

空间约束标识点过程的机载激光雷达 景观树提取

陈红月¹, 赵泉华^{1*}, 李玉¹, 王一丁²

¹辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000;

²辽宁工程技术大学环境科学与工程学院, 辽宁 阜新 123000

摘要 针对目前关于城区景观树提取存在的提取精度低、数据代表性不足、算法复杂等问题,提出了一种空间约束标识点过程的机载激光雷达(LiDAR)景观树提取方法。所提方法从点云数据中分离非地面点,且通过树冠点云密度约束标识点过程模型。首先,采用三角网迭代加密滤波算法将LiDAR点云数据中的地面点与非地面点分离;然后,针对非地面点数据定义景观树空间分布标识点过程模型,以圆形刻画景观树在地面投影区域的几何形状,定义树冠投影区几何模型,并结合景观树和非树区域数据点的高程分布特点构建高程分布模型;在此基础上,根据树冠点云的空间密度特征,构建高程约束模型;在贝叶斯理论架构下综合上述模型建立景观树提取模型,并结合可逆跳变马尔可夫链蒙特卡罗算法模拟该提取模型;最后,根据最大后验概率准则,获取最优景观树提取结果。实验结果表明,所提方法提取的景观树整体精度较高,总体的提取率和正确率均达到了90%以上,对识别难度较大的复杂场景景观树提取结果亦能达到较高精度。

关键词 机载激光雷达; 景观树提取; 标识点过程; 高程约束模型; 可逆跳变马尔可夫链蒙特卡罗

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0815008

Landscape Tree Extraction Based on the Marked Point Process with Spatial Constraints from Light Detection and Ranging

Chen Hongyue¹, Zhao Quanhua^{1*}, Li Yu¹, Wang Yiding²

¹School of Mapping and Geographical Science, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China;

²College of Environmental Science and Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China

Abstract To address the issues of low extraction accuracy, inadequate data representation, and complex algorithm in urban landscape tree extraction, a new algorithm for extracting landscape trees from Light Detection and Ranging (LiDAR) data is proposed, which is based on the marked point process with spatial feature constraints. The proposed method removes nonground points from the point cloud data and constrains the marked point process model by the density of the crown point cloud of the trees. First, the triangulation network processing densification filtering algorithm is used to separate the ground and nonground points from the LiDAR point cloud data. Second, for nonground point data, the process model of spatial distribution identification points of landscape tree is defined and the geometry of landscape tree in ground projection area is described by a circle. The geometric model of tree crown projection area is defined, and the elevation distribution model is built using the elevation distribution characteristics of landscape tree and nontree area data points. Accordingly, an elevation constraint model is built based on the

收稿日期: 2021-03-22; 修回日期: 2021-04-19; 录用日期: 2021-05-07

基金项目: 国家自然科学基金(41801233, 41801368)

通信作者: *zqhlby@163.com

spatial density characteristics of the crown point cloud of the trees. The landscape tree extraction model is established using Bayesian theory integrating the above models, and the extraction model is simulated using the Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo algorithm. Finally, the optimal landscape tree extraction results are obtained based on the maximum a posteriori probability criterion. The experimental results show that the proposed method's overall accuracy of the landscape tree extraction is high and the overall extraction rate and accuracy are greater than 90%. It can also achieve high accuracy for the landscape tree extraction results of complex scenes with high recognition difficulty.

Key words Light Detection and Ranging; landscape tree extraction; circle marked point process; elevation constraint model; Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo

1 引言

机载激光雷达(LiDAR)^[1]是一种快速获取高精度地面和地物三维信息的新技术,广泛应用于基础测绘、城市制图和三维建模^[2-3]。相比光学图像等,LiDAR数据具有空间信息优势,能够反映出树木的三维结构信息^[4]。作为城市内主要实体,景观树的三维结构信息是重要的基础地理信息。而城市景观树的准确提取可以为生态城市建设提供更为精确的数据支持^[5]。目前,基于LiDAR点云数据的城市地表信息提取研究大多集中在建筑物^[6]上,对景观树提取的研究相对较少。传统上,基于LiDAR点云数据的树木提取研究大部分是针对森林区域的。因此,关于城区景观树提取的研究具有重要的意义。

目前,基于LiDAR点云数据的景观树提取方法可以分为两类。1) 基于分类的方法。该类方法首先将LiDAR点云数据分为地面、建筑物、树木和其他目标类,然后再从中提取景观树。例如,Secord等^[7]针对城区树木的特点,融合LiDAR点云数据和航空影像,通过计算点与点之间的相似性,再利用区域增长算法将LiDAR点云数据分割成块,并计算每一块的特征向量,在此基础上采用支持向量机(SVM)算法对点云数据进行分类,从而有效地将树木信息提取出来。任海成根据LiDAR点云数据的特征,应用AdaBoost方法进行了道路、建筑物、植被信息的提取^[8]。2) 基于点云滤波的方法。该类方法首先将LiDAR点云数据中的地面点与非地面点分离,然后从非地面点中进一步提取景观树。例如,曾齐红等^[9]提出了一种阶层式分类算法,该算法通过逐层过滤掉非地面点获取裸露地表信息,并将LiDAR点云分为地面点、非地面点、噪声点和未确定点4类,然后进一步过滤非地面点提取单木信息。张齐勇等^[10]提出了一种适合复杂城区的树木提取

方法,该方法先对LiDAR点云数据进行滤波得到数字地形模型(DTM),然后采用区域增长法滤除地物中较大的建筑物,再根据地物点的梯度值设定合适阈值以提取树木信息。由于LiDAR点云数据的数据量通常都较大,同时地物目标的分布较为复杂,因此第1类方法难以直接对点云数据进行准确分类和特征提取。且由于许多数学工具如数学形态学^[11-12]、聚类^[13-14]、Hough变换^[15]等均可用于识别地面点,因此第2类方法更为普遍。

