

引用格式: Wang Chongyang, Tian Xin. Forest Cover Change Detection based on GF-1 PMS Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(1): 208-216. [王崇阳, 田昕. 基于GF-1 PMS数据的森林覆盖变化检测[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(1): 208-216.]  
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.1.0208

## 基于GF-1 PMS数据的森林覆盖变化检测

王崇阳, 田昕

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091)

**摘要:**我国南方人工林场经营强度大, 森林覆盖变化频繁, 因此, 准确、快速地获取森林覆盖变化信息, 对研究生态环境变化和经营管理具有重要意义。目前应用较多的森林覆盖变化检测方法主要有直接比较分析法和先分类后比较法, 为了探究直接比较分析法和先分类后比较法两种变化检测方法在经营强度大且地形复杂的我国南方人工林场森林覆盖变化检测中的适用性和有效性。以广西高峰林场为研究区, 选取两期GF-1 PMS影像为数据源, 比较了迭代加权多元变化检测(IR-MAD)和基于EnMAP-Box的随机森林(ImageRF)分类后比较法两种变化检测方法, 对研究区森林覆盖变化检测结果进行了对比研究。结果表明: 迭代加权多元变化检测结果的总体精度为89.31%, Kappa系数达到0.80; 基于EnMAP-Box的随机森林分类后比较法检测结果的总体精度为86.02%, Kappa系数为0.75。前者的精度和提取效果均优于后者。说明该方法可以较为快速、准确地掌握研究区森林覆盖变化情况, 为研究林场森林生态环境变化和经营管理提供技术支持。

**关键词:** 高分一号(GF-1); 变化检测; 迭代加权多元变化检测; 随机森林

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)01-0208-09

### 1 引言

森林作为陆地生态系统中最大、结构最为复杂的主体, 其变化对全球生态环境、气候变化和生物多样性有重要影响<sup>[1]</sup>。森林覆盖变化主要是森林与其他土地覆盖类型之间的转化, 也包括森林类型之间的转化<sup>[2]</sup>。准确、快速地获取森林覆盖变化信息, 对研究生态环境变化和森林经营规划具有重要意义。传统的森林资源调查以地面测量为主, 存在工作效率低、周期长、时效性差等不足, 而且精度受人为影响较大, 难以满足当今森林资源变化监测的需要<sup>[3]</sup>。近年来, 随着航空航天遥感技术的发展, 遥感以其获取效率高、探测范围广、周期性观测等特点, 在资源变化检测中显示出强大的优势, 在森林资源动态变化检测中也得到了广泛的应用<sup>[4]</sup>。

目前运用遥感技术进行林地变化检测的方法较多, 其中直接分析比较法和先分类后比较法在森林覆盖变化检测研究中应用较广<sup>[5-6]</sup>。直接分析比较法是直接对同一区域不同时相影像的像元信息差异进行比较, 确定发生变化的位置和范围; 先分类后比较法是先以相同标准分类, 然后比较分类结果以确定变化信息<sup>[7]</sup>。Jin等<sup>[8]</sup>通过利用多种指数的组合信息来对土地覆盖类型进行变化检测分析。Ozdogan<sup>[9]</sup>通过构建两期Landsat影像的短红外波段的差异影像以此提取变化信息, 从而实现对大区域森林扰动信息的检测。Huang等<sup>[10]</sup>提出了一种基于萤火虫(Firefly)算法改进的二维最大类间方差(2D-Otsu)算法的多时相遥感图像自动变化检测方法, 该方法能够有效、快速地提取两个时间遥感图像之间的变化区域。Ma等<sup>[11-12]</sup>利用随机森林(Ran-

收稿日期: 2019-12-30; 修订日期: 2021-01-18

基金项目: 高分重大专项共性关键技术项目“GF-6卫星宽幅相机林地类型精细分类与制图技术”(21-Y20A06-9001-17/18), 国家自然科学基金项目“森林地上生物量动态信息时空协同分析及建模”(41871279)。

作者简介: 王崇阳(1994—), 男, 山东滕州人, 硕士研究生, 主要从事遥感技术应用研究。E-mail: wangcy99@126.com

通讯作者: 田昕(1979—), 男, 贵州黔东南人, 研究员, 主要从事林业遥感研究。E-mail: tianxin@ifrit.ac.cn

dom Forest, RF)分类器进行了目标检测的研究。任冲等<sup>[13]</sup>分别利用随机森林和参数优化支持向量机(PO-SVM)分类器对土地覆盖类型进行分类,然后进行森林资源动态变化监测。张连华等<sup>[14]</sup>采用森林训练样本自动提取算法(Topological Data Analysis, TDA)有效地提取出纯净的森林训练样本对森林和非森林进行分类,提高林地变化检测精度。Woodcock等<sup>[15]</sup>通过采用人工神经网络方法得到了俄勒冈州的森林变化信息;Tang等<sup>[16]</sup>利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行遥感图像检测,监测了土地覆盖的状态和动态变化。上述研究在变化检测中虽有较好的效果,但方法较为复杂,实用性较差,特别是在地形复杂的地区,检测效果不够稳定。在我国南方高度集约经营的人工林场,森林覆盖变化频繁的地区应用效果不佳。

