

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.019

基于 DOM 及 LiDAR 的多尺度分割与面向对象林隙分类

毛学刚¹ 侯吉宇¹ 白雪峰^{2,3} 范文义¹

(1. 东北林业大学林学院, 哈尔滨 150040; 2. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030;
3. 农业部农业水资源高效利用重点实验室, 哈尔滨 150030)

摘要: 为研究分割尺度对航空正射影像 (DOM) 与 LiDAR 数据协同面向对象林隙分割与分类的影响, 以东北典型的天然次生林帽儿山实验林场东林施业区为试验区, 对 DOM 与 LiDAR 数据进行多尺度分割与面向对象林隙分类。分割过程中, 采用基于 DOM 分割、基于 LiDAR 数据分割、DOM&LiDAR 协同分割 3 种分割方案。每种分割方案采用 10 种尺度。在每种尺度应用两种数据提取的光谱和高度两种特征, 采用支持向量机分类器 (SVM) 进行林隙分类。研究结果表明: 3 种分割与分类方案分类精度随尺度的增大整体呈现下降的趋势, 与 ED3 (Modified) 趋势相反。基于 LiDAR 数据在尺度参数 10 获得了最优分割结果。在所有尺度上 (10 ~ 100), 基于 LiDAR 数据分割与分类精度高于其他两种数据源的分类精度, 相比单独使用 DOM 优势更加明显。基于 LiDAR 数据分割与分类方案在尺度参数 10 时获得了最高分类精度 (Kappa 系数为 80%)。3 种分割与分类方案最优尺度的分类精度显著高于其他尺度分类精度。分割尺度对面向对象林隙分类结果有重要影响。

关键词: 林隙; 影像分割; LiDAR; 航空正射影像; CHM; 支持向量机

中图分类号: S771.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)09-0152-08

Multiscale Forest Gap Segmentation and Object-oriented Classification Based on DOM and LiDAR

MAO Xuegang¹ HOU Jiyu¹ BAI Xuefeng^{2,3} FAN Wenyi¹

(1. School of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China

2. School of Water Conservancy and Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

3. Key Laboratory of Efficient Utilization of Agricultural Water Resources, Ministry of Agriculture, Harbin 150030, China)

Abstract: Aiming to study the effect of segmentation scale on object based segmentation and classification of forest gap through fusion of aerial orthophoto (DOM) and LiDAR data, the typical natural secondary forest in Maershan Experimental Forest Farm Donglin Industry Zone of northeastern China was selected as the experimental area. The DOM and airborne LiDAR were used for multiscale segmentation and object-oriented forest gap classification. In the process of image segmentation, three segmentation schemes (segmentation of DOM, segmentation of LiDAR data and segmentation of a fusion of DOM and LiDAR data) were adopted. For each segmentation scheme, 10 segmentation scales were set, then based on the segmentation results, spectral and height features extracted from DOM and LiDAR data were used for object-oriented forest gap classification with the support vector machine (SVM) classifier. The results showed that the classification accuracies of three segmentation and classification schemes showed a decline trend with the increase of scale, which was opposite with trend of ED3 (Modified). Based on the LiDAR data at scale parameter of 10, the best segmentation result was got. At all scale (10 ~ 100), the classification accuracy based on LiDAR segmentation and classification was higher than that based on two other data segmentation and classification schemes, and had the more obvious advantage than using only DOM. Based on scheme of LiDAR data segmentation and classification at scale parameter of 10, the highest classification accuracy was got with Kappa coefficient of 80%. The classification accuracies of three segmentation and classification schemes at the optimal scale were significantly higher than these at other scales. The segmentation scale had important effect on the object-oriented forest gaps classification.

Key words: forest gap; image segmentation; LiDAR; aerial orthophoto; CHM; support vector machine

收稿日期: 2017-06-04 修回日期: 2017-07-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(31300533)和农业部农业水资源高效利用重点实验室开放课题项目(2015001、2015003)

作者简介: 毛学刚(1981—),男,讲师,博士生,主要从事遥感图像处理及遥感分类研究,E-mail: maoxuegang@aliyun.com

通信作者: 范文义(1965—),男,教授,博士生导师,主要从事林业遥感研究,E-mail: fanwy@163.com

引言

林隙主要是指由自然因素(病虫害、干旱、火灾、雪压)或人为干扰导致单株或多株树木个体死亡所造成的冠层中的一小块缺口^[1]。林隙能够导致林下微环境的改变(如太阳能、水和营养物),影响林下生物多样性和生境^[2]。林隙在森林的再生、周转和森林生态系统整体动态变化中起着重要的作用^[1]。

