

# 一种应用机载 LiDAR 数据和高分辨率遥感影像 提取城市绿地信息的方法

余柏菡<sup>1),2)</sup> 刘红星<sup>2)</sup> 吴健平<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> (华东师范大学地理信息科学教育部重点实验室, 上海 200062)

<sup>2)</sup> (Department of Geography, Texas A&M University, College Station, Texas, USA 77843)

**摘要** 提出了一种新的面向对象的的城市绿地信息两阶段提取方法。该方法分阶段使用高分辨率遥感影像的光谱和 2 维形态信息以及机载 LiDAR 数据的 3 维形态信息作为分类依据。第 1 阶段, 影像首先被分割为对象, 对象被分类为无阴影的植被、阴影下的植被、水体、建筑物、空地和阴影 6 类地物; 无阴影的植被和阴影下的植被合并为城市绿地对象, 在第 2 阶段, 将 LiDAR 数据产生的归一化数字表面模型 nDSM 与绿地对象叠加, 计算每个对象的 3 维形态属性, 进一步将绿地对象细分为草坪、灌木和乔木。以美国休斯敦中心城区为例, 介绍了方法流程。精度分析表明, 绿地的分类精度达到 93.46%; 方法中的主要误差来源于遥感影像当中的建筑物阴影以及生成数字地形模型时所产生的误差。

**关键词** 城市绿地 面向对象分类 两阶段分类 LiDAR 高分辨率遥感影像

中图法分类号: TP751.1 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)05-782-08

## A Method for Urban Vegetation Classification Using Airborne LiDAR Data and High Resolution Remote Sensing Images

YU Bailang<sup>1),2)</sup>, LIU Hongxing<sup>2)</sup>, WU Jianping<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> (Key Laboratory of Geographic Information Science, Ministry of Education, East China Normal University, Shanghai 200062)

<sup>2)</sup> (Department of Geography, Texas A&M University, College Station, Texas, USA, 77843)

**Abstract** The urban vegetation is a principal biological component of the urban landscape. Identifying and mapping the urban vegetation are important to urban management and planning. This paper presents a new object-based two-stage method to classify urban vegetation using airborne LiDAR data and high resolution aerial photographs through a case study of downtown Houston, USA. By exploiting the spectral information plus 2D geometric attributes from high resolution aerial photographs and 3D morphological information from airborne LiDAR data, a detailed and accurate classification of urban vegetation has been achieved. In the first stage, the aerial photographs are segmented into image objects. Based on the spectral and 2D geometric attributes, these objects are divided into six categories: non-shaded vegetation, shaded vegetation, water, building, open space, and shade. Vegetation objects, including non-shaded and shaded vegetation, are derived separately. In the second stage, the normalized Digital Surface Model derived from airborne LiDAR data is introduced to characterize the 3D geometric properties (height and roughness) of each vegetation object. Based on these properties, the vegetation objects are further classified into trees, shrubs/hedges, and grass-covered lawns. The overall classification accuracy of vegetation is analyzed and reported as high as 93.46%. The sources of errors are ascribed to the shade in aerial photo and the miscalculation of Digital Terrain Model from LiDAR data. This research suggests that the combination of morphological information of LiDAR and the spectral information from image data renders a powerful tool for

基金项目:上海市科技攻关重大项目(07DZ12037)

收稿日期:2008-11-06;改回日期:2009-02-24

第一作者简介:余柏菡(1979—),男。2009年7月于华东师范大学获地图学与地理信息系统专业博士学位。研究方向为城市遥感与地理信息系统。E-mail: yubailang@gmail.com

a detailed investigation of urban vegetation.

**Keywords** urban vegetation, object-based classification, two-stage classification, LiDAR, high resolution remote sensing image

## 0 引言

城市绿地是城市生态系统和城市景观的重要组成部分。研究表明,城市绿地在减轻空气污染<sup>[1]</sup>、减少二氧化碳排放和降低能耗<sup>[2]</sup>等方面均有显著作用。中国建设主管部门对于人均公共绿地面积、城市绿化覆盖率和城市绿地率等各项指标已有明确规定<sup>[3]</sup>。为了有效地进行城市绿化的科学管理和合理决策,快速、准确地提取城市绿地信息具有重要的理论意义和实践价值。

传统的利用遥感技术提取城市绿地的方法主要包括两类:人工目视解译和基于像元的分类方法。前者虽然精度较高<sup>[4]</sup>,但是人力资源耗费巨大,速度缓慢,其解译结果受主观因素影响较大。后者以像元为基本单元,决定分类结果的要素是像元的光谱信息(在数字遥感图像中即为像元值)，“同物异谱”和“同谱异物”等局限性无法彻底克服,详细的绿地类型(如乔木、灌木和草坪)很难仅通过光谱信息进行区分。更为严重的是,在对高分辨率遥感影像进行分类时,基于像元的方法还会导致“椒盐效应”(salt-and-pepper effect),影响分类结果的准确性<sup>[5]</sup>。

