秋				冬			
强	较强	较弱	弱		强	较强	较弱	弱	强	较强	较弱	弱	强	较强	较弱	弱
SWIR2	Blue	Red	Green		NIR	Blue	Red	Green	SWIR1	Blue	DVI	Green	SWIR1	DVI	Blue	NIR
TCW	SWIR1	NIR	DVI		SWIR1	RVI	SWIR2	NDVI	SWIR2	Red	RSI	TCG	SWIR2	RSI	Green	
	NDVI		TCG		DVI	RVI	RSI		NDVI	NIR			NDVI		Red	
分类特征	RVI		TCB		TCG		NDWI		RVI				NDWI		RVI	
	RSI				LSWI				NDWI				LSWI		TCG	
	NDWI				TCW				LSWI				TCW		TCB	
	LSWI				TCB				TCW							
									TCB							
数量统计	2	7	2	4	7	2	4	2	8	3	2	2	6	2	6	1

注: Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2 依次为蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段、短波红外 1 波段和短波红外 2 波段的地表反射率,分别对应 Landsat OLI 的 2~7 波段

4.2 有效分类特征选择

利用 2018 年 10 月 5 日 Landsat 影像计算 18 种分类特征的可分离度,结果如表 5 所示,粗体为满足筛选条件的 J-M 距离。共得到 12 种有效分类特征,

包括光谱反射率红、绿、蓝、近红外和两个短波红外波段,光谱指数 NDVI、DVI、RVI、NDWI、TCB 和 TCW。其中,近红外和 TCB 对所有地类都具有较高的可分离度,J-M 距离均大于 1.99;短波红外 1、

DVI和TCW主要用于分离毛竹林与其他植被;NDVI、RVI和NDWI用于分离常绿针叶林和常绿阔叶/针阔混交林;红、绿波段和短波红外2用于分离植被与非植被。本实验另分析了其他4个时相Landsat影像各分类特征的可分离度,结果与10月

影像表现一致。

### 4.3 不同时相分类精度评估

由于MODIS数据空间分辨率较粗,可能存在混合像元问题,且进行实验的站点数目有限。本研究在MODIS季节曲线分析基础上,利用研究区

表 5 不同分类特征的 J-M 距离  
Table 5 J-M distances of different classification features

分类特征	毛竹林—常绿针叶林	毛竹林—常绿阔叶/针阔混交林	毛竹林—耕地	毛竹林—建设用地	毛竹林—水体	常绿针叶林—常绿阔叶/针阔混交林	常绿针叶林—耕地	常绿阔叶/针阔混交林—耕地
Blue	1.996 372	1.999 758	1.999 758	1.999 918	1.999 699	1.994 503	1.998 931	1.999 879
Green	1.998 979	1.999 991	1.999 986	1.999 979	1.999 835	1.998 524	1.999 688	1.999 996
Red	1.996 529	1.999 493	1.999 815	2.000 000	1.999 363	1.993 342	1.998 976	1.999 904
NIR	1.999 999	2.000 000	2.000 000	1.999 997	1.999 938	2.000 000	2.000 000	2.000 000
SWIR1	1.999 951	1.999 999	2.000 000	2.000 000	1.999 869	1.999 960	1.999 988	2.000 000
SWIR2	1.999 348	1.999 984	1.999 979	1.999 999	1.999 385	1.999 068	1.999 780	1.999 987
RVI	1.999 974	2.000 000	1.997 088	1.993 264	1.982 984	2.000 000	1.999 594	1.999 995
NDWI	2.000 000	2.000 000	2.000 000	1.999 999	1.012 255	2.000 000	2.000 000	2.000 000
DVI	1.999 997	2.000 000	1.999 999	1.999 958	1.999 798	2.000 000	1.999 999	2.000 000
NDVI	2.000 000	2.000 000	2.000 000	1.999 996	1.319 137	2.000 000	2.000 000	2.000 000
TCB	1.999 995	2.000 000	2.000 000	2.000 000	1.999 985	1.999 999	2.000 000	2.000 000
TCW	1.999 858	1.999 995	1.999 996	1.999 999	1.999 354	1.999 851	1.999 946	1.999 998
TCG	1.999 970	1.999 998	1.999 943	1.999 166	1.998 917	1.999 998	1.999 909	1.999 994
LSWI	1.990 350	1.997 885	1.580 145	1.043 033	1.135 543	1.999 964	1.930 285	1.978 565
RSI	1.457 029	1.978 327	1.909 884	1.993 255	1.087 497	1.129 063	1.632 338	1.926 334
DEM	1.983 344	1.999 987	1.999 796	1.999 788	1.999 938	1.984 937	1.982 360	1.999 946
坡度	1.997 475	1.998 751	1.986 398	1.976 193	1.987 574	1.997 742	1.978 264	1.987 028
坡向	1.998 751	1.997 223	1.997 730	1.997 376	1.996 803	1.998 958	1.998 985	1.998 330

