

引用格式: Li Yuan, Zhou Xiaocheng, Chen Yunzhi, *et al.* Estimation and Evaluation of Forest Age in Jiangle County, Fujian Province based on Landsat Time Series Remote Sensing Disturbance Detection[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 651-662. [李媛, 周小成, 陈芸芝, 等. 结合 Landsat 时序遥感干扰检测的福建将乐县森林林龄估算与评价[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 651-662.]  
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0651

## 结合 Landsat 时序遥感干扰检测的福建将乐县森林林龄估算与评价

李媛, 周小成, 陈芸芝, 王锋克

(福州大学 卫星空间信息技术综合应用国家地方联合工程研究中心,  
空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 数字中国研究院(福建), 福建 福州 350108)

**摘要:** 高精度的森林林龄可以改善森林生物量、蓄积量、碳储量等的估算精度。为提高频繁发生干扰区域森林年龄估算精度, 以森林干扰强度较大的福建省将乐县为例, 通过构建将乐县 1987~2019 年 Landsat 时序数据集, 利用 LandTrendr 算法获得森林干扰开始时间节点特征, 与林龄建模, 实现干扰区林龄估算; 接着利用 GF-1 号影像的波段、植被指数、纹理以及地形因子特征, 通过递归特征消除的随机森林算法, 与林龄建模, 实现非干扰区林龄估算; 最后将两部分的林龄合并, 得到研究区 2019 年森林年龄。结果表明: ①将乐县森林干扰总面积为 346.37 km<sup>2</sup>, 其中, 针叶林、阔叶林干扰面积占比 75.06%; ②利用 LandTrendr 算法的干扰开始时间节点估算的林龄误差 (RMSE=1.91 a) 较小, 模型精度 ( $R^2=0.94$ ) 较高; ③通过递归特征消除的随机森林算法估算的针叶林、阔叶林林龄的  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.64、0.48 和 4.71 a、12.71 a。研究表明: 结合长时间序列的干扰算法可以有效提高干扰区森林年龄估算精度, 为亚热带山区的区域尺度上进行森林林龄估计提供参考。

**关键词:** 林龄; 长时间序列遥感; 森林干扰; 高分一号; 随机森林回归

**中图分类号:** TP79      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1004-0323(2022)03-0651-12

### 1 引言

高精度的森林结构数据 (如树高、胸径、林龄等) 对森林资源调查、生态健康评估具有重要的意义<sup>[1]</sup>。但由于缺乏建模的林龄数据, 研究相对较少, 一定程度上影响了区域尺度上与林龄相关性强的森林结构参数和生态系统参数的估算精度 (生物量、生产力等)。火灾、采伐、毁林等干扰事件是造成森林组成和结构变化的主要驱动力因素<sup>[2]</sup>。森林年龄的变化与上述活动有密切的关系, 而 Landsat 图像较高的时间分辨率 (16 d) 可以提供长时间以来

森林的干扰以及恢复情况, 因此, 借助反映森林年龄的森林资源清查数据、历史干扰数据 (火灾、采伐等) 和光学卫星数据<sup>[3]</sup>, 获得更精确的森林年龄结构, 为后期估算森林蓄积量、生物量、碳储量等提供高精度的建模因子, 进而改善估算上述参数的精度。同时, 可以为科学采伐、造林等提供参考。

目前获取林龄参数的方法主要包括野外实地调查、森林资源清查以及利用卫星遥感数据<sup>[4-5]</sup>和激光雷达数据预测林龄<sup>[6-7]</sup>。野外实地调查数据主要借助生长锥取样, 通过树木年轮测得小样区林龄, 森林资源清查数据主要在已有历史记录数据上对

收稿日期: 2021-01-04; 修订日期: 2022-03-10

基金项目: 福建省科技厅高校产学研合作项目 (2022N5008), 福建省科技厅对外合作项目 (2022I0007)。

作者简介: 李媛 (1994—), 女, 宁夏银川人, 硕士研究生, 主要从事林业遥感研究。E-mail: N185520010@fzu.edu.cn

通讯作者: 周小成 (1977—), 男, 陕西渭南人, 博士, 副研究员, 主要从事资源环境遥感研究。E-mail: zhouxcc@fzu.edu.cn

林龄更新,每 5 a 进行一次<sup>[8]</sup>。利用上述两种方法获得的森林年龄精度较高,但是耗费周期较长。利用卫星遥感数据预测森林年龄主要依据森林年龄与遥感影像的光谱、纹理因子之间的相关性,通过建立线性或者非线性模型反演森林年龄<sup>[9]</sup>,或者利用变化检测方法直接获得森林年龄<sup>[10]</sup>,进而获得大区域森林年龄。随着 Landsat 存档数据可以免费获取,国内外学者利用 Landsat 时序数据开展了大量的森林干扰与恢复研究,并将结果用于森林结构参数的估算。Huang 等<sup>[11]</sup>利用植被变化追踪器(Vegetation Change Tracker, VCT)算法对森林扰动进行分析,通过分析每个像素的综合森林特征指数(Integrated Forest Z-cores, IFZ),区分森林、非森林与扰动区域。在此基础上,房磊等<sup>[12-13]</sup>利用 Landsat 历史存档数据,通过 VCT 算法获取相关干扰历史的时相信息,最终实现了当前林龄空间分布制图,其中,Diao 等<sup>[13]</sup>又利用递归特征消除的随机森林算法(Random Forest Algorithm for Recursive Feature Elimination, RFE-RF),通过 Landsat 影像的光谱、纹理特征估算了非干扰区林龄。Kennedy 等<sup>[14]</sup>提出了 LandTrendr 算法,该算法是一种基于轨迹的频谱-时间分割算法,主要用于 Landsat 时间序列的森林变化检测,可获得森林干扰开始时间节点,在此基础上,Gómez 等<sup>[15-16]</sup>将上述算法中得到的干扰时间节点,用于森林地上生物量的估算,生物量估算精度有明显提高。Fujiki 等<sup>[10]</sup>首先从 Landsat 时间序列图像的变化检测分析中提取了林分年龄,然后将得到的林分年龄与 WorldView-2 的光谱、纹理因子建立回归模型,估算了介于马来西亚沙巴的基纳巴鲁公园和克罗克岭公园之间的橡胶树年龄。Chen 等<sup>[17]</sup>利用归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)时序影像估算了中国、缅甸和老挝三界交界处的橡胶种植园的年龄,其年龄的平均误差为 1.53 a。综上所述,仅仅利用遥感影像的光谱、纹理因子估算森林年龄普遍会出现高估干扰频繁发生的区域幼林年龄,低估成熟林年龄的问题。现有研究主要基于长时间序列影像,利用分类后变化检测方法或者 VCT 变化检测算法估算干扰区人工林森林年龄,而 LandTrendr 变化检测算法用于林龄估算研究相对较少。另外,对估算非干扰区森林年龄,最新研究采用 30 m 分辨率卫星遥感影像<sup>[13]</sup>,高分辨卫星遥感影像应用较少,而高分辨率卫星遥感影像的纹理信息更加丰富,对森林