面向对象的分类方法为遥感影像的分析和识别提供了一种新的解决方案。使用此方法进行分类时,遥感影像首先被分割成同质的对象,然后这些对象再进一步被识别成不同类别的地物<sup>[6-7]</sup>。在面向对象的分类过程中,除了可以使用像元的光谱信息外,还可以使用对象自身的语义信息(如大小、形态、纹理等)和对象之间的空间关系(如拓扑关系)等在传统的基于像元的分类方法中无法获取的信息作为分类依据。已有很多研究表明,在对高分辨率遥感图像进行分类时,使用面向对象的方法可以取得更高的精度<sup>[8-10]</sup>;同时,此方法也被证明可以更为准确地获取城市绿地的分布<sup>[11-14]</sup>。

不同类型的城市绿地,如乔木、灌木和草坪,在3维形态上(高度、粗糙度等)具有明显差别。将3维形态指数作为2维平面信息的补充用于区分城市绿地的类别,更加有利于分类精度的提高。准确的地物3维形态信息的基础是高精度的数字高程模

型(DEM)。传统的DEM的获取途径主要通过航空摄影测量和合成孔径雷达干涉测量(InSAR)来收集地形信息<sup>[15]</sup>。城市中大量建筑物的遮蔽和阴影限制了它们的使用<sup>[16-18]</sup>;获取到的DEM的垂直和水平分辨率也不足以用来提取城市中类似于乔木、灌木这样的小型地物。近几年出现的机载LiDAR(light detection and ranging)系统可以快速提供高精度的地面高程数据,从采样密度、水平和垂直精度等方面都优于通过航空摄影测量和InSAR获得的数据<sup>[17-19]</sup>。应用LiDAR数据,使得制作高精度的城市DEM成为可能,也为定量分析微小尺寸的城市地物3维形态提供了数据支撑。

已经有研究将LiDAR数据使用在面向对象的要素的提取中<sup>[20-23]</sup>,并获得了较好的效果;但同时也存在不足,主要表现在:1) LiDAR数据被当作额外的一个波段,与遥感影像一起参与了图像分割的过程<sup>[20-21]</sup>,由于大多数城市地物(如乔木)单个个体自身并不平坦、具有较大的垂直高度差异,将LiDAR数据加入在图像分割的过程中会导致“过度分割”(over-segment),出现过于零碎的图斑。2) 不使用遥感影像,只对LiDAR数据进行分割和分类<sup>[22-23]</sup>,这样又会导致在3维形态上相似的地物(如草坪和空地)无法识别。应用机载LiDAR数据和高分辨率遥感影像,提出一种新的面向对象的两阶段城市绿地信息提取方法;结合高分辨率遥感影像的光谱和2维形态指数以及LiDAR数据的3维形态信息,提取详细的城市绿地分布图;以休斯敦中心城区为例,论述方法流程,并进行精度估计和误差分析。

## 1 研究区域及数据

休斯敦(Houston)是美国的第四大城市,位于得克萨斯州东南沿海,滨临墨西哥湾,气候湿热,最冷月平均气温高于10℃。休斯敦的中心城区的地理位置位于西经95°20'37"、北纬29°44'32",被45号、10号和59号公路环绕,面积约6.3 km<sup>2</sup>(图1)。研究区域内土地覆盖类型包括建筑物、道路、空地、水体和城市绿地。

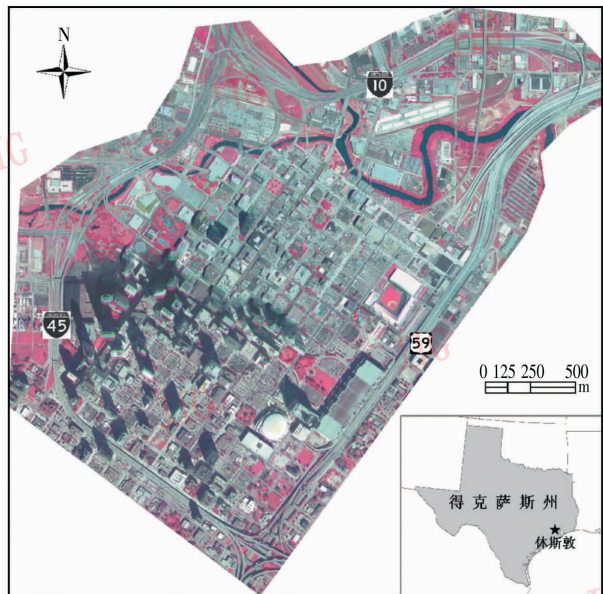


图 1 美国休斯敦中心城区地理位置及 2004 年 DOQQ 影像

Fig. 1 Geographical location and DOQQ image (2004) of downtown Houston, Texas, USA