研究表明,在遥感数据的目标提取中引入空间关系特征会在一定程度上提高提取结果的准确性和可靠性。顾及空间关系的随机模型是精准提取目标的有效手段。标识点过程(MPP)是一种面向对象的统计几何方法,基于MPP的随机模型^[16-17]已被广泛应用于LiDAR点云数据目标提取和高分辨率遥感图像处理中。针对景观树三维结构建模,基于其几何模型的MPP^[18-19]被认为是更有效的方法。Perrin等^[20]以椭圆模拟树冠形状,将人工林建模为MPP,定义其贝叶斯能量函数,利用可逆跳变马尔可夫链蒙特卡罗(RJMCMC)算法和模拟退火算法求取该能量模型的全局最小值,进而从光学航空图像中获取树木的位置和树冠大小。Perrin等^[21]运用MPP方法以椭圆刻画树冠几何形状,实现对高分辨率航空图像森林区域树木的提取;谢欢^[22]先将点云数据生成特征图像,再结合统计学方法采用MPP直接从点云数据中提取树冠目标。

景观树作为城市内主要的空间实体,同时也是街道场景和公园场景等的一个重要部分,其三维结构信息的准确提取可以为生态城市建设提供更为精确的数据基础。尽管,目前有许多方法用于LiDAR点云数据树木提取,但大多是对森林区域树木进行研究的,对城市区域内景观树的研究相对较少。现有方法中,一些方法是对树木区域进行提取的,而不是单株树木的三维结构信息,另一些方法

需要辅助数据,如高分辨率的航空和卫星影像,有时还需要利用光谱信息。虽然有部分学者研究了一些基于MPP相关方法的LiDAR点云数据树木提取方法,但也存在一些问题,有的数据场景过于简单、代表性不足,有的方法过于复杂,且实验耗时。

为此,本文提出了一种简单有效的从城区LiDAR点云中提取景观树的算法。从点云数据自身特点出发,根据景观树几何结构信息,充分利用空间信息和空间关系等特征构建随机几何模型对目标的空间分布进行描述。首先,对LiDAR点云进行滤波分离出地面点,以期快速地提取景观树。然后,为了更好地利用景观树在地面的投影形状,并充分考虑景观树的空间分布等特征构建圆形MPP,并建立高程模型和密度约束模型模拟景观树的空间分布状态,再在贝叶斯理论框架下建立表征景观树提取的后验概率模型,并设计RJCMC算法^[23]模拟景观树提取模型。最后,以最大后验概率(MAP)^[24]为准则,得到最优景观树提取模型,获取关于景观树的数量、位置、空间分布及高程分布等信息。

2 高程约束

为了更快速、准确地从LiDAR点云数据中提取景观树,先采用三角网迭代加密滤波算法从LiDAR点云数据中分离出地面点,再从非地面点中提取景观树。

设原始数据点集合为 $L' = \{(x'_i, y'_i, z'_i); i = 1, \dots, n'\}$,其中 i 为数据点索引, (x'_i, y'_i, z'_i) 为第 i 个点的空间位置坐标, n' 为总点数。首先,以研究场景中最大建筑物长度为标准将数据集分割成 k 块,并选择每块内最低点作为初始地面点,记为 $B = \{(x'_i, y'_i, z'_i); i = 1, \dots, k\}$,再利用 B 建立初始三角网。然后,通过迭代计算所有未滤波点到三角网的距离和角度来判断其是否为地面点,当迭代次数 $T' \leq n' - k$ 时,随机选取未分类数据点 (x'_i, y'_i, z'_i) ,计算其到三角网的距离 d_i 及该点和三角网各顶点连线与三角网之间的夹角 α_i, β_i 和 γ_i ,如图1所示。再判断 $d_i < e_1$ 与 $\max(\alpha_i, \beta_i, \gamma_i) < e_2$ 成立与否,其中 e_1 为距离阈值,一般设定为1.4, e_2 为角度阈值,取值范围为 $[4.0, 10.0]$,当两个条件均满足时则判定该点为地面点。最后,逐渐加入新地面点更新三角网,得到更贴近地表的三角网模型,即可获取地面点集。 L' 中滤除地面点后,即可得到非地面点集,记为 $L =$

$\{(x_i, y_i, z_i); i = 1, \dots, n\}$,其中 n 为非地面点总数。

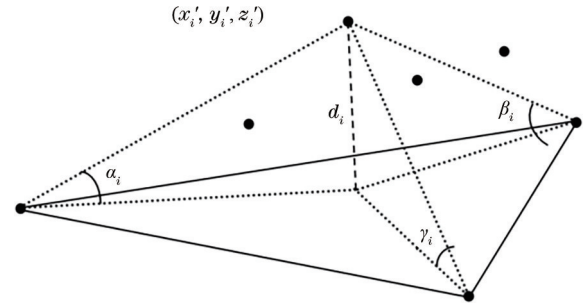


图1 滤波参数关系

Fig. 1 Relationship of filtering parameters

3 点密度约束MPP景观树提取模型

3.1 树冠投影区几何模型

定义研究区域内景观树空间位置集 $G = \{G_j = (u_j, v_j); j = 1, \dots, m\}$,其中 m 为景观树的数量, (u_j, v_j) 对应景观树 j 的几何重心。建模景观树的数量 m 服从均值为 λ 的泊松分布,则 m 的概率密度函数为

$$p(m) = \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda). \quad (1)$$

假设各景观树几何重心均匀且独立分布于非地面点的投影坐标集合 $D = \{(x_i, y_i); i = 1, \dots, n\}$,则景观树空间位置集 G 的概率密度函数为

$$p(G|m) = \prod_{j=1}^m p(u_j, v_j) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{n} = \frac{1}{n^m}. \quad (2)$$

为了刻画各景观树在地面投影区域几何形状,将其建模为以圆形为标识的MPP。记圆的半径集合为 $r = \{r_j; j = 1, \dots, m\}$,其中 r_j 为景观树 j 的地面投影半径。假设 r_j 服从均值和方差分别为 μ_r 和 σ_r 的高斯分布,则其概率密度函数为

$$p(r|m) = \prod_{j=1}^m p(r_j) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sigma_r \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(r_j - \mu_r)^2}{2\sigma_r^2}\right]. \quad (3)$$