树高、胸径等参数的估算精度有明显的提高<sup>[18]</sup>。例如:Gebreslasie 等<sup>[19]</sup>分别利用 IKONOS 影像的多光谱数据的纹理信息和全色波段的纹理信息估算森林平均树高、胸径、蓄积量等林分参数,结果表明基于全色波段的纹理信息构建的模型精度均有所提高,最高达 0.9。

因此,本研究的目的是:①利用 GEE 云平台的 LandTrendr 算法<sup>[20]</sup>衍生的干扰时间特征估算频繁发生干扰的区域林龄,进而提整体的林龄估算的精度。②结合 GF-1 号影像的光谱、纹理、植被指数以及地形因子特征与林龄建模,对非干扰区中的人工林、天然林年龄进行估算,最后将两部分的森林年龄合并,获得将乐县森林年龄。由于福建省将乐县是我国南方典型的人工林种植县,本文的研究方法可以为区域尺度的人工林森林参数估算提供新的思路 and 参考。

## 2 研究区与数据源

### 2.1 研究区概括

将乐县属于福建省,属亚热带气候,年平均气温为 18.7℃,降雨量为 1 703.7 mm,雨季时间较长但分配不均匀。该地区最广泛的土壤类型是红壤,土层肥沃较深厚而且水湿条件较好,适宜培育杉木(*Chinese fir forest*)、马尾松(*Pinus massoniana*)、硬阔(*Hard broadly*)、软阔(*Hardwood*)等经济林木。全县总面积达 2 246.7 km<sup>2</sup>,地理位置见图 1(a),该县属于我国南方重点林业县之一,森林类型主要以针叶林和阔叶林为主,如图 1(b),为将乐县 2019 年针叶林、阔叶林分布图。其中,针叶林是以杉木和马尾松为主的人工林,年龄大多低于 40 a,而阔叶林为天然林,年龄相对偏高。其次为竹林和防护林,林下植被主要是以蕨类为主的草本植物。通过前期对将乐县的考察得知,该县大部分人工林为福建省将乐县金森公司经营的林地,因此森林干扰中最主要的是森林采伐以及采伐后的人为放火炼山,并且在采伐炼山后一年重新栽种幼苗,说明将乐县森林采伐干扰和造林间隔时间一般不超过一年。

### 2.2 数据获取与预处理

基于 GEE 云平台获得将乐县 1987~2019 年 33 期 Landsat 影像,考虑植被物候差异对光谱的影响,影像选择的日期集中在 7 月~10 月份。通过对每期影像进行辐射定标、大气校正以及云掩膜等处理,得到将乐县 33 a 时序地表真实反射率影像。除上

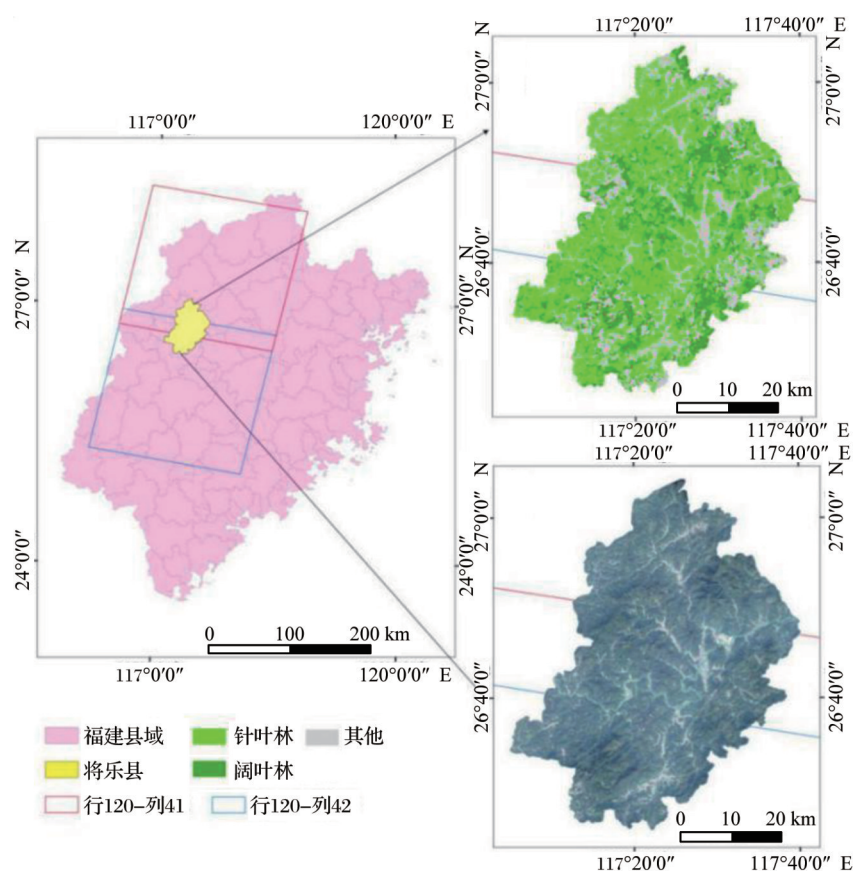


图1 研究区及2019年针叶林、阔叶林空间分布

Fig.1 The study area and the spatial distribution of coniferous forests and broad-leaved forests in 2019

述 Landsat 数据外,本研究还采用高分辨率卫星影像进行林龄估算,但由于南方多雨、多云的天气状况,未能获取2019年GF-1号影像,因此采用成像时间为2016年12月,分辨率8 m的GF-1号影像。对影像进行辐射校正、大气校正、正射校正等处理后与全色影像融合,获得2 m空间分辨率影像。利用30 m分辨率的DEM数据生成坡度、坡向数据,DEM数据来源于地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn/>)。所用建模林龄样本数据来源于2016年、2019年小班数据,按照福建省地方森林资源监测体系小班区划调查技术规定,林龄跨度包括幼龄林、中龄林、近熟林、成熟林和过熟林(如表1所示),林龄跨度包括幼龄林、中龄林、近熟林、成熟林和过熟林。其中针叶林共计269个,年龄范围在3~66 a,阔叶林共计231个,年龄范围在6~98 a。

表1 森林龄组信息

Table 1 Forest age group information

龄组	幼龄林	中龄林	近熟林	成熟林	过熟林
森林类型	/a	/a	/a	/a	/a
针叶林	1~10	11~20	21~25	26~35	≥36
阔叶林	1~20	21~40	41~50	51~70	≥71

### 3 研究方法

研究流程如图2所示,基于GEE云平台,利用LandTrendr算法<sup>[20]</sup>获得1987~2019年森林干扰节点特征,通过2019年现存的针叶林、阔叶林对森林干扰时空分布图掩膜,这样就以1987年为时间点,将研究区分为森林干扰区(即LandTrendr算法检测到受干扰的森林区域)和非干扰区(即LandTrendr算法中的持续森林以及未检测到的受干扰的森林)。获取森林干扰开始时间,与小班林龄建立一元线性回归模型,实现干扰区自1987年来受到干扰又恢复为森林的林龄估算。接着利用2016年的GF-1号影像的光谱、纹理信息、植被指数以及地形特征,采用RFE-RF算法,与小班林龄构建模型,实现非干扰区2016年森林林龄估算后,结合Landsat时间序列影像更新至2019年。将两部分林龄合并,最终得到将乐县2019年森林林龄。