与费时费力的人工实地量测相比,遥感是一种高效、准确、快速的林隙识别技术手段。遥感不仅能够将冠层中的林隙准确提取出来,而且还可以对森林冠层中的自然干扰或人为干扰产生的林隙进行动态监测。高空间分辨率的卫星影像、航空正射影像(DOM)以及 LiDAR 数据已经被应用于林隙识别^[3-9]。DOM 和 LiDAR 数据结合提供的光谱信息和冠层垂直高度信息可以相互补充,有利于林隙的识别和提取^[10]。面向对象的方法被广泛应用于地物识别和提取,该方法不仅可以避免传统基于像元分类方法产生的“椒盐”现象^[11-13],而且产生的对象特征也可用于分类^[14-17]。在面向对象分类方法中,影像分割是面向对象分类的关键步骤,产生分割对象的准确程度直接影响分类精度^[18-19]。目前已经提出了许多影像分割算法,如均值漂移分割^[20-21]、分形网络演化算法^[22]和分水岭分割算法^[23-25]。大多数分割算法都需要用户自定义一个参数(尺度参数),该参数控制分割对象内的同质性、分割对象间的异质性以及分割大小。对于林隙

对象来说,影像分割获取正确的林隙对象对于林隙识别和提取至关重要。影像分割最优尺度参数的确定并不容易,自动获得最优尺度参数仍然具有挑战性和不确定性。许多研究采用反复试验、目视解译的方法来确定最优尺度参数^[7,26]。

为研究采用不同尺度参数分割 DOM 与 LiDAR 数据的效果,定量评价尺度参数对面向对象林隙分割与分类的影响,本研究选取东北典型的天然次生林帽儿山实验林场东林施业区为试验区,协同使用 DOM 与机载 LiDAR 数据进行面向对象林隙分割与分类,定量评价分割尺度对不同遥感数据(DOM、LiDAR 数据、DOM&LiDAR 协同)的面向对象林隙分割与分类的影响。

1 试验区与数据

1.1 试验区

研究区为黑龙江省尚志市境内的东北林业大学帽儿山试验林场(45°15′~45°29′N、127°23′~127°43′E),南北长 26 km,东西宽 20 km,总面积约为 $2.6 \times 10^4 \text{ hm}^2$ 。植被属于长白山植物区系,是由地带性顶级植被阔叶红松(*Pinus koraiensis*)林经人为干扰破坏后形成的较典型的东北东部天然次生林。次生林类型多样且具有代表性,群落类型有硬阔叶林、软阔叶林、针叶林、针阔混交林。试验区为帽儿山实验林场东林施业区,南北长 6.7 km,东西宽 5.7 km,总面积约为 3 011 hm^2 (图 1)。选择该区域作为试验区,因为该区域林隙类型、大小和结构各有不同。

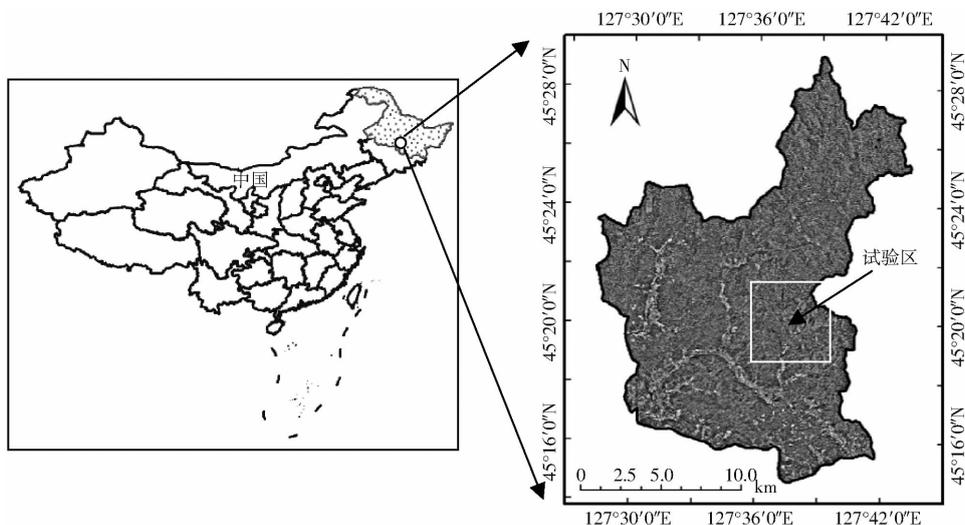


图 1 试验区位置(帽儿山试验林场)

Fig. 1 Location of experimental site (Maershan experimental forest farm)

1.2 遥感数据

LiDAR 数据采集使用 LiChy 机载观测系统,飞行平台采用国产运-10 飞机,采集时间为 2016 年 9

月 14—15 日(落叶季节),数据采集时天气晴朗无云。LiChy 机载观测系统集激光雷达测距、航空影像拍摄、高光谱数据获取、全球定位系统(GPS)和惯

性导航系统 (INS) 于一体^[27]。激光雷达采用 LMS-Q680i 全波形激光雷达扫描仪。LMS-Q680i 全波形激光雷达扫描仪包括一个单束窄带激光器和一个接收系统, 激光器工作波长为 1 550 nm, 激光束发散角为 0.5 mrad, 波形数据的记录间隔为 1 ns, 最大脉冲重复频率为 400 kHz, 地表定位精度为水平 0.2 m, 垂直 0.15 m (平地)。获得点云数据的平均密度为 3.6 点/m², 经过与差分 GPS 实测高程的比较, 获取的 LiDAR 数据的高程精度小于 0.3 m, 平面精度小于 0.5 m。航空影像数据由 CCD 相机 (DigiCAM-60 数字式航空摄像机) 同步获取。数据的获取及飞行设计由协作方 (中国林业科学研究院) 完成, 最终提供的数据包括 DOM (图 2)、LiDAR 数据提取的数字高程模型 (DEM) 和数字表面模型 (DSM), LiDAR 数据及 DOM 的处理方法见 PANG 等^[27] 的研究结果。森林冠层高度模型 (Canopy height model, CHM) 由 DSM 和 DEM 数据相减获得, 空间分辨率为 2 m, 数据类型为浮点型 (float 型) (图 3)。为使 DOM 与 CHM 空间分辨率保持一致, 采用最邻近值方法对其进行重采样得到空间分辨率为 2 m 的 DOM。DOM 和 CHM 数据都为 TIFF 格式, 使用的是西安 80 地理坐标系和高斯克吕格 3 度带投影坐标系。