分类特征	常绿针叶林—建设用地	常绿针叶林—水体	常绿阔叶/针阔混交林—建设用地	常绿阔叶/针阔混交林—水体	耕地—建设用地	耕地—水体	建设用地—水体
Blue	1.999 646	1.998 310	1.999 956	1.999 885	1.999 945	1.999 778	1.999 992
Green	1.999 731	1.999 027	1.999 991	1.999 909	1.999 991	1.999 983	1.999 921
Red	1.999 278	1.997 239	1.999 955	1.999 997	1.999 945	1.999 677	1.999 825
NIR	1.999 997	1.999 906	2.000 000	1.999 717	2.000 000	2.000 000	1.999 864
SWIR1	1.999 977	1.998 755	2.000 000	1.999 943	2.000 000	1.999 973	1.999 973
SWIR2	1.999 942	1.996 546	2.000 000	1.999 656	1.999 998	1.999 624	1.999 977
RVI	1.999 281	1.997 599	2.000 000	1.999 988	1.913 780	1.838 875	1.720 148
NDWI	1.999 997	0.879 970	2.000 000	1.392 853	1.999 560	1.495 498	1.030 671
DVI	1.999 941	1.999 662	1.999 997	1.999 979	1.999 985	1.999 898	1.998 091
NDVI	1.999 913	1.144 295	2.000 000	1.645 370	1.986 286	1.575 417	1.999 050
TCB	1.999 997	1.999 857	2.000 000	1.999 999	2.000 000	2.000 000	1.999 995
TCW	1.999 955	1.997 591	2.000 000	1.999 445	1.999 999	1.999 703	1.999 821
TCG	1.998 738	1.998 285	1.999 751	1.999 753	1.998 537	1.998 006	1.997 182
LSWI	1.171 670	1.514 876	1.552 693	1.583 907	1.133 549	0.710 816	1.162 951
RSI	1.976 595	0.811 887	1.994 123	1.276 374	1.992 074	1.079 933	1.667 178
DEM	1.985 320	1.981 805	1.999 980	1.979 786	1.999 240	1.999 693	1.999 905
坡度	1.955 004	1.979 787	1.975 040	1.988 027	1.797 526	1.929 024	1.940 467
坡向	1.998 771	1.998 628	1.997 987	1.997 683	1.997 695	1.997 220	1.996 693

注:Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2依次为蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段、短波红外1波段和短波红外2波段的地表反射率,分别对应Landsat OLI的2~7波段。



2016~2018 年所有可得 Landsat 晴空观测,设计单时相和多时相组合的 16 组对比实验(表 6),进一步分析不同季相影像对毛竹林提取精度的影响。

单时相影像分类(实验 1 到 5)结果表明,影像季相会显著影响分类准确性(图 4)。基于秋季初中期 10 月 Landsat 影像的毛竹林分类精度和总体分类精度最高,毛竹林用户和制图精度分别达到 89.00% 和 86.91%,总体精度为 87.56%。与其他时相分类结果相比,用户和制图精度分别提高了 3.44%~20.62% 和 5.39%~14.71%,总体精度提高了 1.42%~8.35%,这也证实了选用区分度高的季相观测有助于提高分类准确性。夏季 6 月分类精度次之,毛竹林用户和制图精度分别为 80.76% 和 80.20%。春季 3 月影像分类精度较低,用户和制图精度分别为 74.91% 和 75.43%。深秋 11 月的用户和制图精度仅为 68.38 和 78.35%,冬季 2 月毛竹林