3.2 高程分布模型

在上述MPP的基础上,利用高程模型描述景观树在垂直方向上的空间分布。所有非地面点的高程值集合记为 $Z = \{z_i; i = 1, \dots, n\}$ 。定义所有景观树点集合 $S = \{S_j; j = 1, \dots, m\}$ 且 $S \supseteq D$, S_j 表示位于以 (u_j, v_j) 为圆心、 r_j 为半径的圆内的点的集合, $S_j = \{(x_q, y_q); q = 1, \dots, N_j\}$, N_j 为各景观树在地面投影区域内点数。假设非地面点的高程值服从高斯分布,则其概率密度函数为

$$p(z_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(z_i - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right], & (x_i, y_i) \in S_j \\ \frac{1}{\sigma_b \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(z_i - \mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right], & (x_i, y_i) \notin S \end{cases}, \quad (4)$$

式中： μ_b 和 σ_b 为非树数据点高程分布的均值和标准差，在实际应用中可根据场景的具体情况确定； μ_j 和 σ_j 为景观树 j 高程分布的均值和标准差。 μ_i 和 σ_i 分别为服从 $N(\tau_\mu, \epsilon_\mu)$ 和 $N(\tau_\sigma, \epsilon_\sigma)$ 分布的随机变量，其概率密度函数为

$$p(\mu_i) = \frac{1}{\epsilon_\mu \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\mu_i - \tau_\mu)^2}{2\epsilon_\mu^2}\right], \quad (5)$$

$$p(\sigma_i) = \frac{1}{\epsilon_\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\sigma_i - \tau_\sigma)^2}{2\epsilon_\sigma^2}\right]. \quad (6)$$

假设所有数据点高程值概率密度函数相互独立，则景观树和非树两类数据点高程值的条件概率密度函数为

$$p(Z_i|G, r, \mu_i, \sigma_i, m) = \prod_{j=1}^m p(Z_{S_j}) = \prod_{j=1}^m \prod_{(x_i, y_i) \in S_j} \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(z_i - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right], \quad (7)$$

$$p(Z_b) = \prod_{(x_i, y_i) \notin S} \frac{1}{\sigma_b \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(z_i - \mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right], \quad (8)$$

式中： $Z_b = \{z_i; (x_i, y_i) \in D \& (x_i, y_i) \notin S\}$ ； $Z_i = \{z_i; (x_i, y_i) \in S\}$ ；参数集 $\Phi = \{G, r, \mu_i, \sigma_i\}$ 。 L 中所有数据点高程值的联合条件概率密度函数可表示为

$$p(Z|\Phi, m) = p(Z_i|\Phi, m) p(Z_b). \quad (9)$$

3.3 点密度约束模型

为更有效地利用景观树的高程信息，可依据先验知识设计高程约束模型。在LiDAR点云数据中，景观树的数据点对应于树冠表面、树干和冠层，其中冠层内部数据点的分布形态和密集程度是区分景观树和其他地物的重要特征。据此，可对景观树冠圆形区域内的数据点密度进行约束，即判断景观树 j 树冠圆内的数据点数 N_j 与其面积之比。点密度计算公式为

$$Q_j = \frac{N_j}{\pi r_j^2}. \quad (10)$$

假设景观树的点密度 $Q = \{Q_j; j=1, \dots, m\}$ ，其中 Q_j 服从均值和标准差分别为 μ_Q 和 σ_Q 的高斯分布，则景观树点密度概率密度函数为

$$p(Q) = \prod_{j=1}^m p(Q_j) = \frac{1}{\sigma_Q \sqrt{2\pi}} \times \exp\left[-\frac{(Q_j - \mu_Q)^2}{2\sigma_Q^2}\right]. \quad (11)$$

则，

$$p(Z, Q) = p(Z|\Phi, m) p(Q) = p(Z_i|\Phi, m) p(Z_b) p(Q). \quad (12)$$

3.4 景观树提取模型

根据贝叶斯理论，结合建立的MPP模型、高程分布模型和密度约束模型建立景观树提取的后验概率模型，有

$$p(\Phi, m|Z, Q) = \frac{p(Z, Q|\Phi, m) p(\Phi, m)}{p(Z, Q)} \propto p(Z, Q|\Phi, m) \times p(\Phi, m) = p(Z_i|\Phi, m) p(Z_b) p(\Phi, m) p(Q). \quad (13)$$

假设 G, r, μ_i, σ_i 和 m 相互独立，则联合概率密度分布函数为

$$p(\Phi, m) = p(G|m) p(r|m) p(\mu_i|m) p(\sigma_i|m) p(m). \quad (14)$$

4 模型模拟与优化

在实际应用中，相关参数需根据点云数据场景和经验值进行设定。实验结果表明，初始 m^0 不影响实验结果，实验中均令 $m^0=10$ ，其他参数的具体调节准则如表1所示。

表 1 参数表

Table 1 Parameter table

Parameter	Regulation criteria
μ_r, σ_r	μ_r, σ_r are determined by the sizes of the landscape trees' crown
τ_μ, ϵ_μ	τ_μ, ϵ_μ are determined by the average elevation value of each landscape tree
$\tau_\sigma, \epsilon_\sigma$	$\tau_\sigma, \epsilon_\sigma$ are determined by the height difference of the landscape tree
μ_Q, σ_Q	μ_Q, σ_Q are determined by the density of data points of each landscape tree
μ_b, σ_b	μ_b, σ_b are determined by the height distribution of non-tree data points
$\epsilon_r, \epsilon_\mu, \epsilon_\sigma$	$\epsilon_r, \epsilon_\mu, \epsilon_\sigma$ are denoted fine-tune the step sizes, the value is 0.05-0.5 in the experiment, respectively
T_m	T_m is determined by the complexity of the research scene

根据(13)式求解景观树提取结果,从而获得关于景观树的数量、中心点位置、树冠半径和树高等信息。针对(13)式的景观树提取模型,设计的相应 RJMCMC 移动操作如下。

1) 更新景观树提取模型的参数 r, μ 和 σ 。在 T 次迭代采样过程中,以等概率 $(1/m)$ 从 m 棵景观树中随机选取景观树 j , 其对应的参数集 $\Theta_j = \{\theta_j; l=1, \dots, 3\} = \{r_j, \mu_j, \sigma_j\}$ 。更新各参数,分别以原有参数值作为均值,以 ϵ_r, ϵ_μ 和 ϵ_σ 作为方差依正态分布提出各参数新值 r_j^*, μ_j^* 和 σ_j^* , 则更新后的参数集 $\Theta_j^* = \{\theta_j^*; l=1, \dots, 3\} = \{r_j^*, \mu_j^*, \sigma_j^*\}$ 。各更新参数操作的接受概率为

$$\alpha_\theta(\Theta_j^{T-1}, \Theta_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(Z_{S_j} | \Theta_j^*) p(\Theta_j^*) p(\Theta_j)}{p(Z_{S_j} | \Theta_j^{T-1}) p(\Theta_j^{T-1}) p(\Theta_j^{T-1})} \right\}. \quad (15)$$