使用的是 2004 年 12 月 10 日获取的高分辨率彩色近红外航空遥感影像(图 1)。TNRIS (texas natural resource information system)对航空图像进行了正射校正,并以 DOQQ (digital orthophoto quarter quadrangle)影像的方式通过互联网对外发布。

2004 年影像的分辨率为 1 m,包括近红外、红和绿 3 个波段。此外,2002 年和 2005 年的影像(2 m 分辨率),也作为辅助数据用以处理 2004 年影像当中的阴影。

使用的机载 LiDAR 数据于 2001 年由 TerraPoint LLC 采集,HCFCFD (harris county flood control district)提供。原始数据是存储在文本文件当中的采样点的  $x, y, z$  值,采样点水平密度为每平方米 0.44 个采样点(水平分辨率约为 1~2 m),垂直精度为 11.6 cm (RSME)。

遥感影像和 LiDAR 数据均采用 WGS84 椭球体下的 UTM (Zone 15N) 进行投影。

## 2 绿地信息提取方法

面向对象的两阶段绿地信息提取方法将分类过程分成了两个阶段:第 1 阶段采用面向对象的分类方法,使用 Definiens Professional 5.0 软件(原名: eCognition)对高分辨率遥感影像进行分类,得到初步的城市绿地对象分布图,此阶段只使用遥感影像的光谱信息和 2 维形态指数;第 2 阶段引入 LiDAR 数据,与第 1 阶段获取的城市绿地对象结合,利用 3 维形态指数进一步区分城市绿地类型。方法的详细流程如图 2 所示。

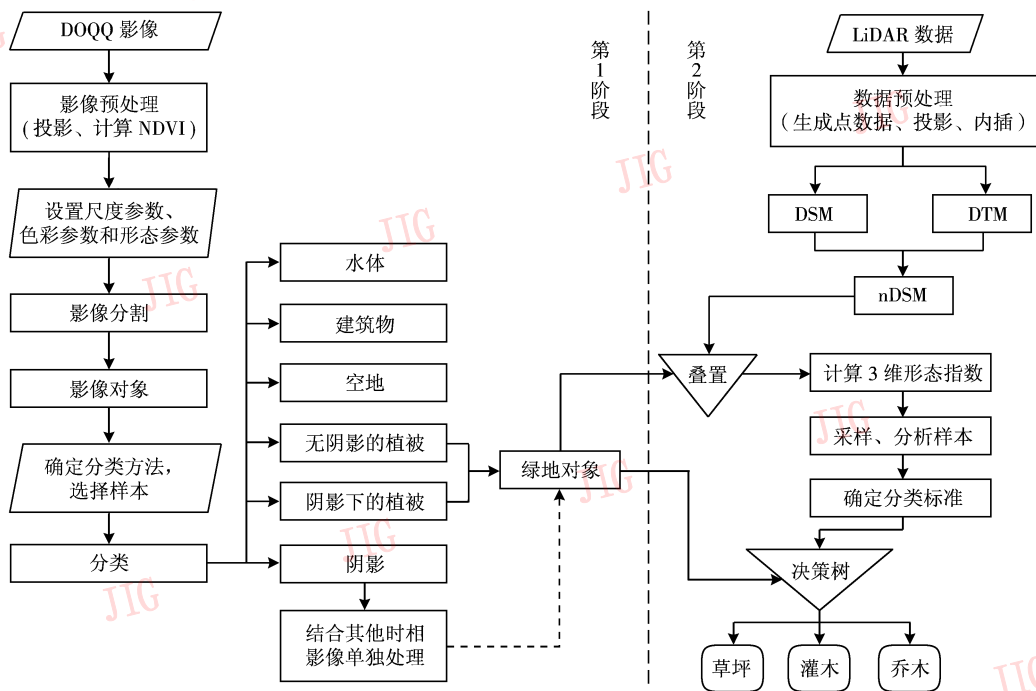


图 2 面向对象的两阶段绿地信息提取方法技术流程图

Fig. 2 Flow chart of the object-based two-stage method to identify urban vegetation

## 2.1 方法第1阶段

### 2.1.1 影像预处理

为了突出植被信息,使用近红外和红波段计算出归一化植被指数(NDVI),并将其作为一个新的波段合成到原始 DOQQ 影像当中。通过处理的影像包括近红外、红、绿和 NDVI 4 个波段。