分类精度最低(低于 72%)。

实验 6~16 评估了采用多时相影像的毛竹林提取精度。实验 6~8 使用分类效果最好的秋季(10 月)分别与春(3 月)、夏(6 月)、冬(2 月)季的影像组合;实验 9~11 假设无秋季晴空影像时,分别采用冬春(2 月与 3 月)、冬夏(2 月与 6 月)、春夏(3 月与 6 月)影像结合分类;实验 12~16 分别采用 3 个季节(春夏冬、春秋冬、夏秋冬、春夏秋)及四季结合(春夏秋冬)影像分类。根据毛竹林用户和制图精度,并参考总体分类精度和 Kappa 系数,结果表明,基于多时相影像提取毛竹林的精度均不如秋季(10 月)单时相,其中冬夏季结合(实验 10)分类精度最高,毛竹林用户与制图精度分别为 85.57% 和 78.06%,与夏季单时相结果相比,虽然制图精度略有下降(2.15%),但毛竹林用户精度和总体精度分别提高了 4.81% 和 5.74%(图 4)。

表 6 不同时相分类实验设计  
Table 6 Classification experiments design with difference seasonal phases

序号	实验一	实验二	实验三	实验四	实验五	实验六	实验七	实验八
分类时相	2018/02/23	2018/03/11	2018/06/15	2018/10/05	2017/11/03	2018/02/23	2018/03/11	2018/06/15
						2018/10/05	2018/10/05	2018/10/05
序号	实验 9	实验 10	实验 11	实验 12	实验 13	实验 14	实验 15	实验 16
分类时相	2018/02/23	2018/02/23	2018/03/11	2018/02/23	2018/02/23	2018/02/23	2018/03/11	2018/02/23
				2018/03/11	2018/03/11	2018/06/15	2018/06/15	2018/03/11
	2018/03/11	2018/06/15	2018/06/15	2018/06/15	2018/10/05	2018/10/05	2018/10/05	2018/06/15
								2018/10/05
分类特征	Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2, NDVI、DVI、NDWI、RVI、TCB、TCW							

注: Blue、Green、Red、NIR、SWIR1、SWIR2 依次为蓝波段、绿波段、红波段、近红外波段、短波红外 1 波段和短波红外 2 波段的地表反射率,分别对应 Landsat OLI 的 2~7 波段

4.4 最优方法分类结果及验证

上述分析表明,基于秋季初中期 10 月单时相观测(实验 4)可以实现研究区毛竹林分布最佳提取,且总体分类精度最高。采用最佳的实验 4 方案提取研究区毛竹林分布,结果显示,庆元毛竹林面积达 307.62 km<sup>2</sup>,在全县各乡镇均有分布,尤以西南部和西北部更为集中,东部分布分散(图 5(b))。常绿针叶林和常绿阔叶/针阔混交林面积分别为 690.17 km<sup>2</sup> 和 627.04 km<sup>2</sup>,主要分布在研究区北部、中部和东部;建设用地面积为 39.83 km<sup>2</sup>,在县政府所在的中西部最集中,其他居民点散落分布在坡度较缓的河谷地带;耕地面积达 224.84 km<sup>2</sup>,多分布在居民点附近的河谷和山腰(图 5(a))。

为进一步验证实验提出的毛竹林提取方法的精度,将分类结果与 2016 年庆元县林业资源普查结

果进行面积对比。2016 年庆元毛竹林普查面积为 277.72 km<sup>2</sup>,实验提取结果为 307.62 km<sup>2</sup>,精度为 89.23%。根据庆元县政府网,为促进竹产业、林下经济发展和农民增收,县政府每年投入大量资金扶持竹林建设,2018 年毛竹林面积实际应高于 2016 年普查数据,与本研究结果更为接近。