并根据伪随机数算法在 $[0, 1]$ 区间随机选取一个阈值 μ_1 判断是否接受新状态,即

$$\Theta_j^T = \begin{cases} \Theta_j^*, & \alpha_\theta \geq \mu_1 \\ \Theta_j^{T-1}, & \alpha_\theta < \mu_1 \end{cases}. \quad (16)$$

2) 移动景观树中心点的位置 (u_j, v_j) 。在 T 次迭代采样过程中,以等概率 $(1/m)$ 在 m 棵景观树中随机选取景观树 j , 该景观树的中心点为 $G_j^{T-1} = (u_j^{T-1}, v_j^{T-1})$, 在 S_j 中随机选取一个点作为新的中心点,即 $G_j^* = (u_j^*, v_j^*)$ (要求该点不同于前 $T-1$ 次的中心点), 更新后的景观树空间位置 $G^* = \{(u_1, v_1), \dots, (u_{j-1}, v_{j-1}), (u_j^*, v_j^*), (u_{j+1}, v_{j+1}), \dots, (u_m, v_m)\}$, 则该操作的接受率为

$$\alpha_G(G_j^{T-1}, G_j^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(Z_{S_j} | \Phi_j^*) p(\Phi_j^*) p(Q_j^*)}{p(Z_{S_j} | \Phi_j^{T-1}) p(\Phi_j^{T-1}) p(Q_j^{T-1})} \right\}. \quad (17)$$

并根据伪随机数算法在 $[0, 1]$ 区间随机选取一个阈值 μ_2 判断是否接受新状态,即

$$G_j^T = \begin{cases} G_j^*, & \alpha_G \geq \mu_2 \\ G_j^{T-1}, & \alpha_G < \mu_2 \end{cases}. \quad (18)$$

3) 增加或删除目标。当前景观树空间位置集 $G = \{G_j = (u_j, v_j); j=1, \dots, m\}$ 。对于增加目标操作,首先在非树类数据点集中均匀选取候选生成点标记为 $m+1$, 即 $G_{m+1}^* = (u_{m+1}^*, v_{m+1}^*)$, 初始化景观树 $m+1$ (要求新生成目标与原有目标不相交), 其对应的标识参数分别为 r_{m+1}^*, μ_{m+1}^* 和 σ_{m+1}^* , 新增目标后的空间位置集 $G^* = \{(u_1, v_1), \dots, (u_j, v_j), \dots, (u_{m+1}^*, v_{m+1}^*)\}$ 。MPP 的参数集由 $\Psi = \{\Phi, m\} = \{G, r, \mu, \sigma, m\}$ 变为 $\Psi^* = \{G^*, r, \mu, \sigma, r_{m+1}^*, \mu_{m+1}^*, \sigma_{m+1}^*, m+1\}$, 则 Green 比为

$$R_b(\Psi, \Psi^*) = \frac{p(Z | \Psi^*) p(\Psi^*) r_{b_m}(\Psi^*)}{p(Z | \Psi) p(\Psi) r_{d_{m+1}}(\Psi) p(\Phi_{m+1}^*)} \left| \frac{\partial(\Psi^*)}{\partial(\Psi, \Phi_{m+1}^*)} \right|, \quad (19)$$

式中: $r_{b_m}(\Psi^*) = b_m; \quad r_{d_{m+1}}(\Psi) = \frac{d_{m+1}}{m+1};$

$$\frac{p(\Psi^*)}{p(\Psi) p(\Phi_{m+1}^*)} = \frac{p(m+1)}{p(m)} = \frac{\lambda}{m+1}; \left| \frac{\partial(\Psi^*)}{\partial(\Psi, \Phi_{m+1}^*)} \right| = 1.$$

为了简化,取 $d_{m+1} = b_m$, 因此(19)式可以重写为

$$R_b(\Psi, \Psi^*) = \frac{p(Z | \Psi^*) \lambda b_m}{p(Z | \Psi) d_{m+1}} = \frac{\prod_{(x_i, y_i) \in S_{m+1}} \frac{1}{\sigma_j^* \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(z_i - \mu_j^*)^2}{2\sigma_j^{*2}} \right]}{\prod_{(x_i, y_i) \in S_{m+1}} \frac{1}{\sigma_b \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(z_i - \mu_b)^2}{2\sigma_b^2} \right]}. \quad (20)$$

则增加目标的接受概率为

$$\alpha_b(\Psi, \Psi^*) = \min \{1, R_b(\Psi, \Psi^*)\}. \quad (21)$$

同理,删除目标操作的接受概率为

$$\alpha_d(\Psi, \Psi^*) = \min \{1, R_d(\Psi, \Psi^*)\}, \quad (22)$$

式中: $R_d = R_b^{-1}$ 。

根据伪随机数算法在 $[0, 1]$ 区间随机选取 μ_3 作为阈值,将接受率与其进行比较,若接受率大于等于 μ_3 则接受此操作,否则拒绝此操作,即保持当前参数集不变。

$$\Psi^T = \begin{cases} \Psi^*, & \alpha_b \geq \mu_3 \\ \Psi^{T-1}, & \alpha_b < \mu_3 \end{cases} \text{ or } \Psi^T = \begin{cases} \Psi^*, & \alpha_d \geq \mu_3 \\ \Psi^{T-1}, & \alpha_d < \mu_3 \end{cases}. \quad (23)$$

4) 求解最优解。MAP 方案是最为简单的优化方案,为了得到点云数据树冠提取模型的最优解,本实验组采用 MAP 准则优化景观树提取模型,即

$$\hat{\Psi} = \arg \{ \max p(\Psi | Z, Q) \}. \quad (24)$$

5 实验结果及讨论

为验证所提算法的有效性,选取 3 组复杂程度不同的城区 LiDAR 点云数据进行实验,并进行定性和定量分析。为简化实验且不失一般性,将这些场景中的高程归一化为 $[0, E]$, 其中 $E = \max(Z) - \min(Z)$ 。图 2~4 分别为 3 组 LiDAR 点云数据和其对应的光学图像、滤波结果及标准景观树标记结

