

DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2021.01.012

基于面向对象多特征变化向量分析法的森林资源变化检测

王晓慧, 谭炳香*, 李世明, 冯林艳

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 国家林业和草原局林业遥感与信息技术重点实验室 北京 100091)

摘要: [目的] 基于面向对象变化向量分析法, 进行森林资源变化检测。[方法] 应用国产高分二号多光谱影像, 以森林采伐和造林活动多、林地变化频率高的广西壮族自治区上思县为研究区, 应用随机森林平均精确率减少的方法进行变化特征的选择, 通过选取的不同特征向量和常规的基于光谱均值、光谱均值和标准差的变化向量分析法, 以及基于 NDVI 差值法的变化检测结果对比, 获取较好的森林资源变化检测方法和结果。[结果] 高分二号多光谱影像的蓝、绿、红波段光谱均值和 NDVI 值共 4 个特征参与的变化向量分析法, 识别森林资源变化精度高, 总体精度 92.94%, Kappa 系数 0.763 0, 变化地类误检率 15.63%, 漏检率 22.86%。[结论] 经过特征选择后, 基于面向对象变化向量分析法比常规的多特征参与的变化向量分析法识别森林资源变化的效果好。

关键词: 面向对象; 变化向量分析法; 高分二号多光谱影像; 特征选择; 森林资源变化检测

中图分类号: S771.8

文献标志码: A

文章编号: 1001-1498(2021)01-0098-08

遥感技术以其观测范围广、信息量大、精度高和速度快等特点为森林资源变化检测提供了便利手段, 已经在森林资源调查监测中发挥着重要作用^[1-6]。通过前后时相影像的变化检测可以提取森林资源变化信息^[7-11], 通过时间系列影像能够识别森林干扰^[12-14]。随着遥感影像空间分辨率的提高, 影像中地物的结构、形状、纹理和细节等信息也更加突出, 同种地物内部光谱变异性增大, 空间结构特征更加明显。面向对象的图像处理通过影像分割技术把影像分解成同质像元组, 即影像对象。影像对象充分利用像元间的空间特征关系, 避免椒盐现象, 因此面向对象多特征融合的方法成为当前遥感影像变化检测的重要手段^[15-16]。

面向对象的变化向量分析法是一种基于图斑的特征向量空间变化检测方法, 由各个特征值的变化

量组成变化向量, 以欧氏距离计算变化强度, 通过选择合适的阈值判断地物是否变化^[17-19]。该方法中的特征值通常包括影像对象的光谱特征和纹理特征, 其中光谱特征又包括了各个波段的光谱均值、光谱标准差等, 纹理特征包括了灰度共生矩阵的均值、同质性、对比度、差异性和熵等^[20-21]。由于特征值众多, 减少数据冗余, 增强特征之间的理解, 选择有效识别地物特征的信息, 是基于变化向量分析法的变化检测中的一项重要内容。广西壮族自治区上思县桉树 (*Eucalyptus robusta* Smith) 速生丰产林生长快, 轮伐期短, 森林采伐和造林活动多, 森林资源变化频率高。本研究在上思县设立研究区, 基于面向对象变化向量分析法进行森林资源变化检测, 应用随机森林平均精确率减少的方法进行变化特征的选择, 通过选取的不同特征向量和常规

收稿日期: 2020-03-02 修回日期: 2020-05-08

基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金 (CAFYBB2017MB012); 国家重点研发计划课题 (2017YFC0506502); 中国林科院资源所项目 (2019JYZJ05)

* 通讯作者: 谭炳香, 研究员。主要研究方向: 森林资源遥感监测与制图、森林参数遥感反演等。E-mail: tan@ifrit.ac.cn

的基于光谱均值、光谱均值和标准差的变化向量分析法进行比较,以期获得较好的森林资源变化检测方法和结果。

1 研究区概况和数据

1.1 研究区概况

研究区位于广西壮族自治区上思县东北部,

108°11′~108°16′ E, 22°12′~22°14′ N 之间,面积为 2 667.45 hm² (图 1)。属于丘陵地形,平均海拔 220 m。属南亚热带季风气候,气候温暖,无霜期长,雨量适中,干湿季明显。年平均日照时数为 1 896.1 h,年平均气温 21.7 °C,年平均降水量 1 217.3 mm。