5 讨 论

现有竹林遥感提取研究多直接采用可得单幅<sup>[6]</sup>或多幅<sup>[11]</sup>晴空影像进行分类,实验充分考虑植被生长的季节差异,引入 MODIS 高时间分辨率观测获取地物光谱季节曲线,通过分析季节区分度和比较不同时相分类精度,筛选了亚热带区域毛竹林识别的最佳季节,结果证实选用区分度高的季相观测有助于提高毛竹林的识别精度。

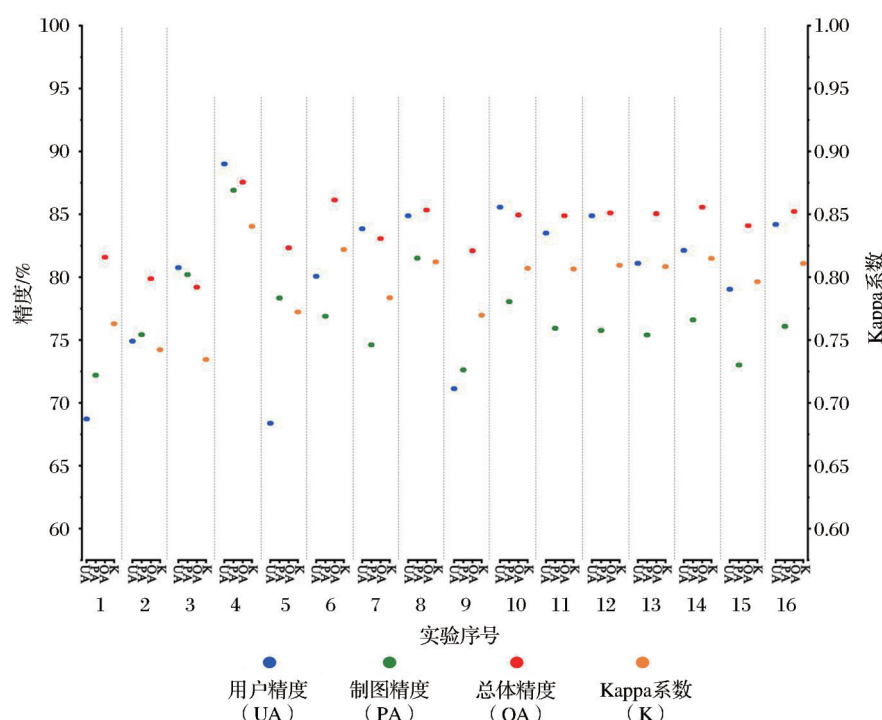


图 4 各组实验分类精度(用户精度和制图精度均指毛竹林)

Fig.4 Classification accuracy of each experiment(both user accuracy and producer accuracy refer to moso bamboo forests)