#### 3.1 特征提取

##### 3.1.1 干扰区特征提取

利用GEE平台的LandTrendr算法(<https://emapr.github.io/LT-GEE/introduction.html>)提取

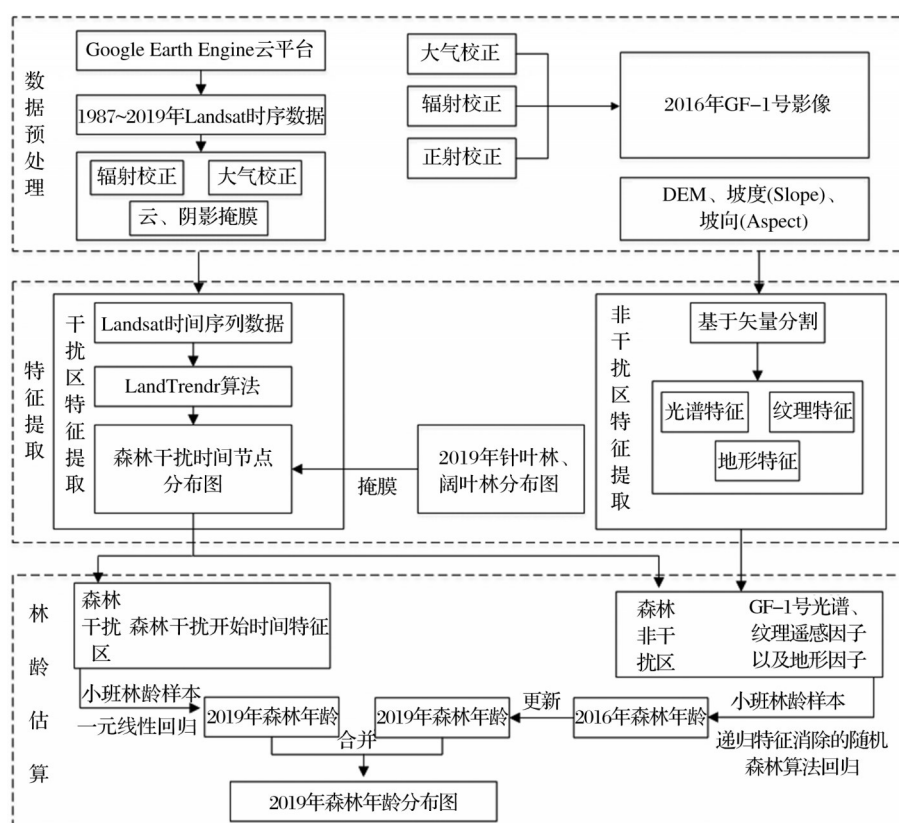


图 2 研究流程图

Fig.2 Research flow chart

受干扰森林的干扰时间节点特征。算法核心是将选取的长时间序列的指数轨迹简化为一组首尾相连的线段,并对分割后的线段进行拟合<sup>[14]</sup>。关于指数的选取,有学者对比了影像标准化处理后的各个波段反射率值及由波段衍生的植被指数对森林砍伐、火灾、病虫害和植树造林 4 种干扰类型的区分度<sup>[21-22]</sup>。其中,短波红外(SWIR)波段的反射率值在 4 种干扰类型中区分度最高,而近红外(NIR)波段反射率值在 4 种类型中区分度较高,因此相应的归一化燃烧指数(Normalized Burn Ratio, NBR)的响应能力最强,而 NDVI 指数的响应能力最弱。另外,在利用 LandTrendr 算法监测森林干扰与恢复的研究发现,NBR 指数对于区分采伐、火灾等干扰事件具

备最大敏感性<sup>[14,23-24]</sup>,而将乐县林地干扰主要以采伐和采伐后的炼山为主,因此,本研究使用 NBR 指数作为算法监测的指数,公式如下。算法主要参数选择 Kennedy 等开发的 LandTrendr 算法默认参数<sup>[14]</sup>。

$$NBR = (NIR - SWIR) / (NIR + SWIR) \quad (1)$$

该比值中,森林干扰后 NBR 值会突然变小<sup>[23]</sup>,据此,可由时序轨迹中 NBR 值的突变来识别森林变化信息,呈下降趋势的线段表示此处森林像元受到干扰,用呈上升趋势线段表示森林开始恢复的状态,而水平线段则表示该像素一直是森林的状态,未受到干扰,如图 3 所示。

### 3.1.2 非干扰区特征提取

利用 Ecognition 软件,通过小班矢量对 GF-1 号

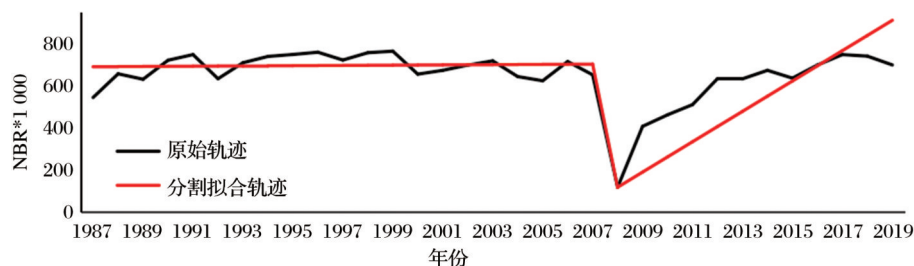


图 3 干扰时序轨迹提取

Fig.3 Disturbance sequence trajectory extraction

影像分割,获得影像的4个波段反射率的像元均值及标准差、11个(表2)植被指数<sup>[25]</sup>和4个波段的纹理特征<sup>[26]</sup>,包括同质性(Homogeneity,HOM)、对比度(Contrast,CON)、非相似性(Dissimilarity,DIS)、熵(Entropy,ENT)、纹理均值(Mean,MEA)、纹理标准差(Standard Deviation,STD)、相关性(Correlation,COR)、角二阶矩(Angular Second Moment,ASM)以及DEM、坡度(Slope)、坡向(Aspect)3个因子的像元均值。利用SPSS软件对上述因子与林龄样本进行相关性分析,相关性分析是指对两个或多个具备相关性的变量元素进行分析,从而衡量两个变量因子的相关程度,本文通过皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient)分析林龄与上述因子之间的相关程度,其值一般介于-1与1之间<sup>[27]</sup>,从而选择与林龄相关性强的因子参与建模。

### 3.2 干扰区林龄估算模型

#### 3.2.1 一元线性回归

一元线性回归模型通过一个因子作为自变量来解释因变量的变化。计算公式如下:

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 X \quad (2)$$

其中: $\alpha_0$ 为截距, $\alpha_1$ 为未知系数; $Y$ 为2019年森林林龄; $X$ 为LandTrendr算法获得的干扰开始时间节点距离2019年的差值。

### 3.3 非干扰区林龄估算模型

#### 3.3.1 递归特征消除的随机森林算法(RFE-RF)

RF算法是由Breiman提出<sup>[28]</sup>,是一种用于回归或分类的机器学习方法,算法流程如下:①采用bootstrap抽样方法,随机选取总样本三分之二的数

据作为训练样本,其余三分之一作为验证样本,后者可以用来估计内部误差;②对每个训练样本构造一棵回归树,生成N棵树组成的随机森林。③组合N棵决策树的回归结果,使用多数投票原则确定最终的回归结果,算法结束。RFE算法是Golub等<sup>[29]</sup>基于支持向量机提出的,在研究中将RFE算法引入RF回归算法,进行光谱、纹理等因子与林龄的模型构建。