为了探究直接比较分析法和先分类后比较法在经营强度大且地形复杂的高峰林场中森林覆盖变化检测的适用性和有效性。本研究以高空间分辨率的高分一号(GF-1)多光谱影像为数据源,以广西南宁高峰林场为研究区。直接比较分析法采用迭代加权多元检测(IR-MAD)算法和最大类间方差法(Otsu)来提取变化区域;先分类后比较法则采用基于EnMAP-Box的随机森林(ImageRF)方法进行。为利用GF-1 PMS数据检测高峰林场的森林

覆盖变化提供准确、快速的方法,也为林场提供经营管理技术支持。

## 2 研究区与数据

### 2.1 研究区概况

高峰林场是广西壮族自治区林业局直属国有大型林场,林场下有13个营林分场和8个对外造林部,平均每年完成约10 000 hm<sup>2</sup>造林,并且人造板年产量达90万m<sup>3</sup>。高峰林场地理坐标22°49′~23°15′ N, 108°08′~108°53′ E,位于南宁市北部,地形以山地和丘陵为主,相对海拔高度在0~500 m之间,地形起伏较大,地势复杂。该地区属于亚热带季风气候,干湿季节分明,夏季雨水充沛,冬季干燥少雨。年平均气温为21.6℃,年降水量达1 300 mm,降雪和霜冻极少,树木四季常绿。该地区以人工林为主,主要树种有桉树(*Eucalyptus robusta*)、马尾松(*Pinus massoniana*)、杉木(*Cunninghamia lanceolata*)等,面积约4.32万hm<sup>2</sup>,森林蓄积量约570万m<sup>3</sup>,森林覆盖率约83.7%。

### 2.2 数据与预处理

#### 2.2.1 遥感数据

高分一号卫星是我国高分辨率对地观测系统中成功发射的第一颗卫星,其PMS相机可以获取包括2 m全色和8 m多光谱影像,同时满足成像幅宽为60 km,基本参数见表1。

表 1 GF-1 PMS数据参数

Table1 Parameters of GF-1 PMS data

传感器	影像	波段名称	波段/ $\mu\text{m}$	空间分辨率/m
全色多光谱相机(PMS)	全色	全色波段	0.45~0.90	2
		Band1: 蓝光	0.45~0.52	8
	多光谱	Band2: 绿光	0.52~0.59	8
		Band3: 红光	0.63~0.69	8
		Band4: 近红外	0.77~0.89	8

本研究获取了覆盖高峰林场的两期GF-1 PMS影像,成像时间分别为2016年2月29日和2018年10月7日,数据来源于中国资源卫星应用中心(<http://www.cresda.com/CN/>)。另外下载了覆盖研究区的ASTER GDEM V2数据,来源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>),空间分辨率为30 m,较高的空间分辨率可有助于提高地势复杂的高峰林场GF-1 PMS影像的地形正射校正精度。

#### 2.2.2 其他数据

本研究还收集了研究区的二类小班调查数据,

以及2018年10月高峰林场地面调查数据,调查数据主要包括森林类型、植被覆盖度以及优势树种等,调查点分布情况如图1所示。

#### 2.2.3 遥感数据预处理

使用ENVI 5.3软件对高分影像进行预处理。首先采用中国资源卫星应用中心公布的定标参数对影像进行辐射定标处理;其次采用FLAASH模型对影像进行大气校正,并利用高分数据中自带的RPC文件,采用RPC无控制点的方法来对影像做正射校正;为更好地利用全色影像的高分辨率空间信

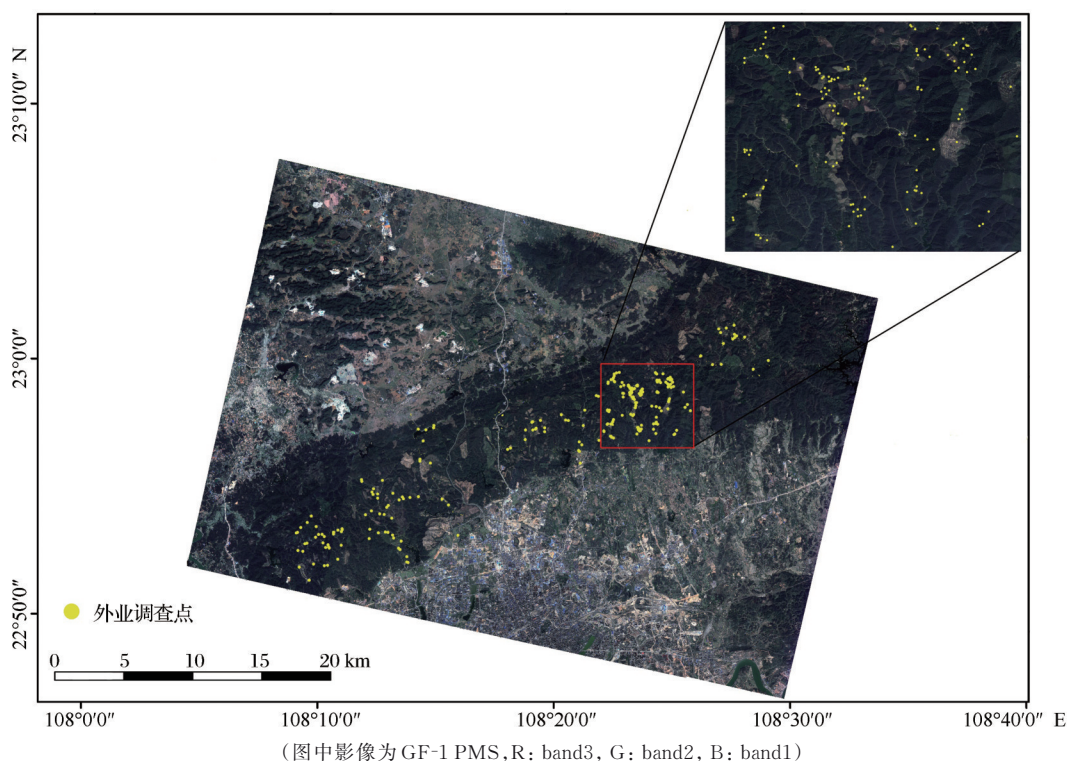


图1 高峰林场地理位置及外业调查点分布图

Fig.1 Location of the Gaofeng forest farm and the field plots spatial distribution map