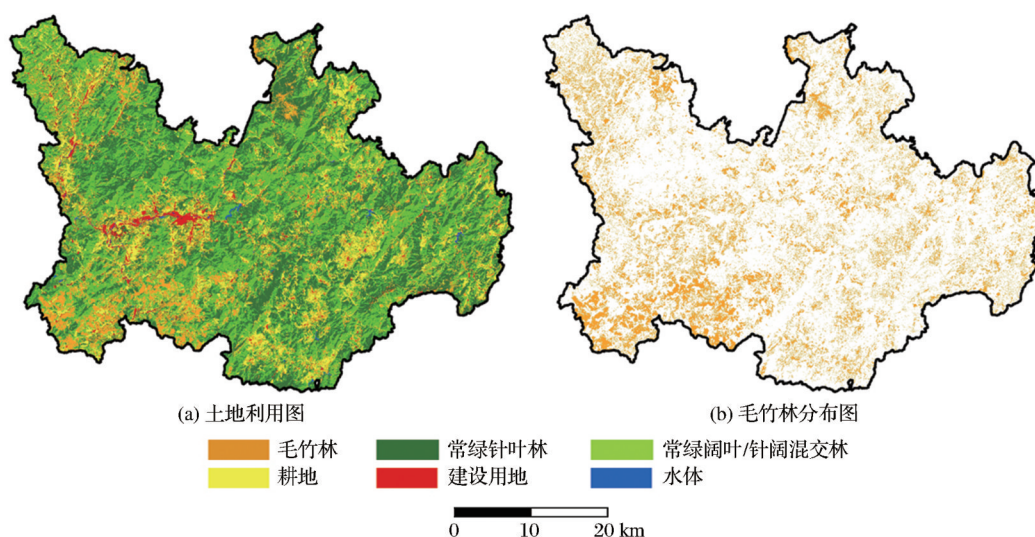


图 5 2018年庆元县土地利用和毛竹林分布图

审图号:浙S(2021)41

Fig.5 Land use distribution map and moso bamboo forests distribution map of Qingyuan in 2018

毛竹生长具有大小年的规律,大年出笋小年换叶,其叶片光合色素含量、内部物质变化和代谢能力受大小年影响,呈现不同的季节变化特征<sup>[36-37]</sup>。一般小年春季(4~5月)毛竹落叶并抽发新叶,叶片叶绿素含量较低呈黄色,随着营养物质积累,6~7月叶片转为深绿色<sup>[38]</sup>,并一直保持到次年(大年)11月。而其他常绿林在春季4~5月叶片叶绿素含量较高,与处于小年落叶期的毛竹林存在显著差异。但本研究MODIS季节曲线分析表明,春季3~5月

毛竹林的区分度并非最高的,研究区近5 a无4~5月晴空影像,而邻近的3月和6月分类结果也不如10月。这可能是由于研究区毛竹林分布分散,各乡镇种植时间不一,导致各区域毛竹林大小年不同步<sup>[39]</sup>。以春季落叶期作为遥感检测的关键期仅能检测出处于小年期的毛竹林,导致处于大年期的毛竹林的大面积漏检。无论大年小年,秋季毛竹叶片仍呈现深绿色,而同时期阔叶林、针叶林冬季叶片不再维持深绿,与毛竹林在波段反射率和光谱指数



上存在差异,Landsat 影像分类结果也证明秋季毛竹林提取效果优于春季。

季节曲线分析结果表明,秋季毛竹林的可区分度最佳,但在实际提取实验中,秋季初中期(10月)毛竹林提取效果较好,而深秋(11月)毛竹林用户精度不理想。这可能与研究区内森林树种组成复杂有关。尽管研究区地带性植被为常绿林,但区内山地众多,海拔1 200 m以上散布有麻栎、槲栎等落叶林<sup>[40]</sup>。深秋季节,毛竹林叶绿素含量降低,落叶树种落叶,林下植被也出现落叶或叶片叶绿素含量降低现象。由于落叶植被占比和叶绿素含量降低程度不一,加剧了各植被类型区分的复杂性,导致其他植被类型被错分为毛竹林,用户精度显著降低。多组实验证明初、中秋影像更适于区内毛竹林的精细提取。

Landsat 影像重访周期长,在中国南方常难以获得多个季节观测。近年来,Sentinel-2等卫星升空,实现了5 d观测全球,空间分辨率也提高到了10 m,并可获得红边波段观测。高时空分辨率卫星能够获取更加精细的植被生长季相特征与空间信息,同时红边波段提供了更为丰富的波谱信息。后续研究可尝试新的传感器,将有助于植被类型识别,提高毛竹林提取的精度。

## 6 结 论

实验采用MODIS高时间分辨率与Landsat OLI高空间分辨率观测,通过分析不同植被类型MODIS光谱季节特征曲线,并结合近3 a所有可得晴空观测进行分类实验,筛选了毛竹林分类的最优时相,基于随机森林实现了毛竹林分布提取。结果表明:

(1)对于单时相影像,基于秋季初中期10月影像的毛竹林提取精度优于其他季节,是区分毛竹林与研究区内其他植被的最优时相;夏季次之,春季与冬季较差。与其他单时相分类结果相比,秋季初中期影像的毛竹林分类用户精度和制图精度分别提高了3.44%~20.62%和5.39%~14.71%。