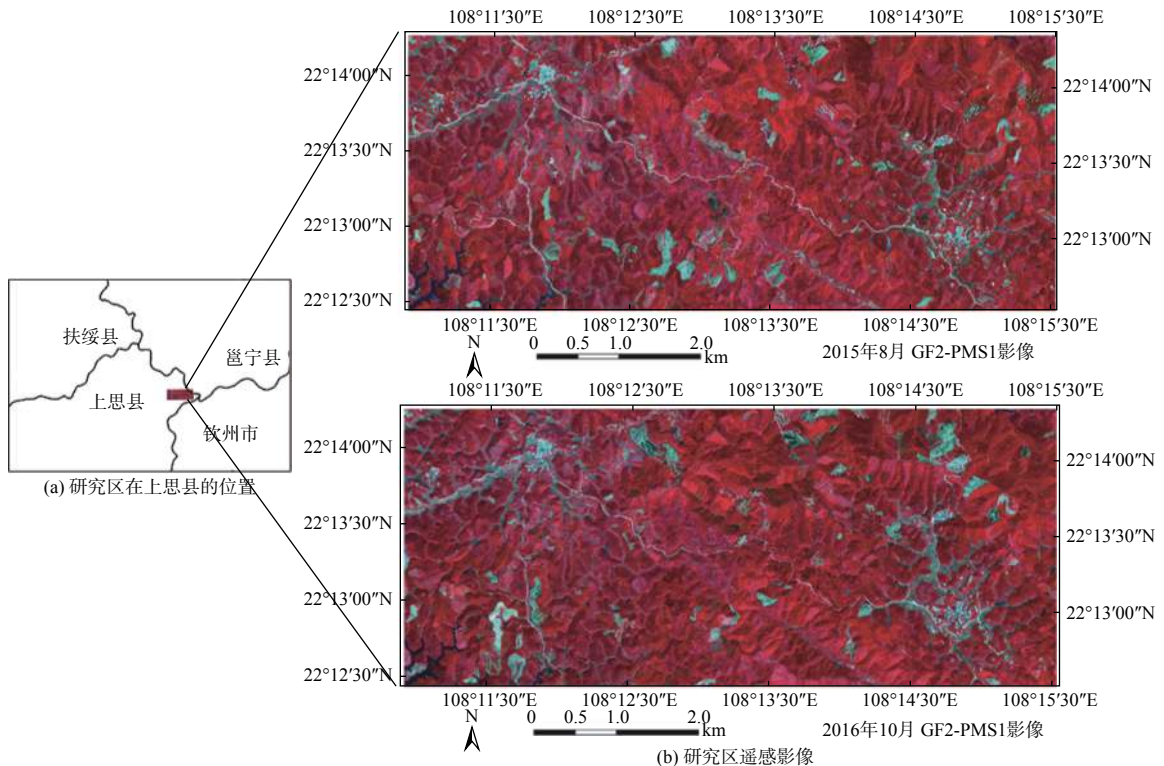


图 1 研究区地理位置及影像 (红:band 4;绿:band 3;蓝:band 2)

Fig. 1 Geographical location and images of study area (R:band 4;G:band 3;B:band 2)

1.2 遥感数据及其处理

获取了研究区两期影像,分别为 2015 年 8 月 24 日和 2016 年 10 月 11 日的国产高分二号多光谱影像,包含蓝、绿、红、近红外 4 个波段,空间分辨率为 4 m (图 1)。

应用中国资源卫星应用中心高分二号卫星绝对辐射定标系数和多光谱相机的归一化响应度文件,对两景影像分别进行辐射定标和大气校正,获取大气表观反射率。利用 30 m 分辨率的 DEM 数据并结合高分二号影像自带的 RPC 文件对影像进行正射校正,消除地形引起的几何畸变。以 2016 年影像作为基准影像,通过从两景影像上选择控制点的方法来配准 2015 年影像,使用最近邻法进行重采样,配准误差在 0.5 个像元以内。以 2016 年影像作为