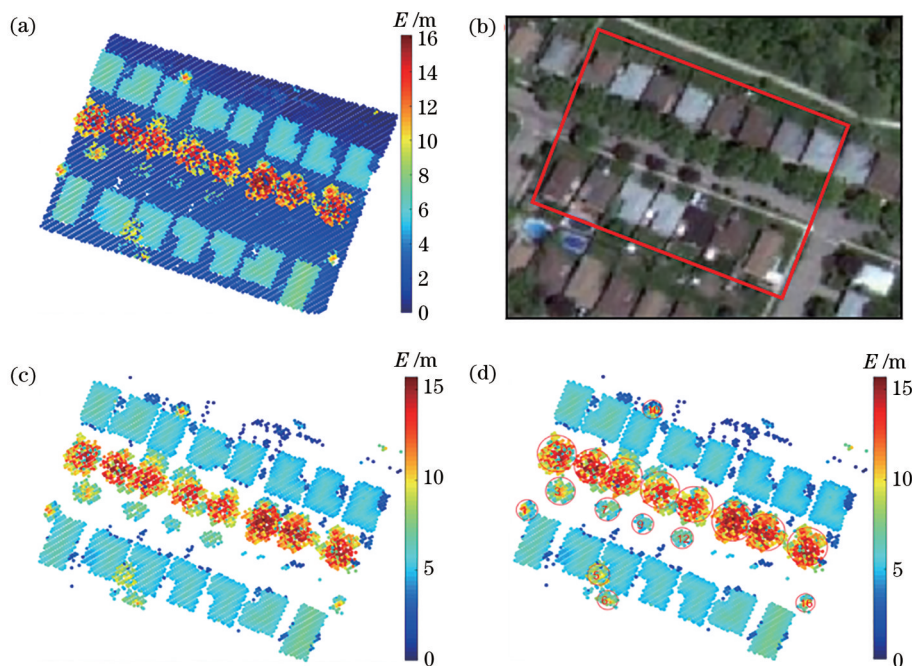


图 2 实验数据 1。(a)点云数据 1;(b)光学图像 1;(c)滤波结果 1;(d)景观树标记结果 1

Fig. 2 Experimental data 1. (a) Point cloud data 1; (b) optical image 1; (c) filtered result 1; (d) landscape tree marker result 1

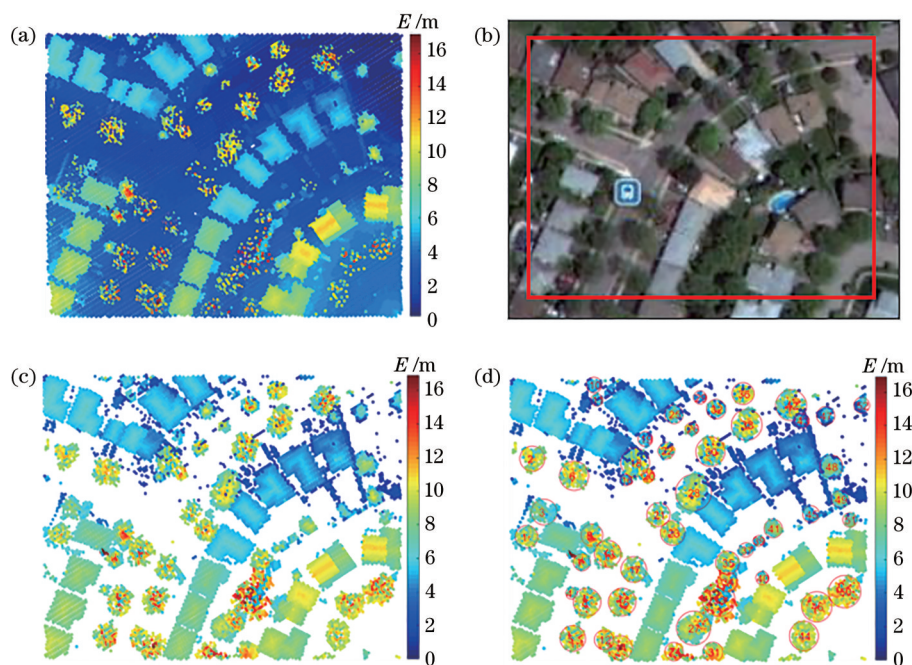


图 3 实验数据 2。(a)点云数据 2;(b)光学图像 2;(c)滤波结果 2;(d)景观树标记结果 2

Fig. 3 Experimental data 2. (a) Point cloud data 2; (b) optical image 2; (c) filtered result 2; (d) landscape tree marker result 2

果,其中[图 2(a)]共有 11081 个激光点,覆盖面积为 $104 \times 95 \text{ m}^2$,相对高程范围为 $0 \sim 16 \text{ m}$,[图 3(a)]共有 38193 个激光点,覆盖面积为 $139 \times 109 \text{ m}^2$,相对高程范围为 $0 \sim 17 \text{ m}$,[图 4(a)]共有 70826 个激光点,覆盖面积为 $157 \times 125 \text{ m}^2$,相对高程范围为 $0 \sim 24 \text{ m}$ 。每个场景的点密度分别为 1.12, 2.52,

3.61 m^{-2} ;滤波结果为对原始 LiDAR 点云数据进行三角网迭代加密滤波后的非地面点数据的显示结果;景观树标记图为参照对应光学图像进行标记的结果。[图 5(a)~(c)]为利用所提算法对[图 2(a)],[图 3(a)]和[图 4(a)]进行景观树提取的结果。