(2)对于多时相影像,在秋季观测基础上增加其他季节观测未能提高毛竹林分类精度;夏冬影像结合相对于其他多时相以及夏季、冬季单时相分类,提取精度更高,用户和制图精度分别达到85.57%和78.06%。

(3)基于2018年10月5日Landsat影像及有效

分类特征(蓝、绿、红、近红外和两个短波红外波段,NDVI、DVI、RVI、NDWI、TCB和TCW),实现了研究区毛竹林分布的最优提取。与独立验证样本比较,毛竹林用户和制图精度分别达到89.00%和86.91%;与当地森林资源普查数据对比,毛竹林提取精度优于89.23%。

(4)在类似亚热带区域竹林提取中,当有多个时相晴空观测可供选择时,应优先选择秋季初、中期影像;当此时期没有晴空观测时,应优先组合夏季与冬季观测进行分类。

## 参考文献(References):

- [1] Cao Xianlei, Wu Weiguang, Zhang Ying. Willingness and its influencing factors of household's expanding moso bamboo (*Phyllostachy Pubescens*) plantation management: based on the households'surveyed date in moso bamboo producer areas of China[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Social Sciences Edition), 2016, 17(5):14-19.[曹先磊,吴伟光,张颖.农户扩大毛竹林经营意愿及其影响因素分析——基于中国毛竹主产区农户的调查数据[J].湖南农业大学学报(社会科学版),2016,17(5):14-19.]
- [2] Huang Lanying, Guan Fengying. Research progress in the application of remote sensing techniques in bamboo forest monitoring[J]. World Bamboo and Rattan, 2019, 17(5):53-57.[黄兰鹰,官凤英.遥感技术在竹林监测中的应用研究进展[J].世界竹藤通讯,2019,17(5):53-57.]
- [3] Xu Xiaojun, Zhou Guomo, Du Huaqiang, et al. Interannual variability of moso bamboo forest GPP and its driving factors: a case study of Anji county[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(6):1636-1644.[徐小军,周国模,杜华强,等.毛竹林总初级生产力年际变化及其驱动因素——以安吉县为例[J].生态学报,2016,36(6):1636-1644.]
- [4] Han N, Du H, Zhou G, et al. Object-based classification using SPOT 5 imagery for moso bamboo forest mapping[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(3):1126-1142.
- [5] Ghosh A, Joshi P K. A Comparison of selected classification algorithms for mapping bamboo patches in lower gangetic plains using very high resolution WorldView 2 imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 26:298-311.
- [6] Cui Lu, Du Huaqiang, Zhou Guomo, et al. Combination of decision tree and mixed pixel decomposition for extracting bamboo forest information in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(1):166-176.[崔璐,杜华强,周国模,等.决策树结合混合像元分解的中国竹林遥感信息提取[J].遥感学报,2019,23(1):166-176.]
- [7] You S, Zheng Q, Lin Y, et al. Specific bamboo forest extraction and long-term dynamics as revealed by Landsat time series stacks and Google Earth Engine[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18):3095. DOI:10.3390/rs12183095.