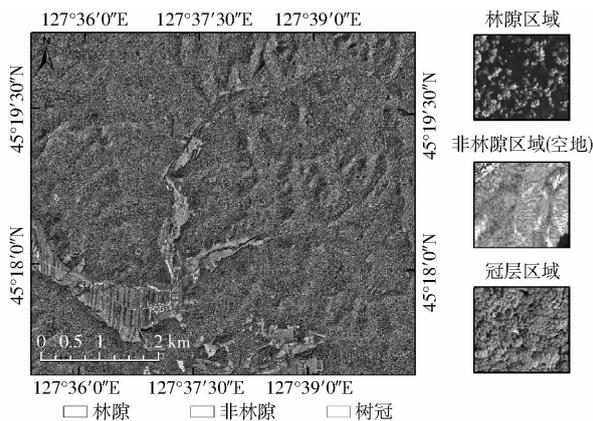


图 2 航空正射影像及样本

Fig. 2 Aerial orthophoto and samples

1.3 辅助数据

以 DOM 作为底图 (20 cm), 结合 CHM 数据及野外调查数据, 手工数字化一套参考多边形, 其中包括 214 个林隙多边形 (19 745 个像素)、89 个非林隙的多边形 (24 908 个像素) 和随机选择的 96 个树冠多边形 (24 444 个像素)。在该套参考多边形中随机选择 53 个林隙多边形 (10 325 个像素)、25 个非林隙的多边形 (15 447 个像素) 和 17 个树冠多边形 (14 809 个像素) 作为面向对象分类的训练样本, 剩余的 161 个林隙多边形 (9 420 个像素)、64 个非林隙多边形 (9 461 个像素) 和 79 个冠层多边形 (9 635 个

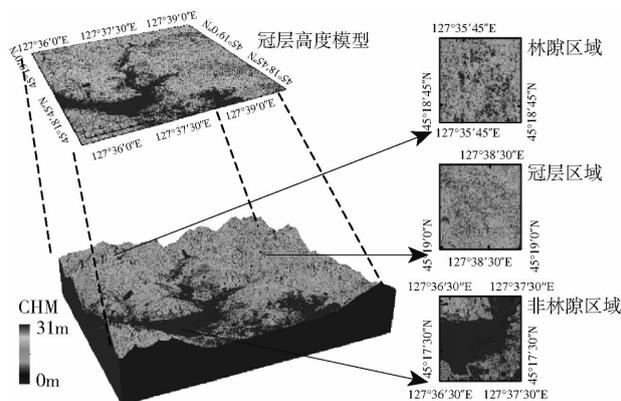


图 3 LiDAR 提取的冠层高度模型 (CHM)

Fig. 3 Canopy height model extracted by LiDAR (CHM)

像素) 作为检验样本。

2 研究方法

面向对象方法进行林隙分类包括 3 个过程: 影像分割即创建对象; 对象特征提取; 基于对象特征分类。采用 3 种分割方案 (基于 DOM 分割; 基于 LiDAR 数据分割; DOM&LiDAR 协同分割) 进行多尺度影像分割, 对于每种分割方案都试验 10 种分割尺度 (10 ~ 100, 步长为 10), 采用修正的欧氏距离 3 (ED3 (Modified)) 评价分割结果^[10]。根据 DOM 与 LiDAR 数据提取对象光谱与高度特征, 采用支持向量机 (SVM) 分类器进行林隙分类。对不同尺度的分割-分类方案采用同一套验证样本进行精度检验, 定量评价分割尺度对不同遥感数据的面向对象林隙分割与分类的影响, 技术路线如图 4 所示。

2.1 影像分割

采用 eCognition Developer 8.7 软件的分割算法 (多尺度分割 (MRS))。MRS 采用的是区域合并算法, 分割过程由尺度、形状、紧密度和输入图层所占权重 4 个参数控制^[17]。分割的大小主要由尺度参数决定, 因此设置不同的尺度参数, 其余 3 个参数采用默认值, 进行影像分割。在相同分割尺度下, 采用 3 种分割方案 (表 1)。

2.2 对象特征提取

分类过程中所采用的对象特征是根据 DOM 的光谱 (Blue、Green、Red) 与 LiDAR 数据提取的高度信息 (CHM) 计算获得 (表 2)。除计算了每个分割对象不同数据层的均值和标准差外, 还计算了邻域平均差分 (Mean diff to neighbors)^[28]。对象的几何特征 (形状、紧密度) 并没有采用, 因为林隙的形状和紧密度多种多样。本研究总共选取了 12 个特征, 其中 9 个特征来自 DOM, 3 个特征来自 CHM (表 2)。