基准影像,在两景影像上选取不变地物点,对相应波段分别建立线性函数关系,对 2015 年影像做相对辐射校正。从经过校正的影像裁剪出研究区。

1.3 森林资源现状和变化情况

据 2014 年度森林资源数据更新调查结果,上思县林地和非林地的面积比例分别为 65.5% 和 34.5%。主要树种马尾松 (*Pinus massoniana* Lamb.)、桉树 (*Eucalyptus robusta* Smith) 和一般阔叶树分别占林地面积的 41.2%、27.3% 和 23.9%。森林资源的主要变化是桉树的造林更新,以及桉树和马尾松的采伐,林地变化频繁,范围广,面积大。桉树轮伐期短,一般 6~8 a,有的甚至缩短到 4~5 a,桉树采伐后萌芽更新^[22]。由于桉树速生丰产林经济效益高,有些地区采伐马尾松,当年春夏或者第二年春

天通过植苗造林更新为桉树，桉树种植面积和比例提高很多。

本研究中无林地包括采伐迹地、未成林地和宜林荒山荒地，有林地指马尾松林、桉树林和一般阔叶林。针对于高分辨率遥感影像的森林资源变化类型，包括有林地转变为无林地，无林地转变为有林地，以及马尾松林转变为桉树林，桉树幼林转变为成林（图2）。农田、水体、城镇等非林地不在本研究的森林资源变化检测范围内。

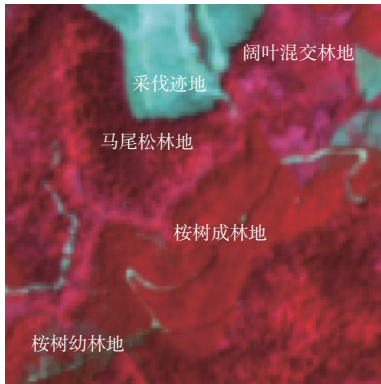


图2 森林类型影像特征

Fig. 2 Image characteristics of forest types

2 研究方法

2.1 影像分割

对前后两时相高分二号影像进行叠加组合，形成多时相组合影像。应用 eCognition Developer 9.4 软件中的多尺度分割算法对组合影像进行分割。从像元开始进行自下而上的合并，连续地合并像元或现有的影像对象，把小对象组合成较大的对象。确定合适的分割参数，包括分割尺度、各波段权重、光谱因子、形状因子和紧致度因子。理想的影像分割结果是，分割得到的图斑内部具有相似的光谱和纹理特性，相邻的空间位置关系，具有良好的同质性，图斑与邻接图斑之间具有良好的异质性，保证图斑之间的可分性强。

2.2 面向对象变化向量的构建

前后两时相影像图斑的各个特征值组成特征矢量。将基准影像的特征矢量记为 X ，检测影像的特征矢量记为 Y 。 X 和 Y 分别如下：

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

其中， n 为特征值数，变化矢量 ΔX 为：

$$\Delta X = X - Y \begin{bmatrix} x_1 - y_1 \\ x_2 - y_2 \\ x_3 - y_3 \\ \vdots \\ x_n - y_n \end{bmatrix}$$

采用欧氏距离计算变化强度 $|\Delta C|$ ：

$$|\Delta C| = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

其中， $|\Delta C|$ 包含了从基准时期到检测时期各个特征值变化的总和，表示两期影像的特征差异。一般来说，当 $|\Delta C|$ 较大时，两期影像之间的差异较大，对应图斑的地物类型发生变化的概率较大，反之则较小。

2.3 特征提取

根据采伐地块、造林地块和各种森林类型在高分二号影像的表征，针对前后时相影像图斑分别构建初始特征空间，每期影像图斑分别包括 29 个特征，其中光谱信息包括 4 个波段的均值和标准差，以及 NDVI 值，纹理信息包括 4 个波段的灰度共生矩阵的能量、对比度、相关性、熵和同质性。

采用线性函数转换方法将影像的各个特征数据归一化到 $[0, 1]$ 之间。 $Y = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$ ，其中， X 为归一化前的图斑特征值， Y 为归一化后的图斑特征值， X_{\max} 和 X_{\min} 为归一化前的图斑特征值的最大值和最小值。