RFE-RF算法原理是基于RF的最大间隔原理的序列后向选择算法,将所有特征集合初始化得到整个特征数据集,根据排序准则分数的大小对特征排序,每次迭代剔除分数最小的特征,直到特征集为空为止<sup>[30]</sup>,算法流程如图4所示。研究主要基于Python中sklearn模块库,调用RFE-RF算法预测森林年龄。

### 3.4 模型精度评价

本文采用决定系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)反映模型的准确性和稳定性,其计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (4)$$

其中: $y_i$ 表示第*i*个林龄的实际值; $\hat{y}_i$ 表示第*i*个林龄的预测值; $\bar{y}$ 表示林龄的平均值; $n$ 表示林龄样本数量。

## 4 结果与分析

### 4.1 干扰区林龄模型构建与精度分析

根据先验知识,将乐县森林采伐干扰和造林间

表2 GF-1号影像植被指数

Table 2 The vegetation index of GF-1 image

植被指数	计算公式	备注
差值植被指数(DVI)	$DVI = NIR - R$	(Richardson等,1977)
增强型植被指数(EVI)	$EVI = (2.5 * (NIR - R)) / (NIR + 6 * R - 7.5 * B + 1)$	(Huete等,2002)
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$	(Rouse等,1974)
红绿植被指数(GRNDVI)	$GRNDVI = (NIR - (R + G)) / (NIR + R + G)$	(Gitelson和Merzlyak,1998)
绿化率植被指数(GRVI)	$GRVI = NIR / G$	(Fiorella和Ripple,1993)
改进植被指数(MSR)	$MSR = (NIR / (R - 1)) / (\sqrt{NIR / R} + 1)$	(Chen,1996)
归一化差异绿度指数(NDGI)	$NDGI = (G - R) / (G + R)$	(Chamadrn等,1991)
再归一化植被指数(RDVI)	$RDVI = NIR - R / \sqrt{NIR + R}$	(Roujean等,1995)
红边比值植被指数(RGRI)	$RGRI = R / G$	(Gamon和Surfus等,1999)
比值植被指数(RVI)	$RVI = NIR / R$	(Jor Jordan等,1969)
转换型植被指数(TDVI)	$TNDVI = \sqrt{(0.5 + (NIR - R) / (NIR + R))}$	(Rouse等,1974)
GF-1号波段	/	/

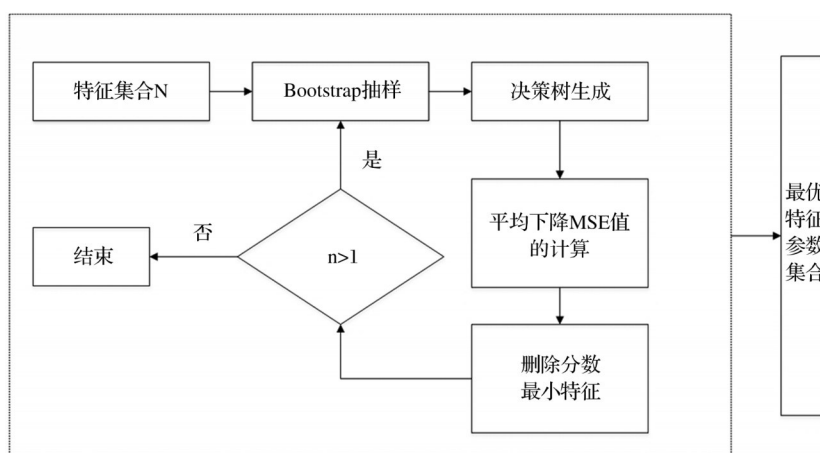


图4 RFE-RF算法流程图

Fig.4 The RFE-RF algorithm flow chart

隔时间一般不超过 1 a。因此基于 LandTrendr 算法获得将乐县每一年的森林干扰开始时间,用 2019 年现存的针叶林、阔叶林对干扰检测结果掩膜,得到将乐县森林干扰区空间分布图,结果如图 5 中 A 所示,并将干扰开始时间年份转换成距离 2019 年的时间差值,该差值理论上可认为是将乐县森林林龄。以图 5 中 B 图样区 a 的 Landsat 时序影像和图 5 中 B 图 NBR 指数的分割拟合轨迹可知,该干扰小班 NBR 指数 2009 年开始增长,表示伐区开始恢复造

林,同时 2009 年 Landsat 影像也呈现造林恢复的特征,2009 年后 NBR 指数持续增加并稳定在高水平,同时,利用 LandTrendr 算法获得的将乐县森林林分干扰持续时间为 1 a 的面积比例高达 91%,如图 6 所示,该干扰持续时间和实际情况相符合。为验证林龄精度,得到了 2019 年森林干扰区内,255 个小班林龄样本点,将样本总数的 70% 与上述转换的时间差值建立线性回归模型,30% 样本作为验证数据。利用模型获得的公式估算干扰区森林年龄。模型验