息和多光谱影像的光谱信息,采用 Gram-schmidt Pan Sharpening(GS)方法对全色和多光谱影像进行融合处理,并以2016年影像为参考对2018年影像进行配准处理,总均方根误差RMSE控制在1个像元(2 m)之内;由于两期影像的时相不一致,为减少季节对变化检测的影响,最后以2016年影像为参考,采用多元变化检测变换法对2018年影像进行相对辐射归一化处理,使其辐射尺度一致。

### 3 研究方法

#### 3.1 IR-MAD直接比较分析法检测

本研究的直接比较分析法首先是采用迭代加权多元变化检测算法(IR-MAD)在两期GF-1 PMS影像之间提取差异影像;然后用最大类间方差法(OTSU)对差异影像进行阈值分割提取变化区域;最后利用两期影像变化区域的NDVI差值确定变化方向。

##### 3.1.1 迭代加权多元变化检测(IR-MAD)

本研究采用迭代加权多元变化检测算法(IR-MAD)对两期GF-1 PMS影像进行变化差异影像的提取。该算法是Morton Canty和Allan Nielsen<sup>[17]</sup>在多元变化检测(MAD)算法的基础上加入最大期望算法(EM)<sup>[18]</sup>得出的。MAD算法<sup>[19]</sup>是运用典型

相关分析算法(CAA)<sup>[20]</sup>对影像进行线性变换从而得到差值影像。

将两期GF-1 PMS影像各4个波段的像元值矩阵分别设为随机变量 $X=[X_1 \cdots X_4]$ ,  $Y=[Y_1 \cdots Y_4]$ 。运用CAA算法对变量 $X$ 、 $Y$ 进行变换:

$$\text{Var}(X - Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) - 2\text{Cov}(X, Y) \quad (1)$$

从上式可以看出,当 $X$ 、 $Y$ 的方差固定时,即协方差越大,此时两者之间的相关性越大。通过分析 $X$ 、 $Y$ 之间的相关性来寻找差异信息,也就是影像之间的变化信息。故MAD算法将随机变量 $X$ 、 $Y$ 转换为新变量 $U = a^T X$ 、 $V = b^T Y$ ,将变换后的新变量相减可得到差值影像 $M = U - V$ 。但是MAD算法在多元遥感影像的处理中仍有一些不足,所以在MAD算法的基础上,该算法假设遥感影像像元的初始权重都为1,每迭代完成一次都会赋予像元一个新的权重(区间 $[0, 1]$ )。设MAD算法求解后的各分量 $MAD_i$ 中的每一个像元值为 $Z_{(a,b)}$ ,则该像元值为:

$$Z_{(a,b)} = \sum_{i=1}^s \left( \frac{DN_i}{\sigma_{MAD_i}} \right)^2 \begin{cases} a = 1, 2, 3, \dots, m \\ b = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

其中: $DN_i$ 代表第 $i$ 个MAD分量上第 $a$ 行、第 $b$ 列的像元灰度值, $\sigma_{MAD_i}$ 代表各个MAD分量的方差<sup>[20-21]</sup>。

由于不变化像元值是正态分布且不相关,所以随机变量 $Z$ 的实现应该是服从自由度为 $K$ 的卡方分



布<sup>[22]</sup>。这可以将变化像元的概率定义为:

$$P_r(\text{change}) = P_{x^2}; K(z) \quad (3)$$

其中: $x^2$ 代表卡方分布,不变像元的概率和变化像元的概率是互补的。不变像元的概率更高,不变像元的权重较大。经过若干次迭代后,各像元的权重会逐渐稳定直到不再变化,此时会终止迭代。最终的权重是判断像元发生变化的唯一依据,根据最终像元的权重值来判断变化像元和不变像元。

### 3.1.2 最大类间方差法阈值选取

本研究采用最大类间方差法(OTSU)对 IR-MAD 算法生成的差异影像进行自动选取阈值,该方法是由大津展之在 1979 年提出的,又称大津法<sup>[23]</sup>。该方法根据差异影像的灰度特征,将影像分为变化和未变化两部分,当两部分的构成差异最大时,此时的类间方差最大,即可选择此时的阈值为最佳阈值。