2.3 面向对象分类

根据选择的训练样本及提取的对象特征, 采用

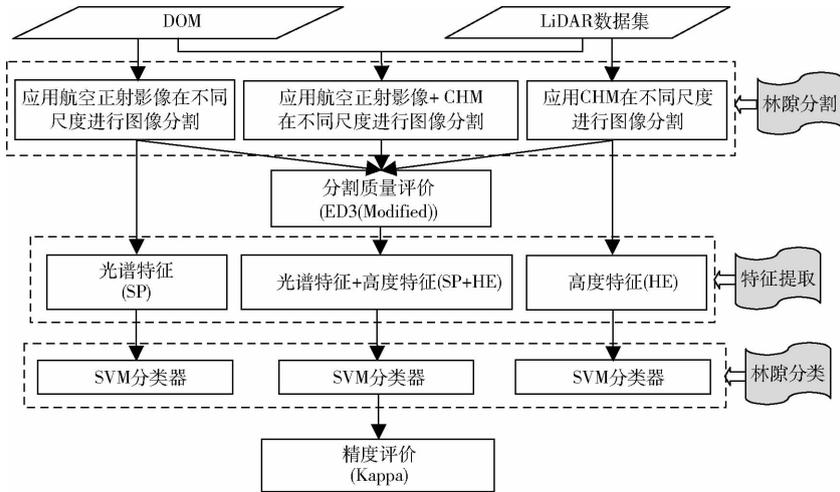


图4 林隙分类流程图

Fig. 4 Flow chart of forest gap classification procedure

表1 3种分割方案参数

Tab. 1 Parameters for three segmentation schemes

分割方案	数据层	权重	尺度参数	形状因子	紧密度因子
基于 DOM 分割 (AO)	Blue	1	10 ~ 100 步长为 10	0.1	0.5
	Green				
	Red				
基于 LiDAR 数据分割 (LI)	CHM	1	10 ~ 100 步长为 10	0.1	0.5
DOM&LiDAR 协同分割 (AL)	Blue	1	10 ~ 100 步长为 10	0.1	0.5
	Green				
	Red				
	CHM				

表2 面向对象分类的对象特征

Tab. 2 Image object metrics used in classifications

特征类别	数据层	对象特征指标	指标数量
光谱 (SP)	Blue	平均值	9
	Green	标准差	
	Red	邻域平均差分	
高度 (HE)	CHM	平均值	3
		标准差	
		邻域平均差分	

eCognition Developer 8.7 软件的 SVM 分类器进行林隙、非林隙和树冠 3 种类型分类。SVM 分类器是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维的特征空间,然后在这个新的高维特征空间中求取最优分类超平面^[29]。对输入数据的这种变换是通过核函数进行的(线性 (Linear)、多项式、径向基 (RBF)、S 形)。对于 3 种分割方案,应用 12 个对象特征指标(表 2)作为输入数据。采用带有 Linear 核函数的 SVM 分类器进行分类,其主要原因包括:SVM 分类器是非参数方法,不要求假设数据分布和特征独立性;选择的数据集(林隙、非林隙和树冠样本)是线性可分的,采用带有 Linear 核函数的 SVM 分类器已

足够用;带有 Linear 核函数的 SVM 分类器相对简单且运算速度快。本研究共获得了 30 种分类结果。

2.4 分割质量评价

本研究采用 ED3 (Modified) 指标进行分割质量评价^[10]。该指标的优点是当与一个参考多边形的重叠区域超过参考多边形或被分割对象的 50% 时,被分割对象才被标记为相应参考多边形的分割。ED3 (Modified) 在 0 ~ 1 之间的归一化指数计算方法为

$$E = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \left[\frac{1}{J_i} \cdot \sum_{j=1}^{J_i} \sqrt{\frac{\left(1 - \frac{A(r_i \cap s_j)}{A(r_i)}\right)^2 + \left(1 - \frac{A(r_i \cap s_j)}{A(s_j)}\right)^2}{2}} \right] \quad (1)$$

式中 E——欧氏距离 3 (Modified)

r_i ——参考多边形

I——参考多边形的数量

s_j ——对应参考多边形 j 的分割多边形

J_i ——对应参考多边形 i 的分割多边形数量

A——多边形面积

E 越低表示分割质量越高。手工数字化采用 35 个林隙参考多边形、20 个非林隙参考多边形(图 2),共 55 个参考多边形作为分割参考对象。应用 ArcGIS10.0 软件计算 E 对分割质量进行评价。最佳分割结果由 E 最低值确定。

2.5 分类结果精度评价

对 3 种分割与分类方案的 30 种分类结果进行精度评价,采用 Kappa 系数评价指标^[30]。LANDIS 等^[31]将 Kappa 系数的大小划分为 6 个区段,分别代表一致性的强弱程度。当 Kappa 系数小于 0 时,一