### 2.1.2 影像预处理

影像分割的过程采用的是多尺度的分割算法<sup>[6]</sup>。分割过程从若干个单像元的种子对象开始,然后使用自下而上的区域合并技术,按照一定的规则将周围的像元合并到种子对象中,种子对象逐渐被扩大。决定区域合并次序的是一个局部优化过程,在这个过程中,影像对象的异质性(heterogeneity)系数参与区域合并的决策。当种子对象扩大到所包含的异质性系数已超过用户定义的最大阈值——尺度参数(scaling parameter)之后,区域合并的过程终止,此时的对象就是最终分割好的对象。对象的异质性系数由加权之后的光谱差异和形态差异决定,光谱差异的权重称为“色彩参数”,形态差异的权重称为“形态参数”。形态差异取决于对象的2维形态指数,包括加权以后的对象光滑度和紧凑度的差异。按照这种方法分割得到的影像对象,是兼顾了光谱和形态差异的、具有最大同质性的像元集合。

鉴于第1阶段主要用于区分植被和非植被,色彩参数的作用要大于形态参数。经过多次实验,采用尺度参数为10;NDVI波段权重为1,其他3个波段权重为0.8;色彩参数为0.8,形态参数为0.2

(其中光滑度和紧凑度权重均为0.5)。选取局部区域(图3(a))为例,图3(b)为影像分割以后的结果。

### 2.1.3 对象分类

经过分割后的影像,将进行初步分类,提取城市绿地。中心城区的绿地,部分被阴影覆盖,色彩较深,与无阴影的植被有较大区别,因此无阴影的植被和阴影下的植被作为不同类型单独提取;此外还提取出水体、建筑物、空地和阴影4类地物。分类过程中,每种类型的地物都选择了若干个对象作为样本,这些样本对象的光谱属性(包括近红外、红、绿波段和NDVI值)和几何属性(包括光滑度和紧凑度)经过计算和统计后作为标准,采用标准最近邻域分类法(standard nearest neighborhood)对所有对象进行分类。图3(c)为局部区域的分类结果。得到粗精度分类结果后,所有无阴影的植被和阴影下的植被被提取出来合并成为一种类型——城市绿地。

由于中心城区高楼较多,遥感影像受建筑物阴影的影响较大,因此需要采用一定的方式单独处理。使用2002年和2005年的影像另行处理阴影。处理的过程中,2005年影像当中对应于2004年的阴影部分被提取出来,非阴影部分数据被设置NoData值。提取出的影像,采用Definiens Professional 5.0重新进行面向对象的分类,分类结果中的绿地对象合并到原有的绿地对象当中。分类结果当中2004年和2005年的共同阴影将重复上述方法,使用2002年的影像再次处理,获取到的绿地对象也合并到原有绿地对象当中。

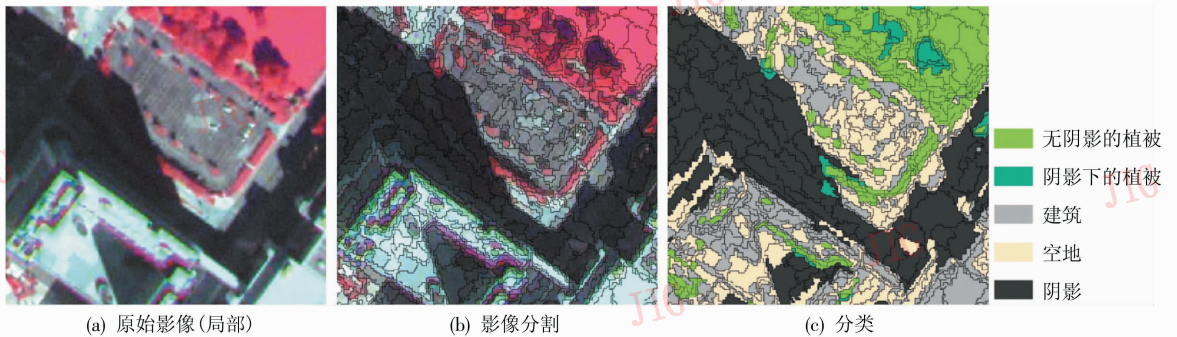


图3 影像分割与面向对象分类过程

Fig. 3 Image segmentation and classification

## 2.2 方法第2阶段

### 2.2.1 获取 DSM 与 nDSM

DEM 通常可以分为两类:数字表面模型(DSM)和数字地形模型(DTM)<sup>[15]</sup>。DSM 包含了地表所

有地物的高程信息,如植被、建筑物等;DTM 则只包含地球自然表面的高程值,也称为裸地数字高程模型(bare-earth DEM),植被和建筑物等要素对地形的影响已经被去除。归一化数字表面模型(nDSM),