- [8] Du Huaqiang, Zhou Guomo, Ge Hongli, *et al.* Bamboo information extraction based on Landsat TM data[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2008, 36(3): 35-38. [杜华强, 周国模, 葛宏立, 等. 基于TM数据提取竹林遥感信息的方法[J]. 东北林业大学学报, 2008, 36(3): 35-38.]
- [9] Li M, Li C, Jiang H, *et al.* Tracking bamboo dynamics in Zhejiang, China, using time-series of Landsat data from 1990 to 2014[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(7): 1714-1729.
- [10] Yu Shuhong. Research of bamboo forest information extraction using multi-scale remote sensing data[D]. Hangzhou: Zhejiang Agriculture & Forestry University, 2016. [俞淑红. 利用多尺度遥感数据的竹林信息提取研究[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2016.]
- [11] Zhao Y, Feng D, Jayaraman D, *et al.* Bamboo mapping of Ethiopia, Kenya and Uganda for the year 2016 using multi-temporal Landsat imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 66: 116-125.
- [12] Dong L, Du H, Mao F, *et al.* Very high resolution remote sensing imagery classification using a fusion of random forest and deep learning technique—subtropical area for example[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 13: 113-128.
- [13] Yan Xinrong, Zhang Meiman, Zheng Yaxiong, *et al.* Comparison of extraction methods and the distribution characteristics of cluster bamboo forest information based on Sentinel-2[J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(3): 1056-1066. [严欣荣, 张美曼, 郑亚雄, 等. 基于 Sentinel-2 的丛生竹林信息提取方法比较及分布特征[J]. 生态学杂志, 2020, 39(3): 1056-1066.]
- [14] Du H, Mao F, Li X, *et al.* Mapping global bamboo forest distribution using multisource remote sensing data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(5): 1458-1471.
- [15] Wang T, Skidmore A K, Toxopeus A G, *et al.* Understory bamboo discrimination using a winter image[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2009, 75(1): 37-47.
- [16] Dong J, Xiao X, Chen B, *et al.* Mapping deciduous rubber plantations through integration of PALSAR and multi-temporal Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 134: 392-402.
- [17] Kou W, Liang C, Wei L, *et al.* Phenology-based method for mapping tropical evergreen forests by integrating of MODIS and Landsat imagery[J]. Forests, 2017, 8(2): 34. DOI.org/10.3390/f8020034.
- [18] Pasquarella V J, Holden C E, Woodcock C E. Improved mapping of forest type using spectral-temporal Landsat features[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 193-207.
- [19] Ghimire B R, Nagai M, Tripathi N K, *et al.* Mapping of shorea robusta forest using time series MODIS data[J]. Forests, 2017, 8(10): 384. DOI.org/10.3390/f8100384.
- [20] Wu Lubin. Discussion on the cultivation, development and utilization of bamboo forest in Qingyuan county[J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2009(19): 228-230. [吴陆斌. 庆元县毛竹林培育与开发利用探讨[J]. 现代农业科技, 2009(19): 228-230.]
- [21] Vermote E, Justice C, Claverie M, *et al.* Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 185: 46-56.
- [22] Liu R, Liu Y. Generation of new cloud masks from MODIS land surface reflectance products[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 133: 21-37.
- [23] Chen Qinluan, Chen Bingxian. Remote sensing and photography interpretation[M]. Beijing: Higher Education Press, 1989. [陈钦峦, 陈丙咸. 遥感与像片判读[M]. 北京: 高等教育出版社, 1989.]
- [24] Tian Qingjiu, Min Xiangjun. Advances in study on vegetation indices[J]. Advances in Earth Science, 1998, 13(4): 10-16. [田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998, 13(4): 10-16.]
- [25] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, *et al.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[C]// Third ERTS Symposium, NASA sp-351, 1: 309-317.
- [26] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127-150.
- [27] Huete A R. A Soil-adjusted Vegetation Index (SAVI)[J]. Remote sensing of environment, 1988, 25(3): 295-309.
- [28] Hubbard B E, Crowley J K, Zimelman D R. Comparative alteration mineral mapping using visible to shortwave infrared (0.4~2.4/spl mu/m) Hyperion, ALI, and ASTER imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(6): 1401-1410.
- [29] McFeeters S K. The use of the Normalized Difference Water Index(NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [30] Wilson E H, Sader S A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(3): 385-396.
- [31] Crist E P. A TM Tasseled cap equivalent transformation for reflectance factor data[J]. Remote Sensing of Environment, 1985, 17(3): 301-306.
- [32] Chen Anxu, Li Yuechen. Rice recognition of different growth stages based on Sentinel-2 images in mountainous areas of Southwest China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(7): 192-199. [陈安旭, 李月臣. 基于 Sentinel-2 影像的西南山区不同生长期水稻识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(7): 192-199.]
- [33] Qi La, Liu Liangyun, Zhao Chunjiang, *et al.* Selection of optimum periods for extraction winter wheat based on multi-temporal remote sensing images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008, 23(2): 154-160. [齐腊, 刘良云, 赵春江, 等. 基于遥感影像时间序列的冬小麦种植监测最佳时相选择研究[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(2): 154-160.]
- [34] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [35] Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J, *et al.* An as-