2.4 变化特征选取

面向对象的变化向量分析法中，每个图斑用多个特征组成的多维特征向量进行描述。为了减少数据相关性和冗余度，增强算法的可解释性，选择出相关性小、识别地物变化好的特征参与变化检测。

变化检测中，主要关注 2 个时相特征值的差异部分。本研究采用欧氏距离计算变化强度，变化特征是对两个时相影像归一化后的特征做差值。试验区内的 300 个样本点，包括 55 个变化地类，245 个未变化地类。变化地类中 23 个为无林地造林后成为桉树林，27 个为马尾松、混交林或者桉树采伐后成为无林地，5 个为桉树幼林地转变为成林地。应用随机森林平均精确率减少的方法对 29 个变化特征进行筛选。主要是打乱每个变化特征顺序，度量顺序变动对模型精确率的影响。该方法稳定性较好，通过直接度量每个变化特征对模型精确率的影响来确定变化特征的重要性。随机森林中树的数量采用默认值 100，按照 7 : 3 将数据分为训

练集和测试集。

2.5 阈值确定

应用 ROC 曲线来确定变化强度阈值,判断图斑地物属性是否发生变化。ROC 曲线又称受试者工作特征曲线,广泛应用于各种诊断试验性能的评价^[23-24]。

对于二分问题,本研究中设定变化图斑为正类,未变化图斑为负类,会出现 4 种情况。如果一个图斑发生变化并且也被检测为变化,则为真正类 (TP),未变化图斑被检测为变化则为假正类 (FP),未变化图斑被检测为未变化则为真负类 (TN),变化图斑被检测为未变化则为假负类 (FN)。真正类率 (TPR) 表示变化检测算法所识别出的变化图斑占有所有变化图斑的比例,计算公式为 $TPR=TP/(TP+FN)$ 。假正类率 (FPR) 表示变化检测算法错分为变化的未变化图斑占有所有未变化图斑的比例,计算公式为 $FPR=FP/(FP+TN)$ 。

ROC 曲线法根据一系列不同的临界值,以真正类率 (敏感度) 为纵坐标,假正类率 (1-特异度) 为横坐标绘制曲线。最靠近左上角 ROC 曲线的点是错误最少的最佳阈值,其真正类率尽可能高和假正类率尽可能低。ROC 曲线下的面积 (AUC) 是重要的试验准确度指标。AUC 的取值范围在 0.5 和 1 之间。AUC 越接近 1.0,检测方法真实性越高;AUC 等于 0.5 时,则真实性最低,无应用价值。

生成 ROC 曲线和确定阈值分为以下 3 步:

(1) 采用特征选取时建立的样本点作为测试样本;(2) 构建变化向量后获得的变化强度作为检验变量;(3) SPSS 统计软件提供所有临界值的表,每一个临界值对应不同的敏感度和特异度,以约登指数即 (敏感度+特异度-1) 最大时所对应的点为最佳阈值。

2.6 不同特征变化检测的精度验证

依据选择的变化特征以及常规的变化特征,分别构建变化向量,根据阈值获得变化检测结果,即区分为变化地类或者未变化地类。试验区內按照随机分布建立 737 个验证样本点,一个图斑只对应一个验证样本点。对照两期高分二号影像以及 Google Earth 上的高空间分辨率影像判别样本点的变化情况,其中 138 个变化地类,599 个未变化地类。采用同一套验证样本点分别对不同特征组合得出的变化检测结果进行精度验证,计算总体精度、Kappa 系数、误检率和漏检率。

3 结果与分析

3.1 影像分割结果

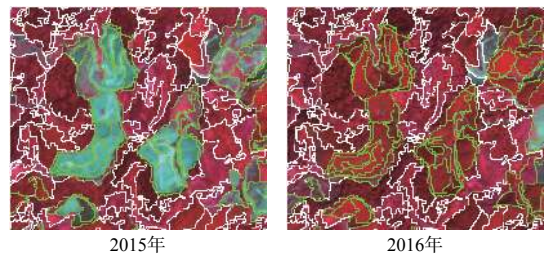
对前后两时相高分二号影像形成的 8 波段组合影像进行多尺度分割,经过试验测试和人工目视评判,确定分割参数,获得前后时相空间位置一致的图斑作为变化检测的基本单元 (表 1)。多尺度分割自下而上通过分割创建出影像对象图层,图层 1 是像元分割后形成的图层,图层 2 是图层 1 对象执行分割后形成的图层。