又称为数字高度模型 (DHM) 或者数字对象模型 (DOM), 是 DSM 与对应 DTM 的差值, 它记录了所有高于地面的物体 (如树木、建筑物) 相对于地面的高度信息。

机载 LiDAR 数据的直接产品是 DSM。利用 ArcGIS 软件, 将原始 LiDAR 数据文件中的每条采样记录转换为包含高程信息的点图层; 然后利用点图层生成不规则三角网 (TIN), TIN 最后被内插为水平分辨率为 1 m 的 DSM (图 4)。已有多种方法可以从 DSM 中提取 DTM<sup>[24-26]</sup>, TerraPoint LLC 也制作了休斯敦的 DTM。利用 DSM 和 DTM 的差值, 生成了休斯敦中心城区的 nDSM。

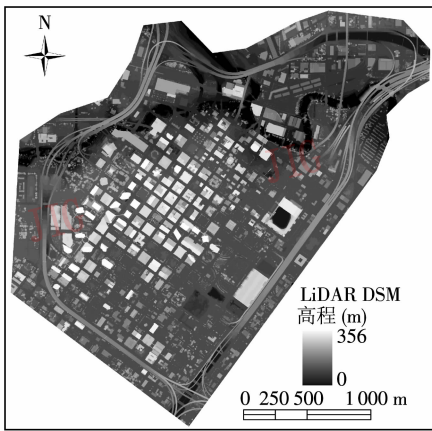


图 4 休斯敦中心城区数字表面模型

Fig. 4 Digital Surface Model of downtown Houston from airborne LiDAR data

### 2.2.2 提取绿地对象 3 维形态指数

如图 5 所示, 把由 LiDAR 数据产生的 nDSM (图 5(a)) 与第 1 阶段获取的城市绿地对象 (图 5(b)) 叠加, 将每个对象对应的 nDSM 中的高度值提取出来 (图 5(c)), 然后计算了每个绿地对象的 3 维形态指数。常见的 3 维形态和纹理指数包括平均值 (mean)、标准差 (standard deviation)、均质性 (homogeneity)、对比度 (contrast)、熵 (entropy) 和相关性 (correlation)<sup>[23]</sup>。实验和文献表明, 在使用 LiDAR 数据进行城市地物分类的过程中, 一些复杂的纹理指数 (包括均质性、对比度、熵、相关性) 并不能提高分类精度, 反而是简单的形态指数 (平均值和标准差) 对分类结果精度的提高起到了重要作用<sup>[23]</sup>。因此选用平均高度 ( $\bar{H}$ , 式 (1)) 作为每个绿地对象的高度, 选用高度的标准差来表示每个绿地对象的粗糙度 ( $R$ , 式 (2)), 来进一步区分城市绿地类型。

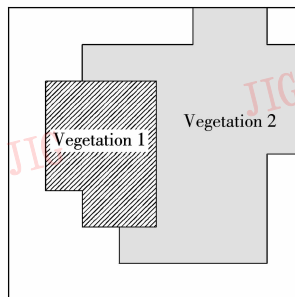
$$\bar{H} = \frac{\sum_{i=1}^n H_i}{n} \quad (1)$$

$$R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (H_i - \bar{H})^2}{n}} \quad (2)$$

式 (1) 和 (2) 中,  $H_i$  是一个绿地对象中包含的第  $i$  个像元的高度值,  $n$  为该对象包含的所有像元个数。

0	0	0	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1
0	5	6	5	2	2	2	1
1	7	8	7	2	2	2	1
0	5	6	5	1	1	1	1
0	1	5	4	1	1	1	1
0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0

(a) nDSM 栅格 (局部)



(b) 绿地对象

0	0	0	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1
0	5	6	5	2	2	2	1
1	7	8	7	2	2	2	1
0	5	6	5	1	1	1	1
0	1	5	4	1	1	1	1
0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0