- essment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 67: 93-104.
- [36] Qiu Fugeng. Bamboo forest on off-year and its control [J]. Journal of Bamboo Research, 1984(2):62-69.[裘福庚. 毛竹林大小年及其控制[J]. 竹子研究汇刊, 1984(2):62-69.]
- [37] Yao Xishi, Lin Jianzhong, Lin Bin, *et al.* The growth differences of bamboo forests in on off-year [J]. Hunan Forestry Science & Technology, 2015, 42(6):111-118.[姚希世, 林建忠, 林斌, 等. 毛竹丰产林大小年生长差异研究[J]. 湖南林业科技, 2015, 42(6):111-118.]
- [38] Su Wenhui. Fertilization theory and practice for phyllostachys edulis stand based on growth and nutrient accumulation rules [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2012.[苏文会. 基于生长和养分积累规律的毛竹林施肥理论与实践研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2012.]
- [39] Chen Yilang, Yao Xiaoming, Lai Junsheng, *et al.* Discussion on classified management scheme of bamboo forest in Qingyuan county [J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2009(17):218-219.[陈奕浪, 姚小明, 赖俊声, 等. 庆元县毛竹林分类经营方案探讨[J]. 现代农业科技, 2009(17):218-219.]
- [40] Yao Fengping, Wu Junshou, Yao Liwu, *et al.* Determination and evaluation of biomass of different broad-leaf stand types in Qingyuan forest center [J]. Journal of Zhejiang Forestry Science and Technology, 2003(3):75-79.[姚丰平, 吴军寿, 姚理武, 等. 庆元林场阔叶林主要类型生物量测定及其评价[J]. 浙江林业科技, 2003(3):75-79.]

## Extraction of Moso Bamboo Forest Distribution based on Characteristics of Vegetation Spectral Seasonal Curves

Wei Xuexin<sup>1,2</sup>, Liu Yang<sup>1</sup>, Min Qingwen<sup>1</sup>, Liu Ronggao<sup>1</sup>, Zhang Qingyang<sup>3</sup>,  
Ye Xiaoxing<sup>4</sup>, Liu Beibei<sup>5</sup>

(1. *Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Beijing 100101, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

3. *Qingyuan Edible Fungi Research Center, Qingyuan 323800, China;*

4. *Qingyuan County Edible Fungi Administration, Qingyuan 323800, China;*

5. *National Disaster Reduction Center of China, Beijing 100124, China)*

**Abstract:** As an important bamboo species, moso bamboo forests are widely distributed in southern China and has great ecological and economic benefits. However, it is difficult to distinguish moso bamboo forests from other forests. Most of existing extraction methods directly use available clear sky observation, which do not fully consider the influence of classification time phase, limiting the extraction accuracy. Taking Qingyuan county, Zhejiang Province as an example, a method of moso bamboo forest extraction was established in this paper. The characteristics and differences of seasonal spectral curves were evaluated for typical local vegetation types using MODIS high resolution images, and 16 classification experiments were carried out on single and multi-temporal Landsat OLI images. Based on these analysis and experiments, the best seasonal phase to distinguish moso bamboo forest from other vegetation types was selected, and the distribution of moso bamboo forest was extracted effectively by using random forest classifier. The results showed that: (1) Early or middle autumn is the best period to distinguish moso bamboo forest from other vegetation in the study area, followed by summer and worst in winter and spring. (2) When there is no clear-sky observation in early and middle autumn, the extraction accuracy of moso bamboo forest is the best for combination of summer and winter images, with user and producer accuracy of 85.57% and 78.06%, respectively. (3) The extraction accuracy is the highest based on Landsat image in October, with user accuracy and producer accuracy up to 89.00% and 86.91%, and the extraction accuracy is better than 89.23% when compared with the local forestry resources census data. Experiments show that in extraction of moso bamboo forest in similar subtropical areas, the early or middle autumn image should be selected first; if there is no clear-sky observation in this period, the combination of summer and winter images should be chosen priority.

**Key words:** Moso bamboo forests; Seasonal curves; J-M distance; Remote sensing; Random Forest