假设对影像发生变化和未发生变化部分的分割阈值为  $t$ ,其中发生变化部分的像元个数占影像总像元的比例为  $v_1$ ,平均灰度值为  $u_1$ ;未发生变化部分的像元个数占影像总像元的比例为  $v_2$ ,平均灰度值为  $u_2$ ;则整幅影像的平均灰度值为:

$$u = v_1 \times u_1 + v_2 \times u_2 \quad (4)$$

发生变化和未发生变化部分的方差为:

$$w = v_1 \times (u_1 - u)^2 + v_2 \times (u_2 - u)^2 \quad (5)$$

当方差  $w$  最大时,此时的分割阈值  $t$  是最佳阈值。

### 3.1.3 归一化植被指数

归一化植被指数(NDVI)是遥感影像近红外波

段与可见光红波段数值之差与数值之和的比值,范围在  $[-1, 1]$ ,公式见(6)。在植被遥感中应用最为广泛,它是指植被覆盖的最佳因子<sup>[24]</sup>。归一化处理后的植被 NDVI 值一般大于 0.1,裸土岩石在 0~0.1 之间,而水体则小于 0。对直接比较分析法提取出来的变化区域的两期影像提取 NDVI 值,用 2016 年的 NDVI 减去 2018 年的 NDVI,若差值大于 0 则植被增加,小于 0 则植被减少。

$$NDVI = \frac{DN_{NIR} - DN_R}{DN_{NIR} + DN_R} \quad (6)$$

### 3.2 基于 EnMAP-Box 的随机森林(ImageRF)

本研究对两期 GF-1 PMS 影像采用基于 EnMAP-Box 的 ImageRF 方法进行分类,利用 bootstrap 重抽样方法从选取的训练样本中抽取一些样本,对每个 bootstrap 样本生成决策树<sup>[25]</sup>。在生成决策树的过程,采用基尼系数(GiniIndex)选择最佳预测变量<sup>[26]</sup>,基尼系数定义为:

$$GiniIndex = 1 - \sum_{j=1}^K p^2(j|h) \quad (7)$$

其中: $p(j|h)$ 是从训练样本中随机选取一个样本变量值  $h$  属于样本类别  $j$  的概率,即为类别  $j$  在样本中出现的频率, $K$  为所分类的类别个数。

假设构建一个森林,构建的方式是随机没有规律的,在这个森林里分布着许多个决策树,决策树互相之间没有任何关联<sup>[27]</sup>。当构建好森林之后,每当新的样本进入森林内,这时森林里面的所有决策树都会对样本进行分析判断然后投票看属于哪个类别,哪个类别被投票最多,就判定该样本属于哪个类别。

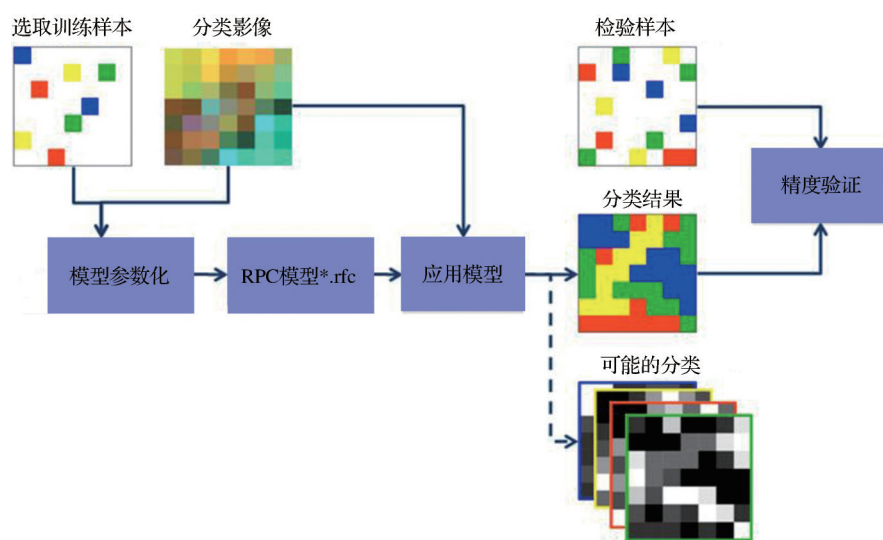


图 2 ImageRF 分类流程图

Fig.2 ImageRF classification flow chart

3.3 精度评价方法

精度评价方法主要是通过建立变化检测结果与验证样本之间的混淆矩阵,得到总体精度,Kappa系数等关键指标对得到的变化检测结果进行精度评价。验证数据主要是根据2018年进行的实地调查数据,并辅助Google Earth上对应时期的历史高分辨率影像,通过目视解译获取森林覆盖增加和减少的验证样本数据。

4 结果与分析

4.1 IR-MAD直接比较分析法检测结果

IR-MAD直接比较分析法算法的核心是赋予

各个像元的初始权重为1,每完成一次迭代后再赋予各个像元一个新的权重,经过若干次迭代,各像元的权重会趋于稳定直到小于预先设定的收敛阈值或者权重不再变化,此时迭代停止。分别设置迭代次数为15、30、50次进行试验,变化收敛阈值为0.001。迭代完成后会生成差异影像,对不同迭代次数的差异影像图的最小值、最大值、均值、标准差等进行统计,统计结果见表2。通过统计可知,当算法迭代15次时其变化收敛阈值还未到达预先设定的阈值,而迭代30次时变化收敛阈值已经达到预先设定的阈值,所以设置的迭代次数50次试验并没有完成迭代50次就终止了试验。

表 2 不同迭代次数差异影像像元统计表

Table 2 Different image number of different iterations

差异影像	最小值	最大值	均值	标准差
迭代 15 次差异影像	0.000 602	385 885	499.082 239	4718.513 749
迭代 30 次差异影像	0.001 244	431 455	549.301 113	5174.835 201
迭代 50 次差异影像	0.001 244	431 455	549.301 113	5174.835 201