(c) 叠加以后的绿地对象

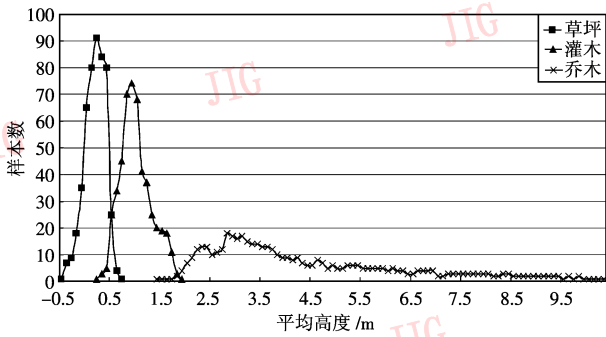
图 5 nDSM 与绿地对象叠加过程

Fig. 5 Overlapping nDSM with vegetation objects

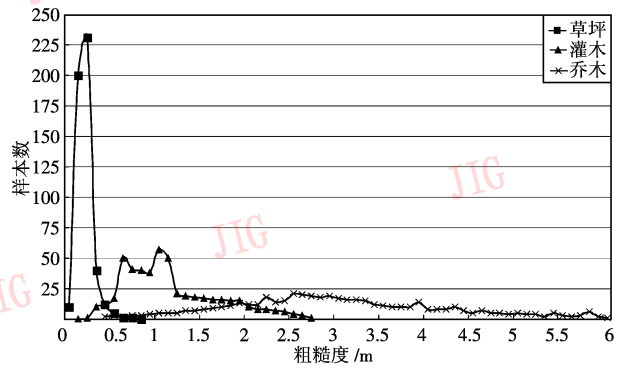
### 2.2.3 绿地对象精细分类

将城市绿地进一步分类为乔木、灌木和草坪。对于 3 种不同的绿地, 分别选择了 500 个对象作为样本, 绘制了它们的平均高度分布图 (图 6(a)) 和粗糙度分布图 (图 6(b))。图 6(a) 显示, 平均高度 0.5 m 是草坪和灌木分界值, 1.8 m 是灌木和乔木的

分界值, 几乎没有乔木超过 12 m。从图 6(b) 可以看出, 草坪的粗糙度集中分布在 0 ~ 0.4 m 之间, 0.4 m 可以作为草坪与灌木的分界值; 同时灌木和乔木的粗糙度分布有较大比例的重合区, 两种绿地之间没有明显的分界值, 因此, 粗糙度不适用于区分灌木与乔木。



(a) 平均高度



(b) 粗糙度

图 6 绿地对象样本 3 维形态指数分布图

Fig. 6 Histogram of the 3D morphological attributes of the sampling vegetation objects

据此,进一步区分绿地对象的决策树如下:

$$V_{type} = \begin{cases} \text{草坪} & \bar{H} \leq 0.5 \text{ m 且 } R \leq 0.4 \\ \text{灌木} & 0.5 \text{ m} < \bar{H} \leq 1.8 \text{ m 且 } R > 0.4 \\ \text{乔木} & 1.8 \text{ m} < \bar{H} \leq 12 \text{ m 且 } R > 0.4 \\ \text{未决定} & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

经过以上分类过程,极少数不符合决策条件的绿地对象将采用人工解译的方式,确定类别归属。

### 3 结果与讨论

#### 3.1 分类结果

经过两个阶段面向对象分类以后的结果如图 7 所示。结果表明,休斯敦中心城区约 21.19% 的面积被绿地覆盖,其中草坪和乔木的贡献率均为 7% 以上,灌木覆盖面积略低,为 5.68% (表 1)。



图 7 3 种类型城市绿地分布图

Fig. 7 The distribution of three types of urban vegetation

表 1 休斯敦中心城区 3 类城市绿地及非绿地组成

Tab.1 Composition of three types of vegetation and non-vegetation surface in downtown Houston

类 型	面积/m <sup>2</sup>	百分比/%
城市绿地	1 350 231	21.19
草坪	482 292	7.57
灌木	362 085	5.68
乔木	505 854	7.94
非绿地	5 020 482	78.81
总 计	6 370 713	100.00

#### 3.2 精度评价与误差分析

按照不同类型城市绿地和非绿地的面积,按比例随机选取了 500 个采样点进行精度评价(表 2)。排除极小部分人工解译的对象外,此方法总体分类精度达到了 97.80%,各种绿地分类的总精度为 93.46%,草坪的生产者精度接近 95%、乔木超过了 92%、灌木接近 90%。

表 2 城市绿地分类结果误差矩阵与精度评价

Tab.2 Accuracy assessment of urban vegetation classification based on the confusion matrix

实际类别	参考类别				小计	用户精度/%
	草坪	灌木	乔木	非绿地		
草坪	36	1	0	1	38	94.74
灌木	1	26	1	1	29	89.66
乔木	0	1	38	1	40	95.00
非绿地	1	1	2	389	393	98.98
小计	38	29	41	392	500	
生产者精度/%	94.74	89.66	92.68	99.23		

总精度:97.80%;Kappa 系数:94.02%;绿地分类精度:93.46%

将分类结果的误差按照分类过程的两个阶段进行区分:

第 1 阶段产生的误差影响绿地与非绿地的区分。根据采样点误差分析,第 1 阶段的分类结果误差来源中最主要的是建筑物阴影影响。虽然本研究采用了其他两个时相的遥感影像单独处理阴影,但是由于城市区域高楼林立、3 维形态复杂,很难获取两个高大建筑物之间的没有阴影的遥感影像,必然会影响分类精度。此外,分割边界与地物的不吻合也会在一定程度上影响分类精度。但是,已有很多纠正和减轻阴影影响的方法<sup>[27-28]</sup>,在将来的研究中会尝试使用这些方法以减少阴影对第 1 阶段的分类精度的影响。

第 2 阶段产生的误差影响绿地类型的区分,误差的主要来源是 nDSM。nDSM 的精度将决定草坪、灌木和乔木的 3 维形态指数是否正确,而 3 维形态指数的精确度又影响决策树的生成和最终的分类。决定 nDSM 精度的要素有:原始 LiDAR 数据的精度、DSM 的精度和 DTM 的精度。机载 LiDAR 原始数据精度较高,且与硬件设备关联度较大,已超出本文研究的范围,在此不予讨论;DSM 通过 LiDAR 原始数据插值而成,地物的复杂程度、插值的方式对其精度影响较大<sup>[29]</sup>,有多项研究表明按照特定方式插值后得到的 DSM 具有较高精度<sup>[30-31]</sup>,在城区内平均误差仅为 2.6% 左右<sup>[25]</sup>;在地面物体繁多的地区(如城市建成区、森林),由于机载 LiDAR 系统发射的大部分(最高达到 93%)激光脉冲都不能直接到达地面<sup>[15]</sup>,所以 DTM 的产生无法直接依靠原始 LiDAR 数据,而需要采用算法从 DSM 中提取<sup>[24-26]</sup>,DTM 的精度与这些算法的正确性高度相关。已有方法可以确保从 DSM 提取 DTM 的错误率仅在 3% 左右<sup>[26]</sup>,但中心城区由于地形复杂,大部分方法错误率都在 7% 左右<sup>[32]</sup>。综上可知,产生 DSM 和 DTM 的误差累积,将会对分类结果产生影响;同时 DTM 的误差对 nDSM 的误差贡献率较高,产生 DTM 算法的改进,将会对提高第 2 阶段分类精度和整体分类精度起到重要作用。

同时需要指出的是,地物的时相变化对分类结果有一定影响。由于数据的限制,研究使用的 LiDAR 数据和遥感影像有 3 年的差异,一些地物已经有所变化;在处理阴影的时候引入多时相影像,也会因为地物的变化导致分类误差。如果能够使用时间更接近的数据进行分类,精度将会得到进一步的

提高。

## 4 结 论

城市绿地分布信息的快速、准确提取,有利于高效合理地进行城市绿化的科学管理和决策。传统的基于像元的绿地信息提取方法只使用了遥感影像的光谱信息,不足以得到高精度的城市绿地分布。提出了一种新的使用机载 LiDAR 数据和高分辨率遥感图像,面向对象的两阶段城市绿地信息提取方法。城市绿地信息提取的第 1 阶段,利用光谱信息和 2 维形态指数将遥感影像分割成对象,并将这些对象进行初步分类,获得粗精度的城市绿地对象分布图。第 2 阶段将由 LiDAR 数据生成的 nDSM 与第 1 阶段的获取的绿地对象叠加,并计算每个对象的 3 维形态指数(高度和粗糙度),通过采样分析得到决策树,将绿地对象细分为草坪、灌木和乔木。以美国休斯敦中心城区为例,证明了这种新方法能够有效结合光谱信息和 2 维、3 维形态指数,获取高精度的城市绿地分布图,示例区域的绿地分类总精度可达到 93.46%。

通过精度评价和误差分析表明:进行阴影校正可以提高第 1 阶段的分类精度;通过改进算法提高 DTM 的精度可以促进第 2 阶段分类精度的提高。在未来的工作中,将在这些方面进行尝试。

## 参考文献 (References)

- [1] Taha H, Douglas S, Haney J. Mesoscale meteorological and air quality impacts of increased urban albedo and vegetation [J]. *Energy and Buildings*, 1997, 25(2): 169-177.
- [2] Akbari H. Shade trees reduce building energy use and CO<sub>2</sub> emissions from power plants [J]. *Environmental Pollution*, 2002, 116: S119-S126.
- [3] Ministry of Construction of P. R. China. The Regulation of Indices on Urban Vegetation Planning [S]. No. 784, 1993. [中华人民共和国建设部. 城市绿化规划建设指标的规定 [S]. 建城 [1993]784 号.]
- [4] Xu X L, Zhuang D F, Zhang S W, et al. Using RS and GIS technology to investigate urban green land cover [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2001, 48(2): 28-33. [徐新良, 庄大方, 张树文, 等. 运用 RS 和 GIS 技术进行城市绿地覆盖调查 [J]. *国土资源遥感*, 2001, 48(2): 28-33.]
- [5] Barr S, Barnsley M. Reducing structural clutter in land cover classifications of high spatial resolution remotely-sensed images for urban land use mapping [J]. *Computers & Geosciences*, 2000,