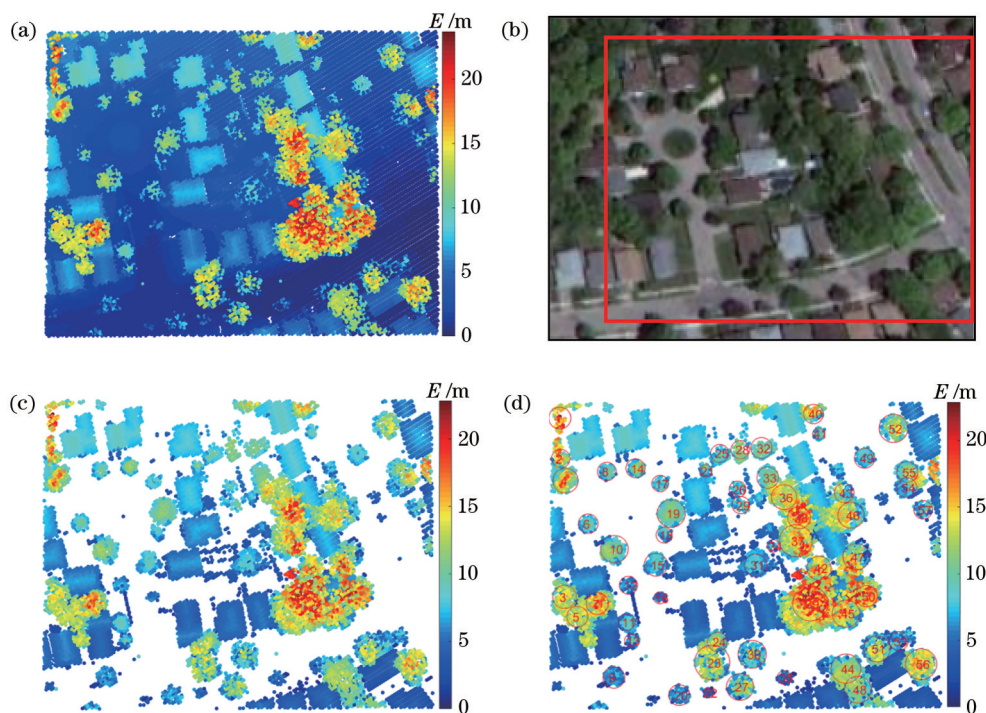


图 4 实验数据 3。(a)点云数据 3;(b)光学图像 3;(c)滤波结果 3;(d)景观树标记结果 3

Fig. 4 Experimental data 3. (a) Point cloud data 3; (b) optical image 3; (c) filtered result 3; (d) landscape tree marker result 3

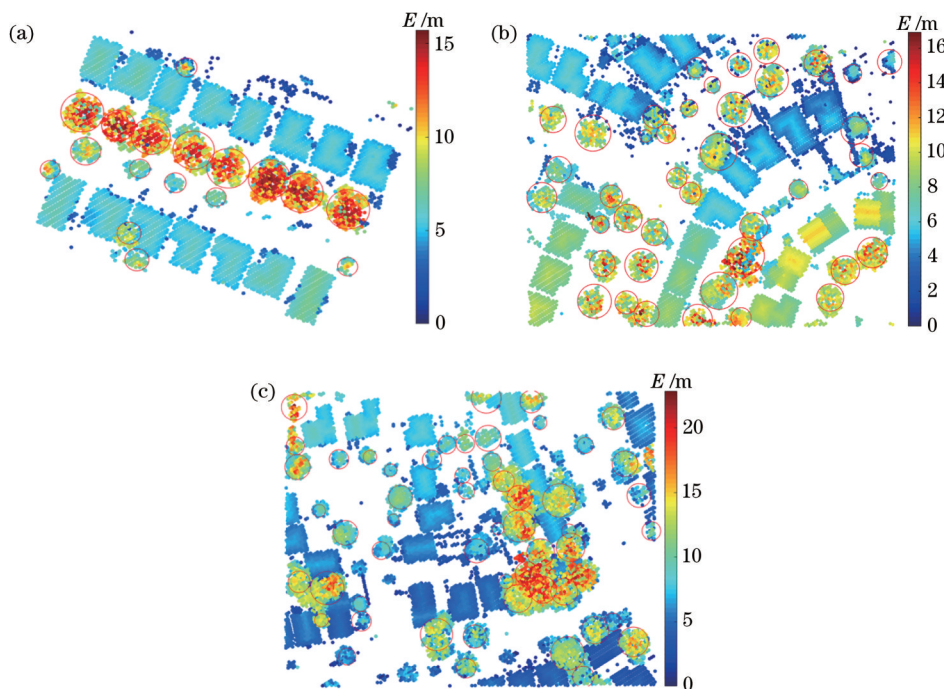


图 5 景观树提取结果。(a)实验结果 1;(b)实验结果 2;(c)实验结果 3

Fig. 5 Result images of landscape tree detection. (a) Experimental result 1; (b) experimental result 2; (c) experimental result 3

为了定性分析所提算法的精度,基于上述 3 组提取结果,针对提取的景观树的数量、位置及树冠半径进行了详细分析。从[图 5(a)~(c)]中可以看出,所提算法的圆形 MPP 模型较好地表征了各景观树的树冠形状。从[图 5(a)]中可以看出,树冠圆覆

盖区域均与实际景观树在地面投影区域相符,未发生错提和漏提情况。相较于[图 2(a)],[图 3(a)]、[图 4(a)]的场景更复杂,如[图 3(a)]中部分景观树的高度与建筑物高度较为接近;[图 4(a)]中的景观树在部分区域间距较小,分布较为密集,且相邻两

棵树间错落分布。这些景观树从光学图像中亦难以准确判断其位置等信息。因为所提算法引入了关于景观树的高程分布模型和点密度约束模型,所以所提算法可以准确提取与建筑物高程值接近的景观树[图 5(b)];而从[图 5(c)]结果也可看到,间距较小区域的景观树提取结果较好。此外,分别对比各组实验数据的景观树标记图[图 2(d)]、[图 3(d)]、[图 4(d)]、[图 5(a)~(c)]可以看出,提取的景观树位置均与景观树的实际位置偏差较小,且提取的景观树树冠与其实际形状几乎无差异。

为了定量评价实验结果的准确性,定义提取率

R_{ext} 为每个圆内正确提取的点数与对应真实圆内的点数之比,正确率 R_{cor} 为每个圆内正确提取的点数与所提取点数之比。

$$R_{\text{ext}} = N_{\text{tp}}/N_{\text{gt}}, \quad (25)$$

$$R_{\text{cor}} = N_{\text{tp}}/N_{\text{d}}, \quad (26)$$

式中: N_{tp} 为正确提取的点数; N_{gt} 为实际每棵树内的总点数; N_{d} 为提取的每棵树内的点数。

以[图 2(a)]为例,首先参照标准景观树标记图[图 2(d)]计算各景观树内的实际点数,即 N_{gt} ,再计算[图 5(a)]中各景观树包含的点数,即 N_{d} ,然后统计正确提取的点数 N_{tp} ,并计算提取率 R_{ext} 和正确率 R_{cor} ,结果如表 2 所示。