由于迭代15次时其变化收敛阈值还未到达预先设定的阈值,而迭代30次和迭代50次的效果一致。这里对迭代30次的差异影像,采用OTSU算法对其进行阈值分割来提取变化区域,变化检测结果如图3所示。因为本研究重点关注的是森林覆盖的变化,所以在提取变化区域后,根据3.3节中提到的NDVI的差值来确定变化类型。最终森林覆盖变化检测结果如图4所示。

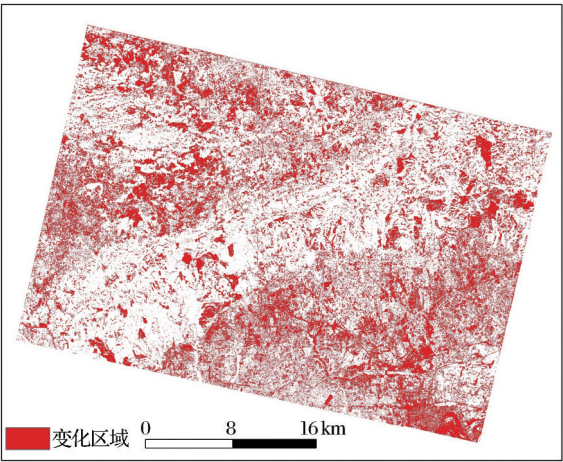


图 3 IR-MAD变化检测结果图

Fig.3 IR-MAD change test result chart

4.2 ImageRF分类后比较法检测结果

本研究根据高分辨率影像,二类小班调查数据和部分现地调查数据来选取训练样本,共分为乔木

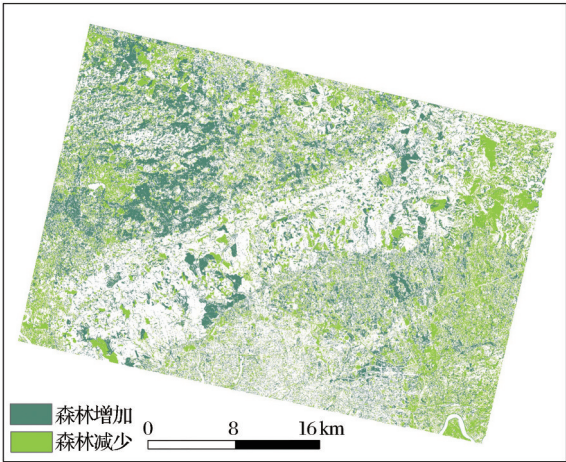


图 4 IR-MAD森林覆盖变化检测结果图

Fig.4 IR-MAD forest cover change test result map

林、竹林、灌木林、水体、农田、建设用地和裸地。根据本研究变化检测的目的,主要关注的是森林的变化,森林地类之间的变化并非研究的重点,故而在第一次分类完成后,将乔木林、竹林和灌木林等划归为森林类,将水体、农田、建设用地和裸地等划归为非森林类。