致性程度极差;0~0.20,一致性程度微弱;0.21~0.40,弱;0.41~0.60,中度;0.61~0.80,显著(或一致性高);0.81~1.00,极佳。对 Kappa 系数的比较,可以获得以下两种结果:分割尺度对林隙分类精度的影响;DOM&LiDAR 协同与单独使用一种数据分类是否具有优势。Kappa-Z 用于检验不同尺度分类结果的 Kappa 系数是否差异显著^[32]。基于等值的零假设,Z 统计的计算方法为

$$Z = \frac{k_1 - k_2}{\sqrt{V(k_1) + V(k_2)}} \quad (2)$$

式中 k_1 、 k_2 ——Kappa 系数的两个值

$V(k_1)$ 、 $V(k_2)$ ——两个 Kappa 系数的方差

Kappa 系数的方差参考 FOODY 计算方法^[32]。

如果 Z 统计值大于临界值(1.96,95% 置信区间),则拒绝零假设(H_0)。

3 结果与分析

3.1 影像分割质量评价

在所有尺度(10~100)上基于 LiDAR 数据分割 ED3 (Modified) 值(0.64±0.13)与基于 DOM 分割及二者协同分割 ED3 (Modified) 值(AO:0.64±0.09;AL:0.64±0.09)的平均值并无明显差别,但基于 LiDAR 数据分割 ED3 (Modified) 值变化较大(图5)。3种分割方案基本都保持了相同的变化特征,即在10~40尺度参数随着分割尺度的增大,ED3 (Modified) 值升高,40~100尺度参数上 ED3 (Modified) 值并无明显区别。3种分割在10尺度 ED3 (Modified) 值差异最明显,其他尺度参数3种分割方案差异不明显,且都在尺度参数10获得了最优分割结果(AO:ED3 (Modified) 为0.48;AL:ED3 (Modified) 为0.31;LI:ED3 (Modified) 为0.46)。因此3种分割方案的最优分割尺度均为10。单独使用 LiDAR 数据分割尺度参数为10的 ED3 (Modified) 值最低,这也是3种分割方案中 ED3 (Modified) 最低值(图5),因此为最佳分割结果。

3.2 林隙分割结果

对分割所得对象的可视化检查可知,分割对象的特征(面积和形状)受尺度参数影响。在10尺度参数分割,3种分割方案能够较好地分割林隙,但随着分割尺度的增大,对于林隙的分割来说都存在明显分割不足的现象。除尺度参数影响外,在分割过程中所使用的数据也会影响分割对象的面积和形状。在10尺度参数分割,基于 DOM 分割与 DOM&LiDAR 协同分割都轻微受到阴影影响(图6e、6i),使得分割多边形与参考多边形边界不能很好的重合。从目视结果来看,基于 LiDAR 数据

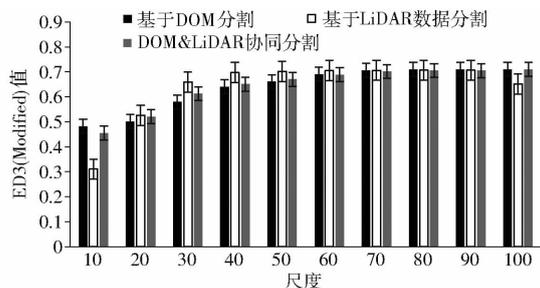


图5 3种分割方案尺度参数在10~100的分割结果 ED3 (Modified) 值

Fig. 5 ED3 (Modified) values for tree species segmentation results at scale parameter ranging between 10 and 100

在10尺度参数的分割效果最好(图6a),这与采用 ED3 (Modified) 评价指标结果吻合。基于 LiDAR 数据分割时,随着尺度的增大分割不足的现象比相同尺度下的其他两种分割方案严重(图6b~6d),其他两种分割方案在20~40尺度优于单独使用 LiDAR 分割质量,但是相同尺度下的另外两种分割方案并没有完全将林隙按照真正的林隙边界分割出来。

3.3 3种分割方案精度评价与比较

随着尺度的增大,3种分割与分类方案分类精度整体呈现下降的趋势,与 ED3 (Modified) 趋势相反,说明与参考对象匹配良好的分割能够得到更高精度的分类结果。在所有尺度上,基于 LiDAR 数据分割与分类方案分类精度(Kappa)明显高于其他2种分割与分类方案(表3)。基于 DOM 分割-分类方案分类精度非常不理想(Kappa 为16%~39%),尤其是尺度参数在70~100时,一致性程度微弱。DOM&LiDAR 协同分割与分类方案的 Kappa 系数只有在尺度参数10上 Kappa 系数大于60%,一致性程度高。基于 LiDAR 数据分割-分类方案在尺度参数10~30上 Kappa 系数大于60%,且尺度参数10上 Kappa 系数为80%,一致性极佳。DOM&LiDAR 协同分割和分类与单独 DOM 相比能够提高分类精度但效果并不是最理想的。单独使用 LiDAR 数据分割,并使用 LiDAR 提取的高度特征进行林隙分类是效果最理想且最有效的面向对象林隙分类方法。