表 1 影像分割参数

Table 1 Parameters of image segmentation

图层 Layer	分割对象 Object	分割尺度 Scale	权重 Weight	形状因子 Shape	紧致度因子 Compactness
1	全部像元	200	均为1	0.1	0.5
2	图层1	90	均为1	0.1	0.5

鉴于试验区采伐和造林地块大小不一,有些比较破碎,为了能完全识别出变化地块,分割时考虑适度的过分割。从分割图可以看出,多时相影像组合分割结果用一个或多个图斑表示发生变化的地物,分割线清楚地勾绘出了不同地物的边界 (图 3)。



注:白色边界线为影像分割线,绿色边界线图斑为检测出的变化地块
Notes: White lines were image split lines, and green boundary patches were change lands detected.

图 3 局部分割影像和变化检测

Fig. 3 Partial segmentation images and change detection

3.2 变化向量分析法结果

应用随机森林平均精确率减少的方法进行变化特征的选择,按照 29 个变化特征得分从高到低,获得变化特征重要性排序 (图 4),特征代码对照见表 2。前 10 个变化特征为:第 3 波段光谱均值、第 1 波段光谱均值、NDVI 值、第 2 波段光谱均值、第 1 波段光谱标准差、第 3 波段光谱标准差、第 2 波段光谱标准差、第 1 波段熵、第 4 波段光谱均值和第 1 波段能量。

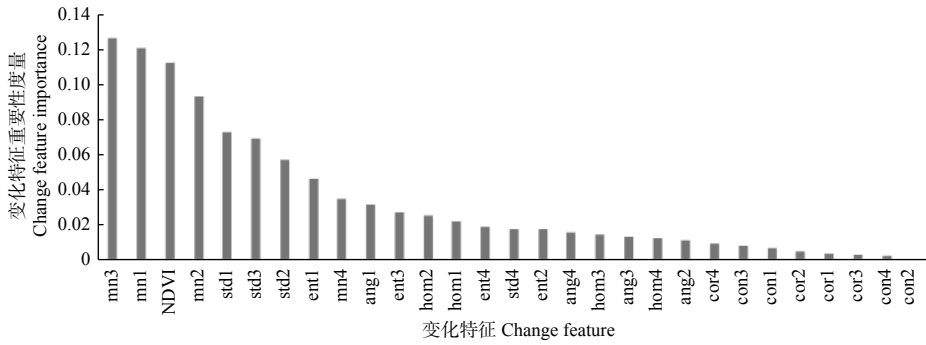


图 4 变化特征重要性

Fig. 4 Change feature importance

表 2 特征代码

Table 2 Feature code

代码 Code	特征名称 Feature name	代码 Code	特征名称 Feature name	代码 Code	特征名称 Feature name
mn3	第3波段光谱均值	ent3	第3波段熵	ang2	第2波段能量
mn1	第1波段光谱均值	hom2	第2波段同质性	cor4	第4波段相关性
NDVI	归一化植被指数	hom1	第1波段同质性	con3	第3波段对比度
mn2	第2波段光谱均值	ent4	第4波段熵	con1	第1波段对比度
std1	第1波段光谱标准差	std4	第4波段光谱标准差	cor2	第2波段相关性
std3	第3波段光谱标准差	ent2	第2波段熵	cor1	第1波段相关性
std2	第2波段光谱标准差	ang4	第4波段能量	cor3	第3波段相关性
ent1	第1波段熵	hom3	第3波段同质性	con4	第4波段对比度
mn4	第4波段光谱均值	ang3	第3波段能量	con2	第2波段对比度
ang1	第1波段能量	hom4	第4波段同质性		

按照变化特征排序的前 1 个、前 2 个一直到 29 个变化特征构建变化向量，分别应用 ROC 法确定变化阈值（图 5），获得变化检测结果（图 3）。同时，进行对比研究，用常规的由 4 个波段光谱均值、4 个波段光谱均值和 4 个波段光谱标准差构建