- 26(4): 433-449.
- [6] Baatz M, Schape A. Multiresolution segmentation—An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation [C]//Strobl J, Baschke T, Griesebner G (eds). *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII*. Heidelberg, Germany: Wichmann-Verlag, 2000: 12-23.
- [7] Benz UC, Hofmann P, Willhauck G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 58(3-4): 239-258.
- [8] Shackelford A K, Davis C H. A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(10): 2354-2363.
- [9] 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.
- [10] Gao Y, Mas J F, Maathuis B H P, et al. Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches—a case study in a coal fire area, wuda, inner mongolia, China [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(18): 4039-4055.
- [11] Huang Huiping, Wu Bingfang, Li Miaomiao, et al. Detecting urban vegetation efficiently with high resolution remote sensing data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(1): 68-74. [黄慧萍, 吴炳方, 李苗苗, 等. 高分辨率影像城市绿地快速提取技术与应用 [J]. *遥感学报*, 2004, 8(1): 68-74.]
- [12] Xiong Yiqun, Wu Jianping. Research on detection of urban vegetation by object-oriented classification [J]. *Journal of East China Normal University(Natural Science)*, 2006, (4): 84-90. [熊轶群, 吴健平. 面向对象的城市绿地信息提取方法研究 [J]. *华东师范大学学报(自然科学版)*, 2006, (4): 84-90.]
- [13] Yu Q, Gong P, Clinton N, et al. Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution sensing imagery [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2006, 72(7): 799-811.
- [14] Mathieu R, Aryal J, Chong A K. Object-based classification of Ikonos imagery for mapping large-scale vegetation communities in urban areas [J]. *Sensors*, 2007, 7(11): 2860-2880.
- [15] Jensen J R. *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective (2nd Ed.)* [M]. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2007.
- [16] Baltsavias E P. A Comparison between photogrammetry and laser scanning [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, 54(2-3): 83-94.
- [17] Gamba P, Houshmand B. Digital surface models and building extraction: A comparison of Ifsar and lidar data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(4): 1959-1968.
- [18] Stilla U, Soergel U, Thoennessen U. Potential and limits of Insar data for building reconstruction in built-up areas [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2003, 58(1-2): 113-123.
- [19] Priestnall G, Jaafar J, Duncan A. Extracting urban features from lidar digital surface models [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2000, 24(2): 65-78.
- [20] Su Wei, Li Jing, Chen Yunhao, et al. Object-oriented urban land-cover classification of multi-scale image segmentation method: A case study in Kuala Lumpur city center, Malaysia [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(4): 521-530. [苏伟, 李京, 陈云浩, 等. 基于多尺度影像分割的面向对象城市土地覆被分类研究——以马来西亚吉隆坡城市中心区为例 [J]. *遥感学报*, 2007, 11(4): 521-530.]
- [21] Secord J, Zakhora A. Tree detection in urban regions using aerial lidar and image data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(2): 196-200.
- [22] Haala N, Brenner C. Extraction of buildings and trees in urban environments [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, 54(2-3): 130-137.
- [23] Im J, Jensen J, Hodgson M. Object-based land cover classification using high-posting-density lidar data [J]. *Geoscience & Remote Sensing*, 2008, 45(2): 209-228.
- [24] Raber G T, Jensen J R, Schill S R, et al. Creation of digital terrain models using an adaptive lidar vegetation point removal process [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2002, 68(12): 1307-1315.
- [25] Shan J, Sampath A. Urban dem generation from raw lidar data: A labeling algorithm and its performance [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71(2): 217-226.
- [26] Zhang K Q, Chen S C, Whitman D, et al. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(4): 872-882.
- [27] Dare P M. Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71(2): 169-177.
- [28] Sohn H G, Yun K H. Shadow-effect correction in aerial color imagery [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2008, 74(5): 611-618.
- [29] Liu X Y. Airborne lidar for DEM generation: some critical issues [J]. *Progress in Physical Geography*, 2008, 32(1): 31-49.
- [30] Ma R J. Dem generation and building detection from lidar data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71(7): 847-854.
- [31] Raber G T, Jensen J R, Hodgson M E, et al. Impact of lidar nominal post-spacing on DEM accuracy and flood zone delineation [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(7): 793-804.
- [32] Zhang K, Whitman D. Comparison of three algorithms for filtering airborne lidar data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71(3): 313-324.