本研究将3种分割方案获得最高分类精度的尺度参数定义为最优尺度参数。基于 DOM 分割-分类方案的最高分类精度为39%(尺度参数为20);DOM&LiDAR 协同分割-分类方案的最高分类精度为68%(尺度参数为10);基于 LiDAR 数据分割-分类方案的最高分类精度为80%(尺度参数为10),这也是30种分类结果中的最高精度。因此,基于 DOM 分割-分类方案最优尺度参数为20,其他2种分割-分类方案最优尺度参数均为10。

基于 DOM 分割-分类方案其他尺度与最优尺

度分类精度最高相差 23%, 平均相差 12%; 其他两种分割-分类方案其他尺度与最优尺度分类精度最高相差 43% (表 3 中 LI/HE) 和 42% (表 3 中 AL/SP + HE), 平均相差 26% (表 3 中 LI/HE) 和 30% (表 3 中 AL/SP + HE)。不同尺度之间分类精度存

在明显差异 (表 3)。表 3 还总结了最优尺度与其他尺度的 Kappa - Z 检验结果, 进一步说明了 3 种分割-分类方案最优尺度的分类精度均显著高于其他尺度分类精度 (Z 值均大于 1.96), 尺度参数对分类结果有重要影响。

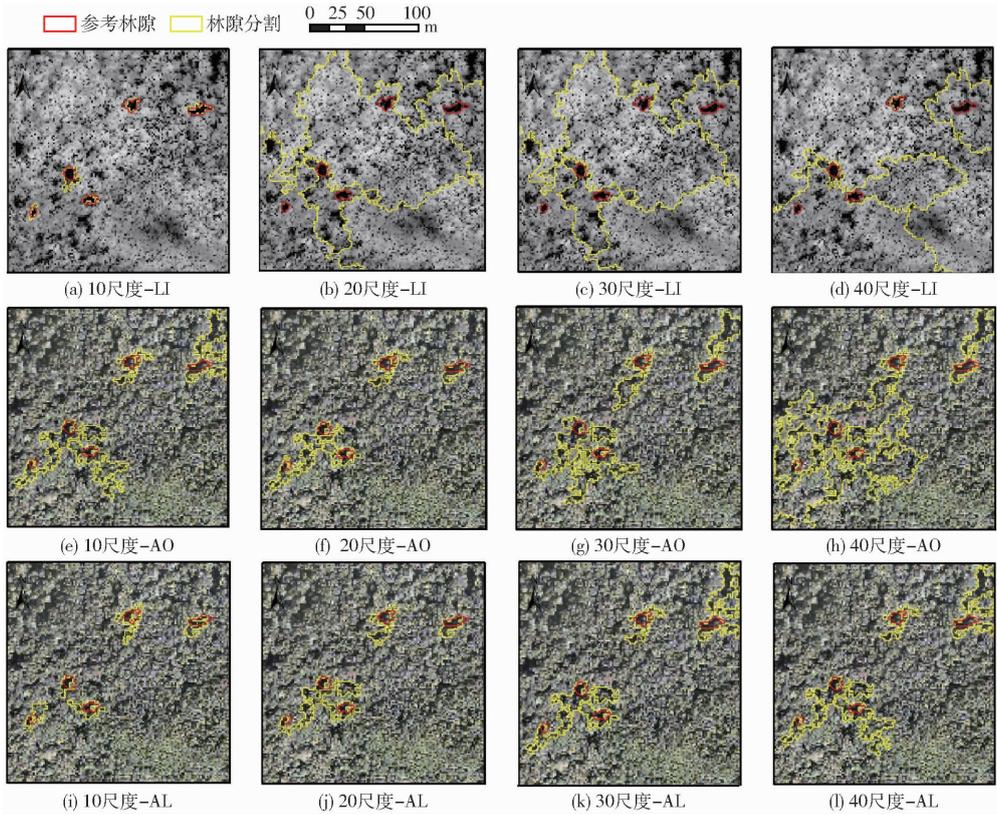


图 6 3 种分割方案的林隙分割结果示例

Fig. 6 Examples of forest gap segmentation results by three segmentation schemes

表 3 最优尺度与其他尺度的 Kappa 系数及 Kappa - Z 检验

Tab. 3 Kappa coefficients and Kappa - Z test of optimal scale and other scales

%

尺度	AO/SP			LI/HE			AL/SP + HE		
	K	$K_{20} - K$	$H_0: K = K_{20}$	K	$K_{10} - K$	$H_0: K = K_{10}$	K	$K_{10} - K$	$H_0: K = K_{10}$
10	31	8	25.8	80	0	NA	68	0	NA
20	39	0	NA	79	1	4.6	59	9	29.4
30	36	3	10.7	63	17	51.6	44	24	77.7
40	32	7	23.8	56	24	78.8	32	36	116.6
50	28	11	35.9	54	26	86.5	32	36	117.8
60	23	16	54.8	49	31	104.3	29	38	129.4
70	25	14	50.0	46	34	115.1	29	38	127.2
80	18	21	73.0	40	40	138.2	26	42	142.6
90	16	23	78.7	37	43	150.6	33	35	121.3
100	18	21	74.3	38	42	147.5	29	39	136.8
平均值	27	12		54	26		38	30	