变化向量，以及 NDVI 差值法进行变化检测，应用 ROC 法确定变化阈值。

3.3 面向对象变化检测精度验证和对比

对不同数量变化特征参与的变化向量法获取的森林资源变化检测结果进行比较（图 6）。变化特征数量从 1 增加到 3，总体精度和 Kappa 系数均较

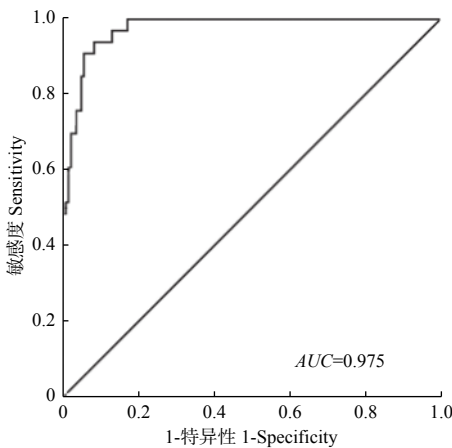


图 5 前 12 个变化特征向量法的 ROC 曲线分析

Fig. 5 ROC curve of the first twelve change feature vectors

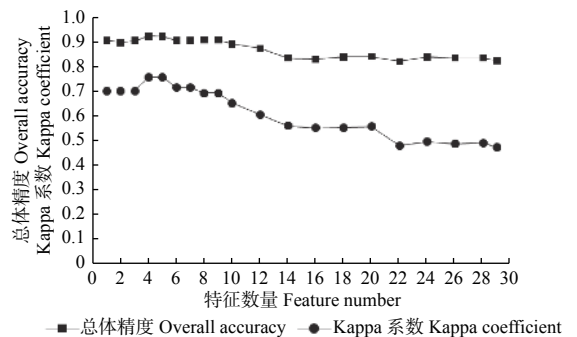


图 6 不同变化特征数量的面向对象森林资源变化检测的精度

Fig. 6 Accuracy of object-oriented forest change detection of various change feature numbers

大, 总体精度大于 90%, Kappa 系数约为 0.7。变化特征数量为 4 和 5 时, 总体精度和 Kappa 系数均增大, 总体精度大于 92%, Kappa 系数大于 0.76。变化特征数量从 6 增加到 9, 总体精度大于 91%, Kappa 系数约为 0.7。变化特征数量增加到 10 以后, 总体精度和 Kappa 系数呈现下降趋势。并不是参与变化向量分析法的变化特征越多, 识别

森林资源变化的效果越好。

前 4 个变化特征参与的变化向量法, 即高分二号多光谱影像蓝、绿、红波段光谱均值和 NDVI 值识别森林资源变化精度最高, 总体精度 92.94%, Kappa 系数 0.763 0, 变化地类误检率 15.63%, 漏检率 22.86%, 未变化地类误检率 5.25%, 漏检率 3.35% (图 6 和表 3)。

表 3 面向对象森林资源变化检测的精度验证

Table 3 Accuracy assessment of object-oriented forest change detection

方法 Method	检测结果 Detected result	参考数据 Reference data			误检率 Commission error/%	漏检率 Omission error/%	总体精度 Overall accuracy/%	Kappa系数 Kappa coefficient
		变化 Change	未变化 Unchange	合计 Total				
4个变化特征向量 Four change feature vectors	变化 Change	108	20	128	15.63	22.86	92.94	0.763 0
	未变化 Unchange	32	77	609	5.25	3.35		
4个光谱均值变化特征向量 Change feature vectors of four spectral averages	变化 Change	104	85	189	42.78	25.71	83.58	0.529 5
	未变化 Unchange	36	512	548	6.57	14.24		
4个光谱均值和4个光谱标准差变化特征向量 Change feature vectors of four spectral averages and four spectral standard deviations	变化 Change	119	142	261	54.41	15	77.88	0.460 0
	未变化 Unchange	21	455	476	4.41	23.79		
NDVI差值 NDVI difference	变化 Change	92	15	107	14.02	34.29	91.45	0.694 7
	未变化 Unchange	48	582	630	7.62	2.51		