表 2 定量评价
Table 2 Quantitative evaluation

Indicator	Tree No.								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
N_{gt}	38	191	83	147	61	32	44	181	27
N_{d}	36	199	83	119	63	40	32	176	27
N_{tp}	36	191	83	119	46	31	32	168	27
$R_{\text{ext}}/\%$	95	100	100	81	75	97	71	93	100
$R_{\text{cor}}/\%$	100	96	100	100	73	78	97	96	100

Indicator	Tree No.								Overall
	10	11	12	13	14	15	16	17	
N_{gt}	45	157	34	155	233	188	23	195	1834
N_{d}	42	157	29	167	217	203	24	198	1812
N_{tp}	40	152	29	150	212	184	23	191	1714
$R_{\text{ext}}/\%$	89	97	85	97	91	98	100	98	93.46
$R_{\text{cor}}/\%$	95	97	100	90	98	91	96	96	94.59

由表 2 可知,从整体上来看,总体提取率和正确率都较高,分别达到了 93.46% 和 94.59%。对单棵景观树而言,在提取出的 17 棵景观树中,82% 的景观树提取率达到 85% 以上,88% 的景观树正确率达到 85% 以上,其中有 4 棵树的提取率为 100%,有 5 棵树的正确率为 100%,标记为 7 的景观树提取率最低,为 71%,标记为 5 的景观树正确率最低,为 73%。分析[图 2(d)]可知,标记为 5 和 7 的景观树高程与建筑物高程相近,且标记为 5 的景观树与附近建筑物高程几乎一致,因此树冠部分与建筑物之间发生了遮挡现象,导致实验结果中部分数据点出现错分情况,进而使得提取率和正确率相对较低。

为进一步验证所提算法的优势,将所提算法的提取结果与 Terrasolid 软件滤波结果进行对比。图 6 为利用 Terrasolid 软件对 3 组实验数据的滤波结果,图中圆形标记区域为漏提的景观树,矩形标

记的景观树存在树木点缺失情况,即提取不完整,五边形标记的为错分景观树。

与图 5 中结果相比,图 6 中结果存在不同程度的景观树漏提和错提情况,且含有非树的提取噪声点。以[图 2(a)]场景为例,场景中共 17 棵树。[图 5(a)]结果表明,所提算法提取出了全部 17 棵景观树,而[图 6(a)]结果显示,对比算法仅仅提取了其中的 14 棵景观树,漏提了 3 棵景观树,且部分景观树提取不完全。对[图 3(a)]和[图 4(a)]所示的景观树较多且较为复杂的场景,从[图 6(b)]和[图 6(c)]可以看出,对比算法存在较严重的错提现象,典型错提情况如[图 6(b)]和[图 6(c)]中五边形区域,原因在于 Terrasolid 软件将部分与景观树高程相近的建筑物点错分为景观树数据点。综上所述, Terrasolid 软件在提取高程较低的景观树时存在部分景观树数据点缺失的问题,在提取树木高程与建筑物高程值接近的景观树时,易发生错提和漏提

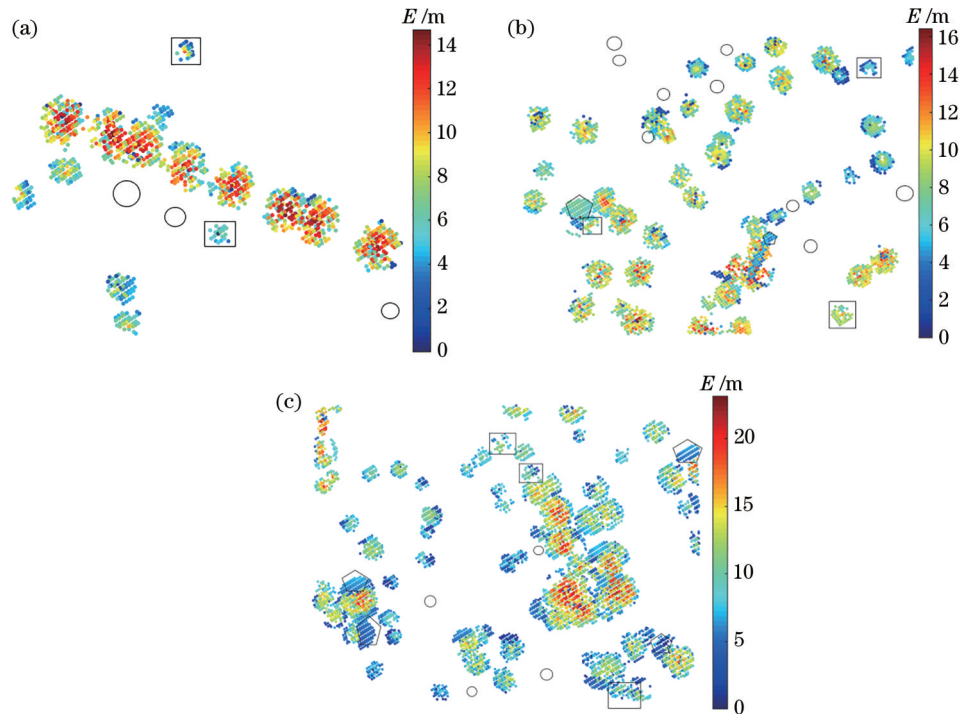


图6 Terrasolid软件滤波结果。(a) Terrasolid滤波结果1; (b) Terrasolid滤波结果2; (c) Terrasolid滤波结果3
Fig.6 Filtering results of Terrasolid software. (a) Terrasolid filtering result 1; (b) Terrasolid filtering result 2; (c) Terrasolid filtering result 3

现象,提取结果相对较差。与Terrasolid软件提取结果相比,所提算法由于充分考虑了景观树的空间分布、高程分布和空间点密度等特征,提取结果相对较好。

6 结 论

为了从LiDAR点云数据中获取关于景观树的数量、位置、树冠大小等准确信息,提出了基于MPP的景观树提取算法。实验结果表明,所提算法简单且有效,总体提取率和正确率均较高;对简单场景无漏提和错提情况,在复杂场景下对于易识别的景观树的提取效果较好,对于间距较小的景观树提取结果相对较好。但当景观树高程相对较低且与建筑物高程接近时,也会存在个别景观树的漏提现象。由于所用研究数据的点云密度较低,后续在能够获取更高精度点云数据的情况下,可进一步对景观树提取进行研究;此外,在对所提算法进一步探索时,可尝试将其纳入深度学习模型中,以低人力和时间成本高效地提取景观树。

参 考 文 献

[1] Li X H. A fast algorithm of LiDAR point clouds to generate grid DEM[J]. Bulletin of Surveying and

Mapping, 2012(12): 44-46.