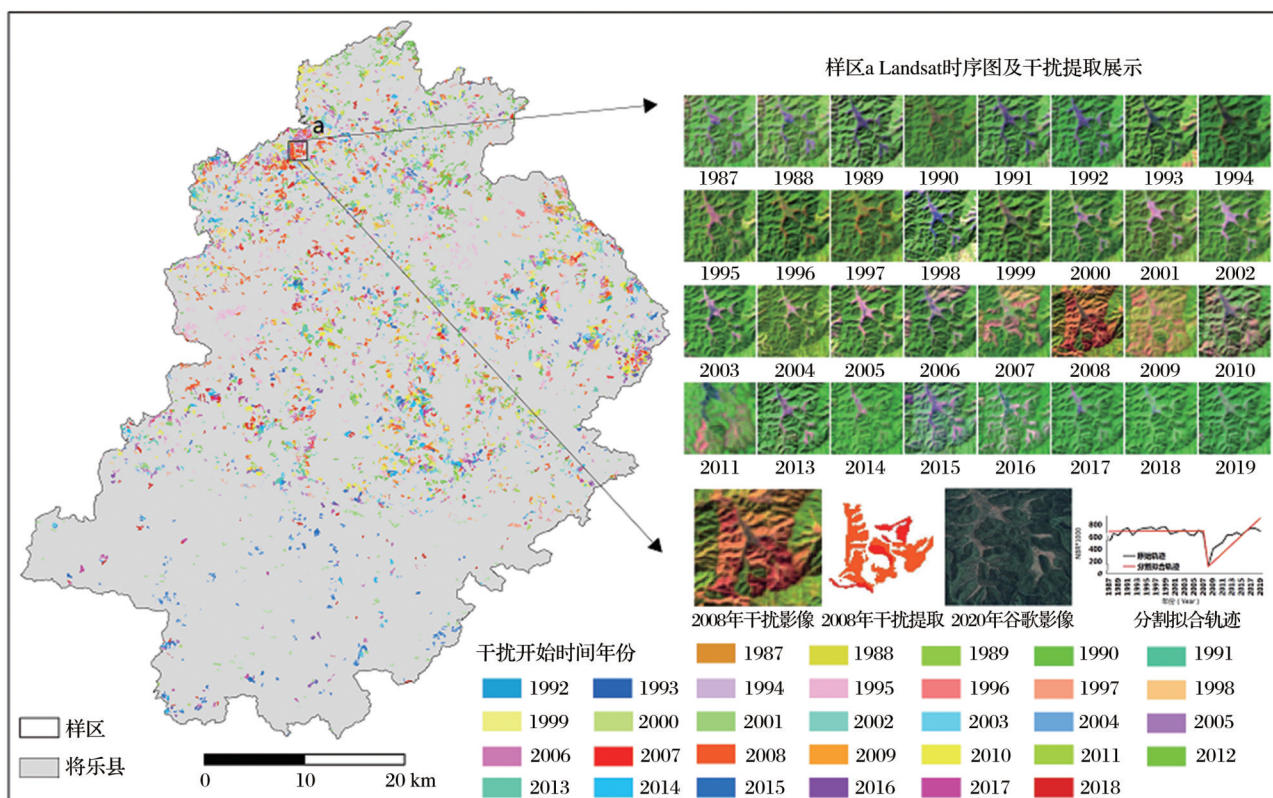


图5 将乐县森林干扰图以及 Landsat 时序图

Fig.5 The distribution of forest disturbance and Landsat time series in Jiangle

证结果如图7所示。

由图7可知,利用 LandTrendr 算法衍生的森林干扰时间节点特征与小班林龄有很强的相关性,模型的  $R^2$  为 0.94, RMSE 为 1.91 a, 所得模型公式如下:

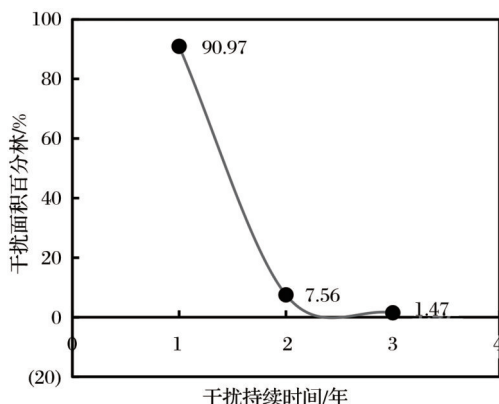


图6 森林干扰持续时间面积

Fig.6 Forest disturbance duration area

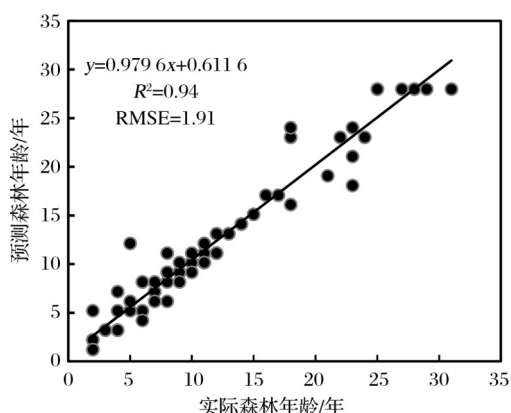
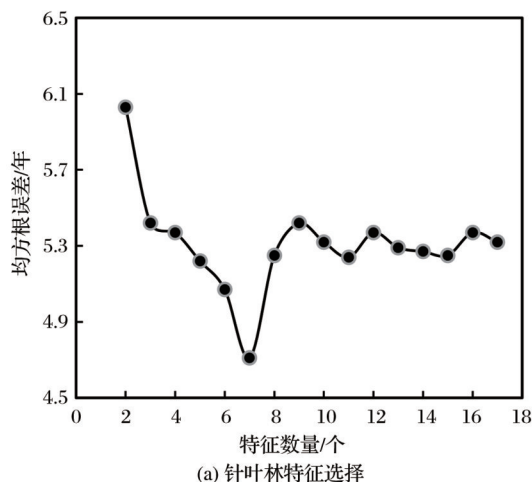
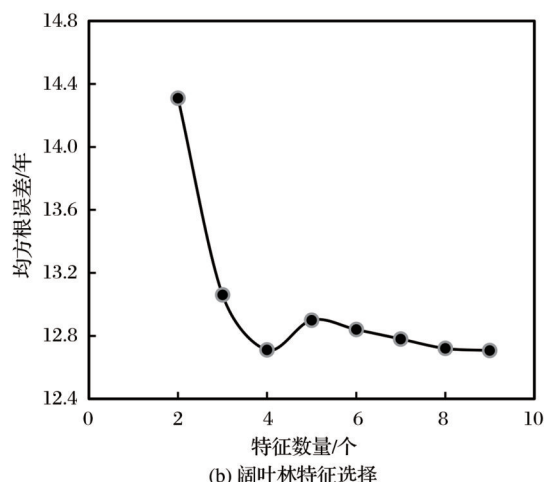


图7 干扰区森林林龄估算

Fig.7 Estimation of forest age in disturbance area



(a) 针叶林特征选择



(b) 阔叶林特征选择

图8 特征选择

Fig.8 Feature selection

$$Y = 0.992 * X + 0.222 \quad (5)$$

其中:  $X$  表示干扰开始时间距离 2019 年的差值,  $Y$  表示预测的森林年龄。

#### 4.2 非干扰区林龄模型构建与精度分析

在非干扰区,如果在建模过程中使用所有相关的特征变量,可能会导致模型精度低和计算负荷高,因此通过 RFE 算法对 SPSS 软件中有显著相关因子进行特征选择,选择对特定林种的森林年龄敏感的重要特征,与 RF 算法结合进行林龄模型构建。特征选择数量如图8所示,相关性结果如表3所示,随机森林回归模型验证结果如图9所示。

由图9(a)可知:针叶林的 RMSE 为 4.71 a, 由图9(b)可知:阔叶林的 RMSE 为 12.71 a, 原因是阔叶林作为天然林,随着林龄不断增长,阔叶林冠层已完全闭合,生长缓慢,此时成熟林光谱信息与近熟林相似<sup>[31]</sup>。

利用 RFE-RF 模型获得将乐县 2016 年森林年龄基础上,结合 LandTrendr 算法获得的 2017~2019 年森林干扰特征,以及 Landsat 时间序列影像,将森林年龄更新至 2019 年,即获得 2019 年非干扰区现存的针叶林、阔叶林的森林林龄。

#### 4.3 分区与未分区林龄建模对比分析

利用本文中的两种方法,选择干扰区建模中的 15 个典型样本点林龄精度进行对比。通过表4结果可知:平均年龄误差中,基于干扰开始时间预测的森林年龄 RMSE 为 0.54 a, 而基于光谱、纹理因子等估算的林龄 RMSE 为 6.76 a。同时可以看出,基于光谱、纹理等因子估算的幼林年龄,基本都会出现高估幼林的情况,可能由于种植密度差异,各树种在幼龄林阶段生长速度快且种植密度高于中龄林,