特征选择后变化向量法识别森林资源变化的精度普遍高于常规的 4 个波段光谱均值、4 个波段光谱均值和 4 个光谱标准差的变化向量分析法的检测结果 (表 3)。4 个变化特征到 9 个变化特征参与变化向量分析法的总体精度在 90% 以上, 另外两种常规方法的总体精度分别为 83.58% 和 77.88%。4 个变化特征向量法识别森林资源变化检测的总体精度高于 NDVI 差值法的总体精度, 变化地类漏检率由 NDVI 差值法的 34.29% 降低到 22.86%。针对 4 个变化特征向量法, 对照影像核对验证样本, 一部分检测错误的图斑是由于图斑中的局部发生了地类变化, 这部分图斑标识为变化地块, 但是变化检测算法应用的是图斑的光谱均值, 局部变化和未变化部分光谱信息平衡后, 削弱了变化强度, 因此这部分变化图斑未能被正确识别出来。该问题是由于分割尺度引起的, 减小分割尺度参数, 增强图斑内部的内同质性, 同时保持图斑之间的异质性, 将有助于提高由于图斑分割尺度参数稍大引起的变化检测精度偏低的问题。

对于森林资源发生变化的 4 种类型, 应用 4 个

变化特征向量法识别其中 3 种变化类型效果好, 即桉树或者马尾松采伐、无林地造林后成为有林地、桉树从幼林到成林。有些变化地类误识别为未变化地类, 对照两期影像目视分析, 一部分检测错误的图斑在前期影像上是马尾松, 马尾松采伐后种植桉树, 桉树进入成熟期, 在后期影像上是桉树成林, 在前后期影像上均表现为有林地的光谱特征。在变化特征选取时未包括马尾松林转变为桉树成林的样本点, 选取的变化特征未能反映该变化信息, 影响到变化检测结果。有些未变化地类误识别为变化地类, 主要是受桉树除草的影响, 前后时相影像上桉树的光谱发生变化, 变化检测受到同物异谱的干扰。

4 结论

(1) 本研究应用高分二号多光谱数据, 以广西壮族自治区上思县林地为例, 基于面向对象的变化向量法, 经过变化特征选择, 采用 ROC 曲线划分变化阈值, 获得了较好的森林资源变化检测结果。

(2) 应用随机森林平均精确率减少的方法进行变化特征选择, 4 个变化特征向量法, 即蓝、

绿、红波段光谱均值和 NDVI 值参与的变化向量分析法, 识别森林资源变化情况精度最高, 总体精度 92.94%, Kappa 系数 0.763 0。

(3) 特征选择后变化向量分析法对森林资源的变化检测结果, 明显优于常规的 4 个波段光谱均值、4 个波段光谱均值和 4 个光谱标准差的变化向量分析法的检测结果, 特征选择出的前 4 个和前 5 个变化特征向量法识别森林资源变化检测的总体精度高于 NDVI 差值法的总体精度。

(4) 本研究方法用于森林采伐和造林活动多、林地变化频率高的地区森林资源变化识别时, 具有一定的优势和潜力。

参考文献:

- [1] Eduarda M O S, Inácio T B, Fausto W A, *et al.* Using spatial features to reduce the impact of seasonality for detecting tropical forest changes from Landsat time series[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 808-828.
- [2] Ben D, Jan V, Lammert K, *et al.* Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 161: 107-121.
- [3] Eliakim H, Jan V, Martin H. Using spatial context to improve early detection of deforestation from Landsat time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 172: 126-138.
- [4] Txomin H, Michael A W, Joanne C W, *et al.* Regional detection, characterization, and attribution of annual forest change from 1984 to 2012 using Landsat-derived time-series metrics[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 170: 121-132.
- [5] 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.
- [6] 胡博, 鞠洪波, 刘华, 等. 基于证据理论组合多分类规则实现大区域植被遥感分类研究[J]. *林业科学研究*, 2017, 30(2): 194-199.
- [7] 李世明, 王志慧, 李增元, 等. 基于邻近相关图像和决策树分类的森林景观变化检测[J]. *林业科学*, 2011, 47(9): 69-74.
- [8] 冯林艳, 谭炳香, 王晓慧, 等. 基于高分二号影像的森林变化快速检测方法研究[J]. *林业科学研究*, 2019, 32(5): 142-148.
- [9] 范应龙, 谭炳香. 两种热带森林覆盖变化检测方法比较研究[J]. *林业科学研究*, 2015, 28(3): 325-331.
- [10] Wang Z, Yao W, Tang Q, *et al.* Continuous change detection of forest/grassland and cropland in the Loess Plateau of China using all available Landsat data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(11): 1775-1797.
- [11] Michael V, Rastislav R, René B, *et al.* Combining Landsat TM/ETM+ and ALOS AVNIR-2 satellite data for tropical forest cover change detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(1): 102-109.
- [12] Zhu Z, Curtis E W, Pontus O. Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 122(Landsat Legacy Special Issue): 75-91.
- [13] Huang C, Samuel N G, Jeffrey G M, *et al.* An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1): 183-198.
- [14] 黄春波, 佃袁勇, 周志翔, 等. 基于时间序列统计特性的森林变化监测[J]. *遥感学报*, 2015, 19(4): 657-668.
- [15] 罗星, 徐伟铭, 王佳. 基于对象BOW特征的高分辨率遥感影像变化检测方法[J]. *地球信息科学*, 2018, 20(8): 1150-1159.
- [16] Peng D, Zhang Y. Object-based change detection from satellite imagery by segmentation optimization and multi-features fusion[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(13): 3886-3905.
- [17] 李春干, 梁文海. 基于面向对象变化向量分析法的遥感影像森林变化检测[J]. *国土资源遥感*, 2017, 29(3): 77-84.
- [18] 王丽云, 李艳, 汪禹芹. 基于对象变化矢量分析的土地利用变化检测方法研究[J]. *地球信息科学*, 2014, 16(2): 307-313.
- [19] 张沁雨, 李哲, 彭道黎. 利用面向对象变化向量分析(OCVA)检测土地利用变化[J]. *中国农业大学学报*, 2019, 24(6): 166-174.
- [20] 李亮, 王蕾, 孙晓鹏, 等. 面向对象变化向量分析的遥感影像变化检测[J]. *遥感信息*, 2017, 32(12): 71-77.
- [21] 赵敏, 赵银娣. 面向对象的多特征分级CVA遥感影像变化检测[J]. *遥感学报*, 2018, 22(1): 119-131.
- [22] 项东云. 新世纪广西桉树人工林可持续发展策略讨论[J]. *广西林业科学*, 2002, 31(3): 114-121.
- [23] 朱方嫣, 沈文娟, 李明诗. 基于WorldView2和GF-2的面向对象多指标综合植被变化分析[J]. *北京林业大学学报*, 2019, 34(9): 1-12.
- [24] 李建磊, 王光辉, 杨化超. 核典型相关分析的高分辨遥感影像变化检测[J]. *测绘科学*, 2018, 43(1): 140-144.

Object-oriented Forest Change Detection Based on Multi-feature Change Vector Analysis

WANG Xiao-hui, TAN Bing-xiang, LI Shi-ming, FENG Lin-yan

(Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China)

Abstract: [Objective] To detect forest resources with object-oriented multi-feature change vector analysis. [Method] Object-oriented change vector analysis was applied to detect forest changes using GF2 multispectral images in a study site located in Shangsi County, Guangxi Zhuang Autonomous Region where forest harvesting and planting often happens and the forest land experiences frequent changes. Random forests with mean decrease accuracy were employed to select features. Better method and result of forest change detection were produced by comparison between change vector analysis by feature selection and general change vector analysis based on spectral average, spectral average and standard deviation, as well as NDVI difference. [Result] The accuracy of forest change detection based on change vector analysis with NDVI and spectral averages of blue, green and red bands was the highest. The overall accuracy was 92.94%, the Kappa coefficient was 0.763 0, the commission rate and omission rate of change land type were 15.63%, and 22.86% respectively. [Conclusion] By feature selection, object-oriented change vector analysis shows better effect on forest change detection than general change vector analysis.

Keywords: object-oriented; change vector analysis; GF2 multispectral image; feature selection; forest change detection

(责任编辑: 彭南轩)