注: K 为 Kappa 系数, K_{20} 为尺度参数 20 时的 Kappa 系数, K_{10} 为尺度参数 10 时的 Kappa 系数。

4 讨论

许多因素会影响影像分割结果, 分割尺度作为最重要的因素之一, 直接影响着最后的分类结果^[33]。在 eCognition Developer 8.7 软件中尺度参数是抽象概念, 然而尺度参数的值直接影响着分割对

象的大小, 大尺度产生大面积对象, 小尺度产生小面积对象^[22]。最优分割尺度是针对要研究的特定应用问题而言的, 对不同的应用目的, 其最优尺度是不尽相同的。本研究的最优分割尺度定义为能得到最高分类精度的尺度, 因此 3 种分割-分类方案都定义了单一的最优分割尺度 (AO/SP: 20; LI/HE: 10; AL/

SP + HE:10), 之前的研究也已经定义单一最优尺度来获得最高分类精度^[18-19]。通过影像分割质量评价和最后分类精度的评价可以看出, 不同分割尺度对于分类精度有着重要的影响, 分割质量好的结果往往会产生精度较高的分类结果。本研究对最优尺度进行了限定, 即获得最高分类精度的尺度, 另一方面本研究获得了林隙分类精度随尺度参数变化而变化的趋势后确定的最优尺度, 每次实验都进行了严格的精度验证, 因此该最优尺度参数具有很好的通用性。

基于 LiDAR 数据分割与其他两种分割相比分割的质量更好 (LI: ED3 (Modified) 为 0.31), 基于 LiDAR 数据在所有尺度上都比基于 DOM 分割获得更高的分类精度, 尤其在小尺度更明显, 这主要是因为 LiDAR 提取的 CHM 能更好地体现林分的同质性, 林隙边界比 DOM 的边界清晰, 并且能够消除阴影的影响, YANG 等^[10]也有过类似的结论。在所有尺度上单独使用 DOM 进行林隙分类精度都不理想, 主要原因是在于: 分类过程中受 DOM 的阴影影响很大; 由于冠层间的遮挡以及不同观测角度和太阳高度角变化会引起太阳光辐射的变化导致林隙光谱的不确定性; 林隙最主要特征是与冠层之间垂直高度的差异, DOM 并不能提供高度信息。DOM&LiDAR 协同分割-分类方案并不是最优方案, 主要原因有: 虽然 DOM 影像的光谱特征能够弥补林隙对象高度特征某些方面的不足, 但是本研究所采用的 DOM 缺少红外波段且受阴影影响较大, 相比之下 DOM 所提供的光谱信息并不完

整; 本研究区域中林分类型复杂, 非林隙种类除空地外还有较多的农田道路建筑也对分类精度产生影响。

对象特征是面向对象遥感信息提取的依据。本研究只采用光谱和高度特征主要是两方面的原因: 本研究侧重研究分割尺度对 DOM 与 LiDAR 数据协同面向对象林隙分割与分类的影响; 采用更多的特征比如增加纹理特征, 并不会影响最优尺度的选择以及不同分割尺度分类精度的相对差异。

5 结论

(1) 在所有尺度下 (10 ~ 100) 单独使用 LiDAR 数据分割-分类精度明显高于其他两种分类方案的分类精度, 相比单独使用 DOM 优势更加明显。

(2) 基于 LiDAR 数据分割在尺度参数 10 上进行分割对象, 并使用 LiDAR 提取的高度共同特征进行面向对象林隙分类获得了最高精度 (Kappa 系数为 80%)。

(3) 对 3 种分割-分类方案 30 种分类结果的精度评价发现, 3 种分割-分类方案最优尺度的分类精度显著高于其他尺度分类精度。定义一个单一的最优分割尺度比较合适。

(4) 影像分割的结果除了尺度参数影响外, 分割过程中所使用的数据特性也会影响分割对象面积和形状。

(5) 分割尺度对面向对象林隙分类结果有着重要影响, 匹配良好的分割和参考对象能够得到更高精度的分类结果。

参 考 文 献

- 1 ST-ONGE B, VEPAKOMMA U, SÉNÉCAL J F, et al. Canopy gap detection and analysis with airborne laser scanning. Forestry applications of airborne Laser scanning[M]. Berlin: Springer, 2014.
- 2 VEPAKOMMA U, ST-ONGE B, KNEESHAW D. Response of a boreal forest to canopy opening: assessing vertical and lateral tree growth with multi-temporal lidar data[J]. Ecological Applications, 2011, 21(1): 99 - 121.
- 3 ASNER G P, KELLER M, PEREIRA R, et al. Canopy damage and recovery after selective logging in Amazonia: field and satellite studies[J]. Ecological Applications, 2004, 14(4): S280 - S298.
- 4 NEGRON-JUAREZ R I, CHAMBERS J Q, MARRA D M, et al. Detection of subpixel treefall gaps with Landsat imagery in Central Amazon forests[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3322 - 3328.
- 5 CLARK M L, CLARK D B, ROBERTS D A. Small-footprint lidar estimation of sub-canopy elevation and tree height in a tropical rain forest landscape[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(1): 68 - 89.
- 6 HE Y H, FRANKLIN S E, GUO X L, et al. Narrow-linear and small-area forest disturbance detection and mapping from high spatial resolution imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2009, 3(1): 2701 - 2712.
- 7 MALAHLELA O, CHO M A, MUTANGA O. Mapping canopy gaps in an indigenous subtropical coastal forest using high-resolution WorldView-2 data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(17): 6397 - 6417.
- 8 VEPAKOMMA U, ST-ONGE B, KNEESHAW D. Spatially explicit characterization of boreal forest gap dynamics using multi-temporal lidar data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2326 - 2340.
- 9 GAULTON R, MALTHUS T J. LiDAR mapping of canopy gaps in continuous cover forests: a comparison of canopy height model and point cloud based techniques[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(5): 1193 - 1211.
- 10 YANG J, JONES T, CASPERSEN J, et al. Object-based canopy gap segmentation and classification: quantifying the pros and cons of integrating optical and LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(12): 15917 - 15932.
- 11 JOHANSEN K, ARROYO L A, PHINN S, et al. Comparison of geo-object based and pixel-based change detection of riparian