表 3 森林类型和建模指标相关系数 R

Table 3 Correlation coefficient R of forest stand age versus modeling index

森林类型	因子类型	因子	相关性	森林类型	因子类型	因子	相关性
针叶林	波段	绿波段 (Green)	0.38**	阔叶林	波段	蓝波段 (Blue)	-0.29**
		近红外波段 (NIR)	-0.55**			绿波段 (Green)	-0.28**
	植被指数	DVI	0.43**			红波段 (Red)	0.21**
		GRNDVI	0.42**			近红外波段 (NIR)	-0.17**
		RDVI	0.46**		植被指数	RDVI	0.17**
		RGRI	0.22**		地形特征	DEM	0.40**
	纹理特征	GLCM_COR_NIR	-0.22**		纹理特征	SD-Blue	0.17**
						GLCM_ENT_Red	0.17**
						GLCM_COR_NIR	0.18**

注:\*\*表示遥感因子与林龄的相关性在 0.01 水平上显著

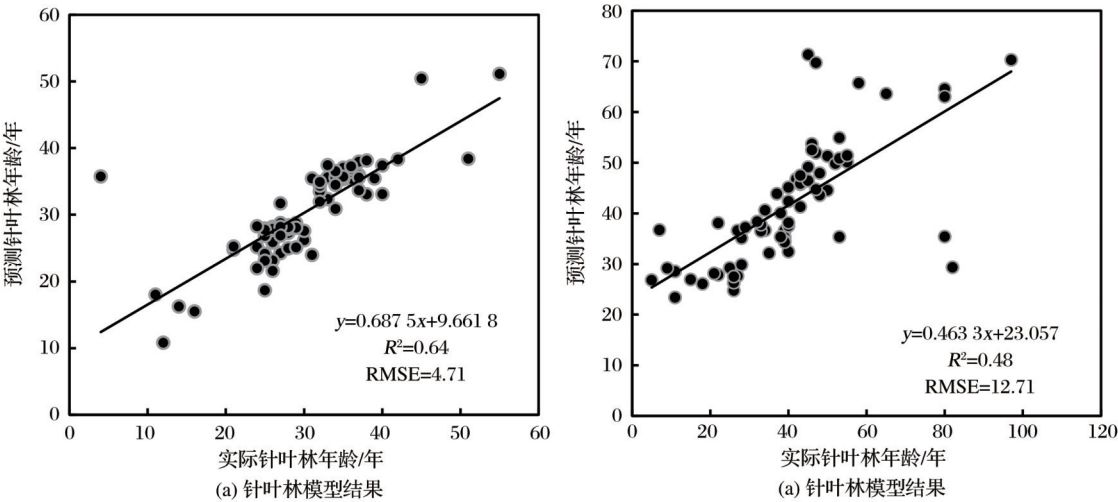


图 9 非干扰区森林年龄估算

Fig.9 Estimation of forest age in non-disturbed area

导致幼龄林光谱承载信息与中龄林相似<sup>[31]</sup>,因此,基于LandTrendr干扰算法衍生的干扰开始时间来估算干扰区域中幼龄林、中龄林的年龄,可以较好地提高林龄估算精度。

将乐县 2019 年森林年龄分布图,如图 10 所示,从图中可以看出,东部和西南地区森林年龄较大,原因是龙栖山自然保护区森林年龄较大且位于将乐县西南部。研究结果与实际情况相符,总体上,将乐县大部分森林年龄低于 40 a。

5 讨 论

利用遥感影像的光谱、纹理因子估算森林年龄,容易高估幼林年龄,低估成熟林年龄。本文借助 GEE 平台和 Landsat 长时间序列数据,利用 LandTrendr 算法估算了干扰区森林年龄,避免了由森林干扰事件造成的幼林年龄估算精度低的问题。

首先,本文利用 GEE 云平台中的 LandTrendr

算法衍生的森林干扰开始时间估算了干扰频繁区域的森林年龄。与早期基于本地 IDL 语言的 LandTrendr 算法相比,基于 GEE 云平台的 LandTrendr 算法更加灵活。与现有估算干扰区域林龄的 VCT 算法<sup>[12-13]</sup>相比较,本文方法容易操作和实现。VCT 算法实现的核心是构建 IFZ 指数,首先需要选择光谱纯净度较高的森林像元作为样本参考,然后计算时序影像的目标像元的光谱反射率值和参考样本的偏离程度,总体来说耗费时间较长。基于 GEE 云平台的 LandTrendr 算法<sup>[20]</sup>提供调节参数功能,可根据研究区的实际干扰情况选择合适的指数,并且可以快速获得大范围的森林干扰结果。通过该方法获得的干扰区森林年龄,误差为 1.91 a,与传统的基于光谱等因子估算的森林年龄相比,该方法的森林年龄精度较高。这是因为森林生长初期的幼林地造林区林下杂草丛生,植被指数值偏高,与幼龄林分存在灌草光谱混淆情况,导致承

表 4 干扰区林龄精度分析表

Table 4 Age accuracy analysis table in disturbance area

	2019 年小班年龄/a	线性回归预测年龄/a	误差/a	随机森林预测年龄/a	误差/a
	6	7.17	1.17	29.85	23.85
	8	9.15	1.15	20.92	12.92
	9	9.15	0.15	23.06	14.06
	10	10.14	0.14	29.41	19.41
	12	12.13	0.13	18.30	6.30
	14	16.09	2.09	18.58	4.58
	15	16.09	1.09	18.11	3.11
	16	17.09	1.09	19.34	3.34
	19	19.07	0.07	24.20	5.20
	20	20.06	0.06	24.78	4.78
	21	21.05	0.05	25.06	4.06
	26	26.01	0.01	28.05	2.05
	27	28.00	1.00	27.28	0.28
	28	27.94	0.06	26.24	1.76
	30	29.98	0.02	29.24	0.76
平均年龄/年	17.4	17.94	0.54	24.16	6.76

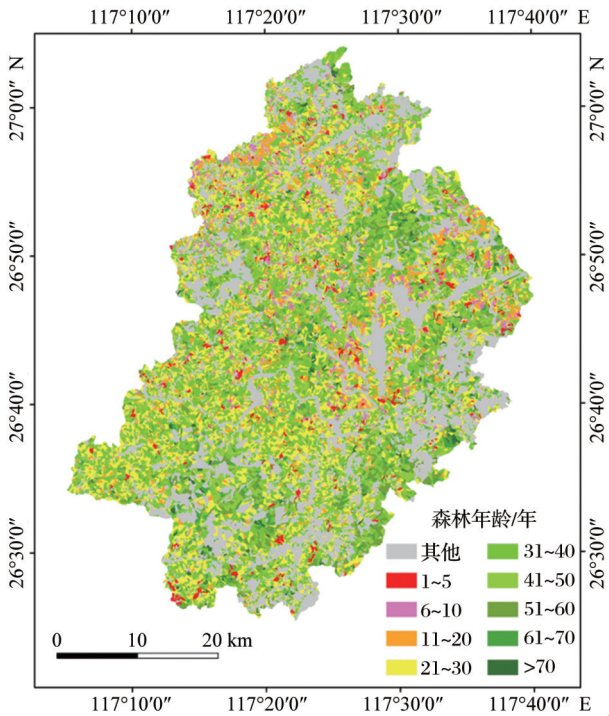


图 10 将乐县 2019 年森林年龄分布图

Fig. 10 Forest age distribution map of Jiangle County in 2019

载光谱信息与中龄林相似,容易高估幼林年龄,低估成熟林年龄,造成误差较大;而利用 LandTrendr 算法精确检测早期森林干扰时间来推断现有森林林龄,从而可以避免植被指数反演法高估幼林林龄低估成熟林林龄的问题。例如:唐少飞等<sup>[9]</sup>利用 Sentinel-2 影像的光谱指数、生物物理参数,估算落