使用EnMAP-Box中的ImageRF分类方法对两期遥感影像进行分类,并对上述类别进行归类合并,所得分类结果如图5所示。

两期遥感影像分类完成后,在ENVI 5.3软件中使用分类后比较工具Thematic Change Workflow提取森林覆盖变化区域,变化检测结果如图6所示。



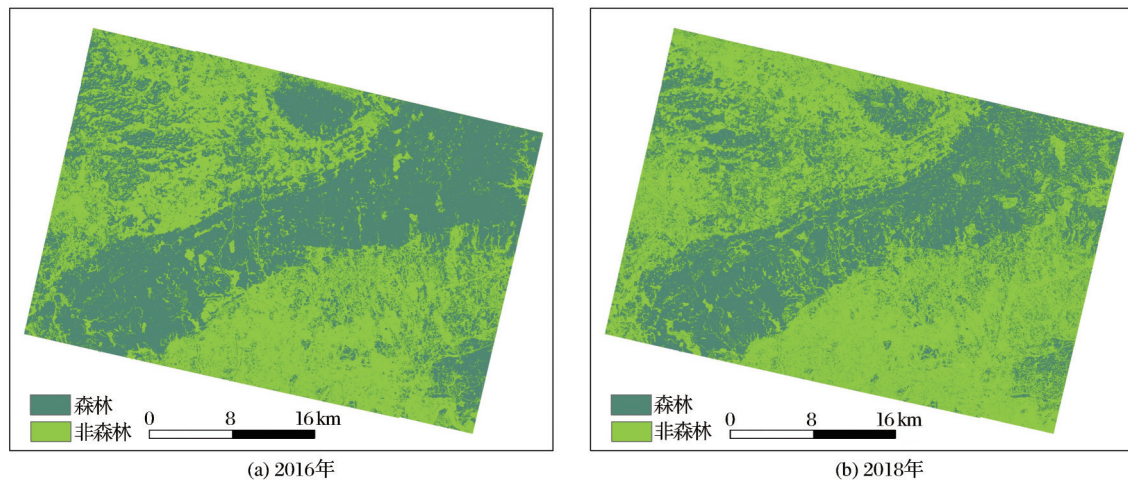


图 5 ImageRF 分类结果图

Fig.5 ImageRF classification result map

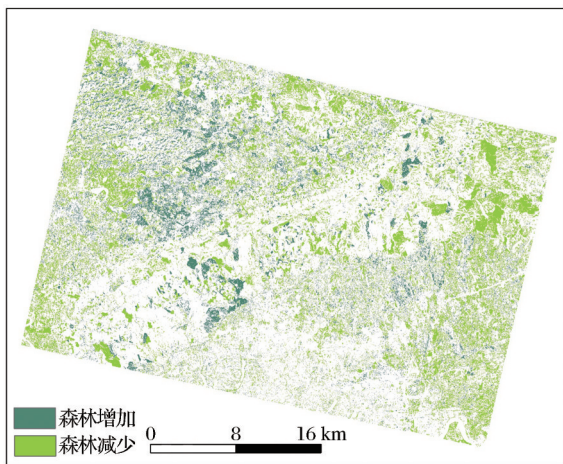


图 6 ImageRF 森林覆盖变化检测结果图

Fig.6 ImageRF forest cover change forest cover change test result map

#### 4.3 精度评价

通过外业调查点以及高分辨率影像共获得森林增加地块面积 371.2 hm<sup>2</sup>, 森林减少地块面积 468.9 hm<sup>2</sup>。并将获得的验证数据在 ENVI 5.3 软件中生成验证样本, 共计得到森林增加变化类型的像元数量为 928 101 个, 森林减少变化类型的像元数量为 1 172 180 个, 并且分布均匀随机。使用获得的验证

样本数据对两种方法取得的变化检测结果建立混淆矩阵进行精度评价, 见表 3。由表 3 可知, 精度最高的方法是 IR-MAD 直接比较分析法, 总体精度达到 89.31%, Kappa 系数为 0.80, 而 ImageRF 分类后比较法精度低一些, 总体精度为 86.02%, Kappa 系数为 0.75。

#### 4.4 结果分析

从 IR-MAD 直接比较分析法和 ImageRF 分类后比较法得到的变化检测结果图来看, 两种方法提取的变化信息大体一致, 但前者的精度要高于后者。对比两种变化检测方法得到的结果, 提取局部变化区域对比, 可以发现在提取变化区域轮廓上, 基于 IR-MAD 的直接比较分析法提取的变化区域轮廓比 ImageRF 分类后比较法提取的变化区域轮廓更加完整, 但直接比较分析法也存在一定的漏检现象, 如图 7 所示。分析其原因可能是, 先分类后比较法多依赖于训练样本的选取和分别分类时候的精度。由于缺少两期影像相对应时期的地面调查数据, 这样就会使得两期影像的分类结果产生一定的误差, 对分类后的结果再进行比较, 误差有可能会进一步加大, 这样就会造成在变化区域的提取上存在漏检现象, 区域提取不全。而通过对比发现直

表 3 变化检测结果混淆矩阵

Table3 Change detection results of the confusion matrix

检测 方法	检测变化 类型	实际变化类型		生产者精度 /%	用户 精度 / %	总体精度 /%	Kappa 系数
		森林增加	森林减少				
IR-MAD 直接比较分析法	森林增加	1 051 869	2 924	89.74	99.72	89.31	0.80
	森林减少	13 359	823 831	88.77	98.40		
ImageRF 分类后比较法	森林增加	695 305	73	74.92	99.99	86.02	0.75
	森林减少	7 152	1 111 375	94.81	99.36		

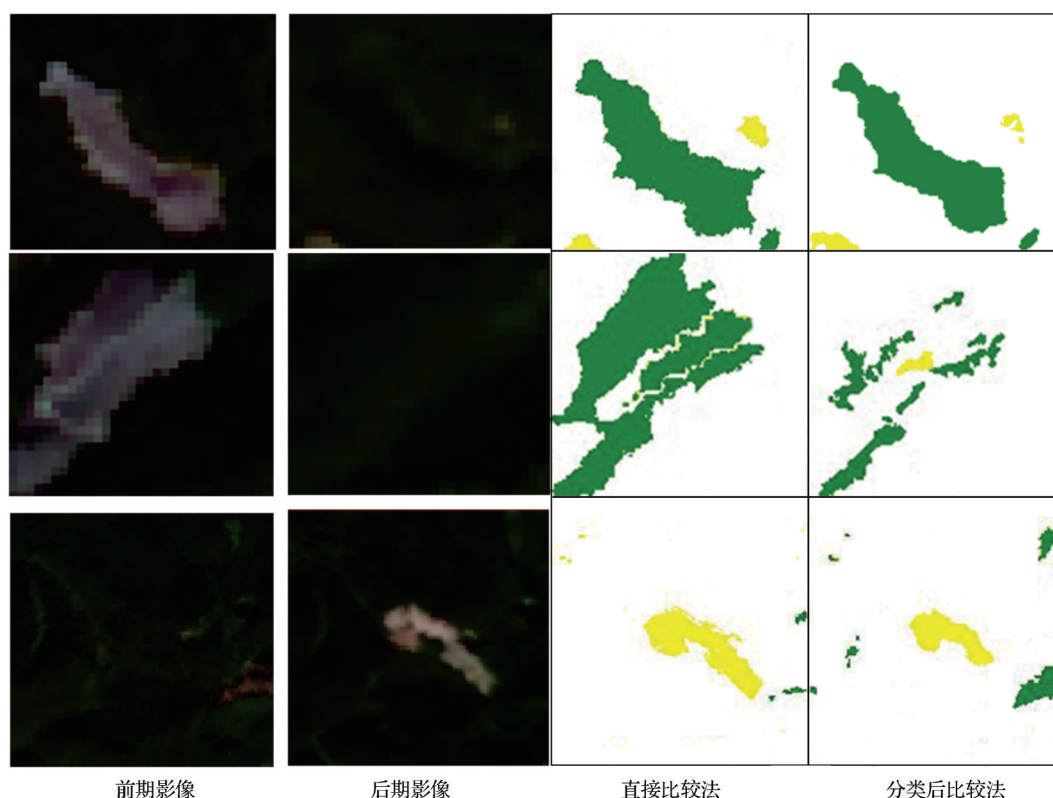


图 7 变化区域检测结果对比图

Fig.7 Comparison of detected results in changed areas

接比较分析法检测出的变化区域出现细小的斑块,可能是由于受到季节和大气的影 响,从而造成地物的光谱信息发生改变。此时两期影像像元值较为接近,在对差异影像进行阈值分割时,像元灰度值处于阈值范围的边缘,没有取得最好分割效果,出现了噪声问题和“椒盐”现象。