- environments using high spatial resolution multi-spectral imagery[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2010, 76(2):123-136.
- 12 张猛,曾永年,朱永森. 面向对象方法的时间序列 MODIS 数据湿地信息提取——以洞庭湖流域为例[J]. *遥感学报*, 2017, 21(3):479-492.
ZHANG Meng, ZENG Yongnian, ZHU Yongsen. Wetland mapping of Dongting Lake Basin based on time-series MODIS data and object-oriented method[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(3):479-492. (in Chinese)
- 13 张超,刘佳佳,陈英义,等. 土地整治区田块空间形态变化遥感监测与评价[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(1):104-111. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170114&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.014.
ZHANG Chao, LIU Jiajia, CHEN Yingyi, et al. Remote sensing monitor and evaluation on patch morphology changing in land consolidation areas [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(1):104-111. (in Chinese)
- 14 BONNET S, GAULTON R, LEHAIRE F, et al. Canopy gap mapping from airborne laser scanning: an assessment of the positional and geometrical accuracy[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9):11267-11294.
- 15 罗开盛,陶福禄. 融合面向对象与缨帽变换的湿地覆被类别遥感提取方法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(3):198-203.
LUO Kaisheng, TAO Fulu. Method for wetland type extraction using remote sensing combining object-oriented and tasseled cap transformation[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(3):198-203. (in Chinese)
- 16 刘舒,姜琦刚,马玥,等. 基于多目标遗传随机森林特征选择的面向对象湿地分类[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(1):119-127. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170116&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.016.
LIU Shu, JIANG Qigang, MA Yue, et al. Object-oriented wetland classification based on hybrid feature selection method combining with relief F, multi-objective genetic algorithm and random forest [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(1):119-127. (in Chinese)
- 17 路春燕,王宗明,贾明明,等. 基于 ENVISAT ASAR, LANDSAT TM 与 DEM 的泥炭沼泽信息提取方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2017, 42(2):185-192.
LU Chunyan, WANG Zongming, JIA Mingming, et al. Peatland extraction based on ENVISAT ASAR, Landsat TM and DEM data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(2):185-192. (in Chinese)
- 18 KIM M, MADDEN M, WARNER T. Estimation of optimal image object size for the segmentation of forest stands with multispectral IKONOS imagery[M]//*Object-Based Image Analysis*. Berlin: Springer, 2008:291-307.
- 19 WANG L, SOUSA W P, GONG P. Integration of object-based and pixel-based classification for mapping mangroves with IKONOS imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(24):5655-5668.
- 20 COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5):603-619.
- 21 MICHEL J, YOUSSEFI D, GRIZONNET M. Stable mean-shift algorithm and its application to the segmentation of arbitrarily large remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(2):952-964.
- 22 BENZ U C, HOFMANN P, WILLHAUCK G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. *International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 58(3-4):239-258.
- 23 LI P, GUO J, SONG B, et al. A multilevel hierarchical image segmentation method for urban impervious surface mapping using very high resolution imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2011, 4(1):103-116.
- 24 LI D, ZHANG G, WU Z, et al. An edge embedded marker-based watershed algorithm for high spatial resolution remote sensing image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(10):2781-2787.
- 25 VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6):583-598.
- 26 CHO M A, MATHIEU R, ASNER G P, et al. Mapping tree species composition in South African savannas using an integrated airborne spectral and LiDAR system[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 125(10):214-226.
- 27 PANG Y, LI Z, JU H, et al. LiChy: the CAF's LiDAR, CCD and hyperspectral integrated airborne observation system[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(5):398.
- 28 BAATZ M. *ECognition user guide*[M]. Munich: Definiens imaging GmbH, 2010.
- 29 VAPNIK V N. *The nature of statistical learning theory*[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2000.
- 30 JANSSEN L L F, WEI F J M. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: a review[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1994, 60(4):419-426.
- 31 LANDIS J R, KOCH G G. The measurement of observer agreement for categorical data[J]. *Biometrics*, 1977, 33(1):159-174.
- 32 FOODY G M. Assessing the accuracy of land cover change with imperfect ground reference data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(10):2271-2285.
- 33 KE Y, QUACKENBUSH L J, IM J. Synergistic use of QuickBird multispectral imagery and LIDAR data for object-based forest species classification[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(6):1141-1154.