叶松的年龄,最佳模型的误差为 4 a。Kou 等<sup>[4]</sup>利用 Landsat 时间序列影像以及 PALSAR 影像估算了西双版纳傣族自治州的橡胶树年龄,准确率达到 80%~90%,但是该研究并未把年龄当作连续变量来对待,而是对年龄进行了分组。同样,Li 和 Fox<sup>[32]</sup>利用 MODIS 时间序列提取橡胶幼树年龄(<4)和成熟橡胶树年龄(≥4),准确率达 97% 以上,虽然结果显示准确率超过 97%,但是年龄和空间辨别能力都比较粗糙,信息量较少,影响实际应用。本文方法在森林干扰区林龄估算精度上都要优于以上方法。但是由于林龄基础数据与影像数据有限,目前研究仅仅针对一个县域展开,后期可在有林龄基础数据的更大区域开展人工林年龄的估算,为森林树高、蓄积量、生物量的精度提供高精度的建模因子。

其次,在非干扰区利用 RFE-RF 算法对特征进行选择,通过选择的因子结果可以看出,在针叶林、阔叶林参与建模的因子中,同样都选择 GF-1 号影像波段中的近红外波段、绿波段,相关研究表明,近红外波段与林龄信息有较强的相关性<sup>[6]</sup>。对于绿色波段,相关研究表明绿色波段反映了森林演替期间叶面属性(如叶绿素-a 浓度和氮浓度)的变化,而叶片叶绿素浓度值随林龄增长逐渐增加<sup>[33-34]</sup>。而对于纹理特征,相比多数研究选用的 30 m 分辨率的 Landsat 影像、500 m 分辨率的 MODIS 影像以及 10 m 分辨率的 Sentinel-2 影像,本文选用的高分辨率卫星的纹理信息更丰富,并且用在林龄估算的研

究中相对较少<sup>[18]</sup>。

最后本文获得了将乐县针叶林、阔叶林年龄,但是相比较Diao等<sup>[13]</sup>利用RFE-RF算法估算的丽水市杉木、马尾松、橡树的年龄, RMSE为4.2~5.3 a,本研究估算的林龄误差较大,可能的原因是本研究针对的是针叶林,未对其进一步树种识别,部分误差来源于各树种之间及针阔混交林间光谱纹理信息差异较大。而阔叶林的RMSE为12.71 a,原因是阔叶林作为天然林,森林年龄基本处于成熟林阶段,由于冠层结构饱和效应,随着林龄不断增长,阔叶林冠层已完全郁闭,生长缓慢,此时成熟林光谱信息与近熟林相似<sup>[31]</sup>。后续考虑利用无人机影像进行树种识别,提取树高、郁闭度等因子提高针叶林、阔叶林的估算年龄。

## 6 结论

本文以Landsat时间序列数据集与2 m GF-1号高分影像数据,利用LandTrendr算法、一元线性回归算法以及RFE-RF算法,得到福建将乐县内2019年森林林龄空间分布,结果表明:

(1)基于GEE平台的LandTrendr算法可以快速收集、处理数据,且可获得大范围的森林干扰结果,后续可将此结果用于福建省的森林年龄估算,也可用于林分树高、生物量等反演模型,进而改进幼林树高、生物量的反演精度。相较于本地处理节省了大量的时间。

(2)在LandTrendr算法中,NBR指数的轨迹变化在反映森林的状态上表现出了优越的性能,估算的林龄误差(RMSE)约为1~2 a,提高了整体的林龄估算精度。

(3)将高分辨率影像与Landsat时序遥感数据结合,采用LandTrendr算法获得的干扰时间节点来改进林龄精度估算的方法有效且可靠。总体上,获得的将乐县林龄估算结果与实际相符,大部分森林林龄低于40 a,可以为森林资源年度动态监测提供重要的参考。

### 参考文献(References):

- [1] Li Wenjuan, Zhao Chuanyan, Bie Qiang, *et al.* Retrieval of the forest structural parameters using airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(5): 917-924.[李文娟, 赵传燕, 别强, 等. 基于机载激光雷达数据的森林结构参数反演[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(5): 917-924.]
- [2] Healey, Sean P., *et al.* The role of remote sensing in process-
- scaling studies of managed forest ecosystems[J]. Forest Ecology & Management, 2015, 5(32): 109-123.
- [3] Chen J M, Weimin J U, Cihlar J, *et al.* Spatial distribution of carbon sources and sinks in Canada's forests[J]. Tellus Series B-chemical & Physical Meteorology, 2003, 55(2): 622-641.
- [4] Kou W, Xiao X, Dong J, *et al.* Mapping deciduous rubber plantation areas and stand ages with PALSAR and Landsat images[J]. Remote Sensing, 2015, 7(1): 1048-1073. DOI: 10.3390/rs70101048.
- [5] Cong X, Bruce M, Justin M. Evaluation of modelling approaches in predicting forest volume and stand age for small-scale plantation forests in New Zealand with RapidEye and LiDAR[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2018, 73(6): 386-396.
- [6] Cutler M, Boyd D S, Foody G M, *et al.* Estimating tropical forest biomass with a combination of SAR image texture and Landsat TM data: An assessment of predictions between regions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 70(3): 66-77.
- [7] Racine E B, Coops N C, Benot S O, *et al.* Estimating forest stand age from LiDAR-derived predictors and nearest neighbor imputation[J]. Forest, 2014, 60(1): 128-136.
- [8] Zhang C, Ju W, Chen J M, *et al.* Mapping forest stand age in China using remotely sensed forest height and observation data[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2014, 119(6): 1163-1179.
- [9] Tang Shaofei, Tian Qingjiu, Xu Jiankai, *et al.* Research on regional forest age information retrieval using Sentinel-2 data: A case study of *larix gmelinii*[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(12): 1511-1524.[唐少飞, 田庆久, 徐凯健, 等. 基于Sentinel-2数据的区域林龄信息反演研究——以落叶松为例[J]. 遥感学报, 2020, 24(12): 1511-1524.]
- [10] Fujiki S, Okada K, Nishio S, *et al.* Estimation of the stand ages of tropical secondary forests after shifting cultivation based on the combination of WorldView-2 and Time-series Landsat images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 119(6): 280-293.
- [11] Huang C, Goward S N, Schleeuwis K, *et al.* Dynamics of national forests assessed using the Landsat record: Case studies in Eastern United States[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(7): 1430-1442.
- [12] Fang Lei, Zhang Wenqiu, Yang Jian, *et al.* Reconstruction of stand-replacement disturbance and stand age of Chinese Fir plantation based on a Landsat time series in Huitong County, Hunan[J]. Chinese Journal of Ecology, 2018, 37(11): 3467-3479.[房磊, 张文秋, 杨健, 等. 基于Landsat时间序列的湖南省会同县杉木人工林干扰历史重建与林龄估算[J]. 生态学报, 2018, 37(11): 3467-3479.]
- [13] Diao J J, Feng T, Li M S, *et al.* Use of vegetation change tracker, spatial analysis, and random forest regression to assess the evolution of plantation stand age in southeast China[J]. Annals of Forest Science, 2020, 77(2): 1-16.