## 5 结 语

本研究以 GF-1 PMS 影像为数据源,以广西高峰林场为研究区,分别采用 IR-MAD 直接比较分析法和基于 EnMAP-Box 的 ImageRF 分类后比较法对该区域进行森林覆盖变化检测研究。结果表明:

(1)在高峰林场中用 IR-MAD 变化检测方法的总体精度和 Kappa 系数最高,能较好地控制漏检现象,且不受训练样本的影响,方法效率较高,适用于该研究区的森林覆盖变化检测。

(2)基于 EnMAP-Box 的 ImageRF 分类后比较法虽然能在一定程度上避免“椒盐”现象,但是在研究中由于缺少 2016 年地面调查数据,影响了前期影像分类的精度,从而造成变化检测精度变低。此方法对训练样本的选择和分类的精度要求较高,在实际应用中存在一定难度。

(3)国产 GF-1 PMS 遥感数据应用在高峰林场的森林覆盖变化检测中,结果较为可靠。我国自主研发的 GF-1 PMS 数据在森林覆盖变化检测中有很大的应用潜力。

本研究表明,基于 GF-1 PMS 遥感数据的 IR-MAD 直接比较分析法在地形复杂,森林覆盖变化频繁、高度集约经营的高峰林场具有很好的可行性,可为研究林场森林生态环境变化和经营管理提供技术支持。但是 IR-MAD 直接比较分析法变化检测仍有不足,还有需要改进的地方。两期影像季节不一致,需要做更精确的相对辐射归一化,克服因传感器噪声和大气辐射的差异性带来的干扰。

随着遥感影像空间分辨率的提高,同一种地物的光谱差异会随之增大,导致检测结果出现“椒盐”现象,可以结合使用面向对象的变化检测方法来提高精度。我国自主研发的多种高分数据有很大的应用潜力,下一步综合多源国产遥感数据使用多种特征进行变化检测研究,不断提高精度,应用到森林监测业务中。

## 参考文献 (References):

- [1] Li Shiming, Wang Zhihui, Han Xuewen, *et al.* Overview of Forest Resources Change Detection Methods Using Remote