李晓红. 一种LiDAR点云生成格网DEM的快速算法[J]. 测绘通报, 2012(12): 44-46.

[2] Hu Y W, Wang J J, Fan Y Y, et al. LiDAR-based three-dimensional modeling and volume calculation for space objects[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(5): 0510001.

胡燕威, 王建军, 范媛媛, 等. 基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算[J]. 中国激光, 2020, 47(5): 0510001.

[3] Yu Z L, Hu Y J. Initial road extraction of airborne LiDAR point cloud[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(24): 2401003.

于子龙, 胡友健. 基于机载LiDAR点云的初始道路提取[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(24): 2401003.

[4] Zhang X P. Research on tree detection algorithm based on LiDAR data[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2019: 1-3.

张鑫鹏. 基于LiDAR数据的树木检测方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019: 1-3.

[5] Yang Y F. Extraction of 3D structure information of urban vegetation based on LiDAR technology[J]. Science & Technology Information, 2016, 14(29): 7-9.

杨亚复. 基于LiDAR技术的城市植被三维结构信息提取[J]. 科技资讯, 2016, 14(29): 7-9.

- [6] Wang G, Wang Q, Zhang Z X, et al. Classification of airborne LiDAR vegetation point clouds assisted by aerial images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(20): 201005.
王果, 王强, 张振鑫, 等. 航空影像辅助的机载 LiDAR 植被点云分类[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(20): 201005.
- [7] Secord J, Zakhor A. Tree detection in urban regions using aerial lidar and image data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(2): 196-200.
- [8] Ren H C. Application of tree extraction based on airborne LIDAR[J]. *Shanxi Architecture*, 2019, 45(12): 162-163, 189.
任海成. 基于机载 LIDAR 树木提取应用[J]. *山西建筑*, 2019, 45(12): 162-163, 189.
- [9] Zeng Q H, Mao J H, Li X H, et al. Application of the hierarchy classification to point cloud of airborne LiDAR[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2008, 33(1): 103-105, 249.
曾齐红, 毛建华, 李先华, 等. 机载激光雷达点云的阶层式分类[J]. *测绘科学*, 2008, 33(1): 103-105, 249.
- [10] Zhang Q Y, Cen M Y, Zhou G Q, et al. Extracting trees from LiDAR data in urban region[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2009, 38(4): 330-335.
张齐勇, 岑敏仪, 周国清, 等. 城区 LiDAR 点云数据的树木提取[J]. *测绘学报*, 2009, 38(4): 330-335.
- [11] Lindenberger J. Laser-profilmessungen zur topographischen gelaendeaufnahme[D]. Stuttgart: Stuttgart University, 1993: 71-74.
- [12] Hui Z Y, Hu Y J. Review on morphological filtering algorithms based on LiDAR digital elevation model construction[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(8): 080001.
惠振阳, 胡友健. 基于 LiDAR 数字高程模型构建的数学形态学滤波方法综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(8): 080001.
- [13] Nesrine C, Nicolas D, Frédéric B. LiDAR data classification using hierarchical k-means clustering [C]//The 21st International Congress on Photogrammetry and remote sensing (ISPRS 2008), July 3, 2008, Beijing, China. Beijing: Chinese Society for Geodesy Photogrammetry and Cartography, 2008: 325-330.
- [14] George V. Building reconstruction using planar faces in very high density height data[J]. *International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing*, 1999, 32(3/2): 87-94.
- [15] Li F. Research on the application of research on airborne LiDAR point cloud data classification method [D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2018: 16-18.
李峰. 机载 LiDAR 点云数据分类方法研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2018: 16-18.
- [16] Zhao Q H, Li Y, He X J. Building extraction from LiDAR point cloud data using marked point process [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2014, 42(3): 529-538.
- [17] Zhang H Y. Ground object extraction of high resolution remote sensing image based on mark clustering point process[D]. Fuxin.: Liaoning Technical University, 2020.
张洪云. 基于标识聚类点过程的高分辨率遥感影像地物目标提取[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2020.
- [18] Rue H, Syversveen A R. Bayesian object recognition with Baddeley's delta loss[J]. *Advances in Applied Probability*, 1998, 30(1): 64-84.
- [19] Lafarge F, Gimel' Farb G, Descombes X. Geometric feature extraction by a multimarked point process[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1597-1609.
- [20] Perrin G, Descombes X, Zerubia J. A marked point process model for tree crown extraction in planations [C]//Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference on Image Processing, November 14, 2005, Genova, Italy. New York: IEEE Press, 2005: 8845751.
- [21] Perrin G, Descombes X, Zerubia J. Point processes in forestry: an application to tree crown detection[R]. Sophia Antipolis: Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, 2006: 78.
- [22] Xie H. Application of marked point process in crown extraction from LiDAR point cloud[D]. Xi'an: Changan University, 2016: 23-43.
谢欢. 标记点过程在 LiDAR 点云树冠目标提取中的应用[D]. 西安: 长安大学, 2016: 23-43.
- [23] Tran H, Khoshelham K. Procedural reconstruction of 3D indoor models from lidar data using reversible jump Markov chain Monte Carlo[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(5): 838.
- [24] Zhang H Y, Zhao Q H, Li Y. Geometric feature extraction of scattered targets from remote sensing images based on irregular mark point process[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(9): 1840-1846.
张洪云, 赵泉华, 李玉. 基于非规则标识点过程的遥感图像零星地物目标几何特征提取[J]. *控制与决策*, 2019, 34(9): 1840-1846.