- [14] Kennedy R E, Yang Z, Cohen W B. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr — Temporal Segmentation Algorithms[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(12): 2897-2910.
- [15] Gómez C, White J C, Wulder M A, *et al.* Historical forest biomass dynamics modelled with Landsat spectral trajectories [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 93: 14-28.
- [16] Wu Di, Li Bing, Yang Ailing. Estimating tree height and biomass based on Landsat long time series data [J]. Journal of Surveying and Mapping Engineering, 2017, 26(6): 1-5. [吴迪, 李冰, 杨爱玲. 基于 Landsat 长时间序列数据估算树高和生物量[J]. 测绘工程, 2017, 26(6): 1-5.]
- [17] Chen G, Thill J, Anantsuksomsri S, *et al.* Stand age estimation of rubber (*Hevea Brasiliensis*) plantations using an integrated pixel- and object-based tree growth model and annual Landsat time series [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 144(7): 94-104.
- [18] Meng J, Li S, Wang W, *et al.* Estimation of forest structural diversity using the spectral and textural information derived from SPOT-5 satellite images [J]. Remote Sensing, 2016, 8(2): 125. DOI:10.3390/rs8020125.
- [19] Gebreslasie M T, Ahmed F B, van Aardt J A N. Extracting structural attributes from IKONOS imagery for eucalyptus plantation forests in KwaZulu-Natal, South Africa, using image texture analysis and artificial neural networks [J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(22): 7677-7701.
- [20] Kennedy R, Yang Z, Gorelick N, *et al.* Implementation of the LandTrendr algorithm on Google Earth Engine [J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 691. DOI:10.3390/rs10050691.
- [21] Li Luoxi, Shen Runping, Li Xinhui, *et al.* Comparison of forest disturbance indices based on MODIS time-series data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(6): 1083-1090. [李洛晞, 沈润平, 李鑫慧, 等. 基于 MODIS 时间序列森林扰动监测指数比较研究[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(6): 1083-1090.]
- [22] Yang Chen. Monitoring regional forest disturbance by remote sensing: A case study of Wuning County [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2013. [杨辰. 区域森林植被扰动遥感监测研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2013.]
- [23] Shen Wenjuan, Li Mingshi. Mapping disturbance and recovery of plantation forests in southern China using yearly Landsat time series observations [J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(5): 1438-1449. [沈文娟, 李明诗. 基于长时间序列 Landsat 影像的南方人工林干扰与恢复制图分析[J]. 生态学报, 2017, 37(5): 1438-1449.]
- [24] Zhong Li, Chen Yunzhi, Wang Xiaoqin. Forest disturbance monitoring based on time series of Landsat data [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2017, 56(5): 80-88. [钟丽, 陈芸芝, 汪小钦. 基于 Landsat 时序数据的森林干扰监测[J]. 林业科学, 2017, 56(5): 80-88.]
- [25] Fu Yinzen, Wang XiaoQin, Analysis of vegetation indices based on the CCD data of BJ-1 [J]. Science of Surveying and Mapping, 2010, 35(6): 35-38. [傅银贞, 汪小钦. 基于北京一号 CCD 数据的植被指数特性分析[J]. 测绘科学, 2010, 35(6): 35-38.]
- [26] Lian Xihong, Qi Yuan, Wang Hongwei, *et al.* Automatic extraction of residential information based on object-oriented in the areas around the Qinghai Lake [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(4): 775-785. [连喜红, 祁元, 王宏伟, 等. 基于面向对象的青海湖环湖区居民地信息自动化提取[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(4): 775-785.]
- [27] Eggers J J, Bauml R, Tzschoppe R, *et al.* Scalar cost scheme for information embedding [J]. Signal Processing IEEE Transactions on, 2003, 51(4): 1003-1019.
- [28] Breiman L. Random Forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [29] Golub T R, Slonim D K, Tamayo P, *et al.* Molecular classification of cancer: Class discovery and class prediction by gene expression monitoring [J]. Science, 1999, 286(5439): 531-537.
- [30] Liu Xiaoxiao, Wang Liang, Xu Shenghua, *et al.* A remote sensing feature selection method of forest biomass estimation based on RF-RFE [J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(5): 100-105. [刘笑笑, 王亮, 徐胜华, 等. 一种后向迭代的森林生物量遥感特征选择方法[J]. 测绘科学, 2017, 42(5): 100-105.]
- [31] Zhang Q, Pavlic G, Chen W, *et al.* Deriving stand age distribution in boreal forests using SPOT vegetation and NOAA AVHRR imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(4): 405-418.
- [32] Li Z, Fox J M. Mapping rubber tree growth in mainland Southeast Asia using time-series MODIS 250 m NDVI and statistical Data [J]. Applied Geography, 2012, 32(2): 420-432.
- [33] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289-298.
- [34] Bausch W C, Halvorson A D, Cipra J. QuickBird satellite and ground-based multispectral data correlations with agronomic parameters of irrigated maize grown in small plots [J]. Biosystems Engineering, 2008, 101(3): 306-315.

## Estimation and Evaluation of Forest Age in Jiangle County, Fujian Province based on Landsat Time Series Remote Sensing Disturbance Detection

Li Yuan, Zhou Xiaocheng, Chen Yunzhi, Wang Fengke

*(The Academy of Digital China(Fujian), Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing  
of Ministry of Education, National & Local Joint Engineering Research Center of Satellite Geospatial  
Information Technology, Fuzhou University, FuZhou 350108, China)*

**Abstract:** High-precision forest age can improve the estimation accuracy of forest biomass, stock and carbon storag, In order to improve the accuracy of forest age estimation in areas with frequent disturbances, taking Jiangle County, Fujian Province, where the forest disturbance intensity is high, as an example. the Landsat time series data of Jiangle County from 1987 to 2019 was constructed, and, the LandTrendr algorithm was used to obtain the node characteristics of the beginning of forest disturbance, through modeling with forest age information, realizing the mapping of the existing forest age in the disturbance area. Then, using the band, vegetation index, texture and topographic factor characteristics of the GF-1 image. through the recursive feature elimination of random forest algorithm, and the forest age modeling to achieve non- Estimation of the forest age in the disturbed area; In the end, the forest age of the two parts are combined to obtain the forest age in the study area in 2019. The results show that: ① The total area of forest disturbance in Jiangle County from 1987 to 2019 is 346.37 km<sup>2</sup>, of which the - coniferous forest and broad-leaved forest account for 75.06% of the disturbance area; ② The forest age error (RMSE=1.91 years) estimated by the LandTrendr algorithm's disturbance start time node is small, and the model accuracy ( $R^2=0.94$ ) is high; ③ The  $R^2$  and RMSE of the age of coniferous forest and broad-leaved forest estimated by the random forest algorithm with the recursive feature elimination random forest algorithm are 0.64, 0.48 and 4.71, 12.71 years, respectively. Research shows that the disturbance algorithm combined with long time series can effectively improve the accuracy of forest age estimation in disturbance area, and provide a reference for forest age estimation at the regional scale in the subtropical mountainous area.

**Key words:** Forest age; Long time series remote sensing; Forest disturbance; GF-1 remote sensing; Random forest regression