- Sensing Techniques[J]. Journal of Beijing Forest University, 2011, 33(3): 132-138.[李明, 王志慧, 韩学文, 等. 森林资源变化遥感监测技术研究进展[J]. 北京林业大学学报, 2011, 33(3): 132-138.]
- [2] Wu Xueqiong, Qin Xianlin, Zhou Ruliang, *et al.* Progress of Study on Forest Cover Change Detection by Using Remote Sensing Technique[J]. Forest Resources Management, 2010 (4): 84-89.[吴雪琼, 覃先林, 周汝良, 等. 森林覆盖变化遥感监测方法研究进展[J]. 林业资源管理, 2010(4): 84-89.]
- [3] Hao Xinrong. Forest Cover Change Detection Method Using GF-1 Multi-spectral Data[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2016.[郝荣欣. 基于GF-1多光谱影像的林地变化检测方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2016.]
- [4] Zhang Liyun, Zhao Tianzhong, Xia Chaozong, *et al.* Application of Change Detection Technologies of Remote Sensing to Forestry[J]. World Forestry Research, 2016, 29(2): 44-48.[张丽云, 赵天忠, 夏朝宗, 等. 遥感变化检测技术在林业中的应用[J]. 世界林业研究, 2016, 29(2): 44-48.]
- [5] Zhou Qiming. Review on Change Detection Using Multi-temporal Remotely Sensed Imagery[J]. Geomatics World, 2011, 9(2): 28-33.[周启鸣. 多时相遥感影像变化检测综述[J]. 地理信息世界, 2011, 9(2): 28-33.]
- [6] Yan Wei, Zhou Wen, Yi Lilong, *et al.* Research Progress of Remote Sensing Classification and Change Monitoring on Forest Types[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(3): 445-454.[颜伟, 周雯, 易利龙, 等. 森林类型遥感分类及变化监测研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(3): 445-454.]
- [7] Chen Xinbiao. A Summary of Change Detection Techniques of Remote Sensing Imagery[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2012, 35(9): 38-41.[陈鑫镖. 遥感影像变化检测技术发展综述[J]. 测绘与空间地理信息, 2012, 35(9): 38-41.]
- [8] Jin S, Yang L, Danielson P, *et al.* A Comprehensive Change Detection Method for Updating The National Land Cover Database to Circa 2011[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 132(10): 159-175.
- [9] Ozdogan M. A Practical and Automated Approach to Large Area Forest Disturbance Mapping with Remote Sensing[J]. Plos One, 2014, 9(4): e78438. doi: 10.1371/Journal.pone.0078438.
- [10] Huang L, Fang Y M, Zuo X Q, *et al.* Automatic Change Detection Method of Multitemporal Remote Sensing Images based on 2D-Otsu Algorithm Improved by Firefly Algorithm[J]. Journal of Sensors, 2015: 1-8. doi: 10.1155/2015/327123.
- [11] Ma L, Li M, Ma X, *et al.* A Review of Supervised Object-based Land Cover Image Classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 277-293.
- [12] Xiang Tao, Li Tao, Zhao Xuezhuang, *et al.* Random Forests for Accurate Object Detection[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(9): 2837-2840.[向涛, 李涛, 赵雪专, 等. 基于随机森林的精确目标检测方法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(9): 2837-2840.]
- [13] Ren Chong, Ju Hongbo, Zhang Huaqing, *et al.* Research on Remote Sensing Monitoring Technology of Forest Land Dynamic Change in Tianshui in Recent 30 Years[J]. Forest Research, 2017, 30(1): 25-33.[任冲, 鞠洪波, 张怀清, 等. 天水市近30年林地动态变化遥感监测研究[J]. 林业科学研究, 2017, 30(1): 25-33.]
- [14] Zhang Lianhua, Li Chungan. Automatic Extraction of Forest Training Sample and Their Application in Change Detection Using High Resolution Remote Sensing Image[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2015, 35(3): 13-17.[张连华, 李春干. 高分辨率遥感图像森林训练样本自动提取及其在变化检测中的应用[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2015, 35(3): 13-17.]
- [15] Woodcock C E, Macomber S A, Pax-Lenney M, *et al.* Monitoring Large Areas for Forest Change Using Landsat: Generalization Across Space, Time and Landsat Sensors[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 78(1/2): 194-203.
- [16] Tang J, Hu Y, Chen X, *et al.* A Method of Land Use/land Cover Change Detection from Remote Sensing Image based on Support Vector Machines[C]// Second International Conference on Space Information Technology, 2007: 6795.
- [17] Canty M J, Nielsen A. Automatic Radiometric Normalization of Multitemporal Satellite Imagery with The Iteratively Reweighted MAD Transformation[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 1025-1036.
- [18] Dempster A P. Maximum Likelihood from Incomplete Data Via The EM Algorithm[J]. Journal of Royal Statistical Society B, 1977, 39(1): 1-38.
- [19] Nielsen A, Conradsen K, Simpson J. Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 64(1): 1-19.
- [20] Liao Mingsheng, Zhu Pan, Gong Jianya. Multivariate Change Detection based on Canonical Transformation[J]. Journal of Remote Sensing, 2000, 4(3): 197-201.[廖明生, 朱攀, 龚健雅. 基于典型相关分析的多元变化检测[J]. 遥感学报, 2000, 4(3): 197-201.]
- [21] Sheng Hui, Liao Mingsheng, Zhang Lu. Determination of Threshold in Change Detection based on Canonical Correlation Analysis[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(5): 451-457.[盛辉, 廖明生, 张路. 基于典型相关分析的变化检测中变化阈值的确定[J]. 遥感学报, 2004, 8(5): 451-457.]
- [22] Marpu P R, Gamba P, Canty M J. Improving Change Detection Results of IR-MAD by Eliminating Strong Changes[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(4): 799-803.
- [23] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1): 62-66.
- [24] Zhao Yingshi. Principles and Methods of Remote Sensing Ap-



- plication Analysis[M]. Beijing: Science Press, 2003. [赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.]
- [25] Zhang Zhaopeng. Forest Land Types Precise and Change Monitoring based on Multi-source Remote Sensing Data[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2018. [张兆鹏. 基于多源遥感数据的林地类型精细分类识别与变化监测研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2018.]
- [26] Breiman L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [27] Zhong Longshen. Random Forest Improved Processing of Unbalanced Data and Its Parallelization[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2016. [钟龙申. 随机森林算法处理不平衡数据的改进及其并行化[D]. 广州: 广东工业大学, 2016.]

## Forest Cover Change Detection based on GF-1 PMS Data

Wang Chongyang, Tian Xin

(Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

**Abstract:** The management of artificial forest farms in the south of China is slightly large and the forest cover changes frequently. Therefore, accurately and quickly obtaining forest change information is of great significance for studying ecological environment changes and management. At present, the more commonly used forest cover change detection methods are the direct comparison analysis method and the post-classification comparison method. In order to explore the applicability and effectiveness of the two change detection methods, the direct comparison analysis method and the post-classification comparison method in the detection of forest cover change in southern China's artificial forest farms with high management intensity and complex terrain. In this study, the Guangxi Gaofeng Forest Farm was used as the research area, and the GF-1 PMS images were selected as the data source. The Iterative Re-weighted Multiple Change Detection (IR-MAD) and the EnMAP-Box based random forest (ImageRF) post-classification comparison methods. After the two comparison methods of change method, the change detection of the two-stage image forest cover in the study area was carried out. The results show that the overall accuracy of the iterative weighted multivariate change detection result is 89.31%, and the Kappa coefficient reaches 0.80. The overall accuracy of the EnMAP-Box based random forest (ImageRF) post-classification comparison method is 86.02%, and the Kappa coefficient is 0.75. The former has better accuracy and extraction effect than the latter. It shows that this method can quickly and accurately grasp the change of forest cover in the study area, and provide technical support for studying the change of forest ecological environment and management of forest farms.

**Key words:** Gaofen-1; Change detection; Iteratively Re-weighted Multivariate Alteration Detection (IR-MAD); Random forest