

文章编号 1004-924X(2018)05-1201-10

采用非规则标识点过程的 LiDAR 点云数据目标提取

赵泉华*, 张洪云, 李 玉

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院 遥感科学与应用研究院, 辽宁 阜新 123000)

摘要:针对 LiDAR 点云数据目标投影几何的非规则性, 提出非规则标识点过程的 LiDAR 点云数据目标提取方法。首先, 在投影平面上定义随机点过程, 利用其随机点定位该平面上的目标投影, 对每一随机点生成一组节点集以建模该目标投影几何, 作为目标标识; 假设地物目标高程值服从独立同一高斯分布, 从而得到 LiDAR 点云数据高程测度模型; 在贝叶斯理论架构下建立目标几何提取模型, 并结合可逆跳变马尔可夫链蒙特卡罗 (Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo, RJMCMC) 算法模拟后验分布以及估计各参数; 最后根据最大后验概率准则, 求解最优目标提取模型。采用提出方法对 LiDAR 点云数据进行目标提取, 根据实验结果可以看出, 算法得到的检测精度均达到 80% 以上, 最高精度为 99.43%, 得到了较好的检测结果。本文将传统的规则标识点过程拓展到非规则标识点过程, 可以有效拟合任意形状目标几何。定性和定量的实验结果表明了该方法的可行性、有效性和准确性。

关键词:标识点过程; LiDAR 点云数据; 贝叶斯定理; 最大后验概率; 可逆跳变马尔可夫链蒙特卡罗算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20182605.1201

Target extraction from LiDAR point cloud data using irregular geometry marked point process

ZHAO Quan-hua*, ZHANG Hong-yun, LI Yu

(*Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics,
Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China*)

* *Corresponding author, E-mail: zqhlby@163.com*

Abstract: In order to realize the arbitrary shape object extraction from LiDAR point cloud data, a method based on irregular marked point process was proposed. Firstly, a random point process was defined on ground plan, in which random point positioned the object projection on the plan. Then the marks associating individual points were defined with a set of nodes to depict the shape of object on the ground plan. Assumed that the elevation values of ground points followed an independent and identical Gauss distribution, and that of objects were also characterized by Gauss distributions individually. According to the Bayesian inference, the object extraction model was obtained; The RJMCMC algorithm was designed to simulate the posterior distribution and estimate the parameters. Finally, the optimal target extraction model was obtained according to the maximum a posteriori. LiDAR point cloud data was extracted by using the proposed method. According to the experimental results, it can

收稿日期: 2017-09-15; 修订日期: 2017-11-06.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目 (No. 41301479); 国家自然科学基金面上项目 (No. 41271435); 辽宁省自然科学基金资助项目 (No. 2015020190)

be seen that the detection accuracy of the algorithm is above 80%, the highest accuracy is 99.43%. In this paper, the traditional rule mark process is extended to irregular marking process, and it can be used to fit the geometry of arbitrary shape target effectively. Experimental results show that this method can effectively fit the arbitrary shape objects.

Key words: Marked Point Process (MPP); LiDAR point cloud data; Bayesian inference; Maximum A Posteriori (MAP); Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo (RJMCMC)

1 引言

机载激光雷达系统(Light Detection And Ranging, LiDAR)作为一种新型测量系统^[1]可直接获取地面目标的高程信息,进而生成高精度数字地形模型(Digital Terrain Model, DTM)、等高线图等产品^[2-3],具有传统摄影测量和地面常规测量技术难以比拟的优越性。近年来, LiDAR 点云数据广泛应用于城市制图和三维建模^[4-5]。建筑物、道路和树冠是城市空间中最主要的空间实体,其三维信息是重要的基础地理信息。因此建筑物、树冠等目标提取对于城市制图和三维建模具有极大的研究价值^[6]。

国内外学者对 LiDAR 点云数据进行目标提取研究方法从总体上可分为两类:一类是在有辅助数据的情况下,借助观测区内其他影像数据与 LiDAR 点云数据进行匹配,然后实现目标提取^[7-8];另一类即是在没有辅助数据情况下,将 LiDAR 点云数据根据高程或者强度信息恢复成灰度图,再利用图像处理技术进行目标提取^[9]。然而,很多情况下难以获取观测地区辅助数据,导致第一类方法无法实现;对于第二类方法,在将 LiDAR 点云数据转换为灰度图过程中,会产生一定误差,导致目标提取结果不甚理想。针对上述问题,许多研究者提出直接从 LiDAR 点云数据中进行目标提取^[10]。而在目标提取中,基于标识点过程(Marked Point Process, MPP)的随机模型被认为是建模影像中几何特征最为有效的方法之一^[11-12]。因此,文献[13]提出将 MPP 方法直接应用于 LiDAR 点云数据上,以实现规则建筑目标提取。但在目前现有基于 MPP 的图像目标提取方法中,无论是对光学图像,或者是 LiDAR 点云数据,其标识都是由规则几何图形来定义,如定义矩形标识实现对建筑物提取^[14]、定

义椭圆标识对树冠进行提取^[15],使得该类方法只能提取单一并且规则的地物目标,具有很大的局限性,限制了此类方法的应用。为了克服这一缺点,Ortner 等^[16]使用两个具有不同几何图形(矩形和线段)为标识的 MPP,并利用马尔可夫链蒙特卡洛(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)算法对这两个 MPP 联合采样。但在该方法中,难以对这两种不同图形之间的几何关系进行建模,以至于难以估计其几何参数。在上述工作的基础上, Lafarge 等^[12]提出基于多标识点过程(Multi-marked Point Process, MMPP)的几何特征提取方法,即通过建立包含多种几何图形的图形库实现对不同几何特征的建模与提取。

尽管在目前的标识点过程方法中,可以提取许多形状的地物目标,但仍没有一种方法可以实现对任意形状地物目标进行提取。为此,提出构建一种以非规则图形为标识的 MPP,并结合贝叶斯定理和可逆跳变马尔可夫链蒙特卡洛(Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo, RJMCMC)算法^[17],以实现 LiDAR 点云数据中任意形状地物目标进行提取。

2 算法描述

2.1 建立目标提取模型

LiDAR 点云数据一般表示为 $\{(x_i, y_i, z_i); i=1, \dots, n\}$, 其中 i 是数据点的索引, n 是点云数据中数据点总数, $(x_i, y_i) \in \mathbf{D}$ 是数据点 i 的平面坐标, \mathbf{D} 称为点云数据的平面域, 表示所有数据点平面坐标的集合, 也可看作点云数据覆盖的平面范围, 在不导致混淆的情况下, 采用 \mathbf{D} 交替表示这两种情况, z_i 是数据点 i 的高程值。为了分别建模目标的投影几何及其高程, 上述点云数据可进一步表示为 $\mathbf{z} = \{z_i(x_i, y_i); i=1, \dots, n\}$ 。从统计学的观点看, \mathbf{z} 可视为随机场 $\mathbf{Z} = \{Z_i(x_i, y_i);$

$i=1, \dots, n, (x_i, y_i) \in \mathbf{D}$ 的一个实现, 其中, Z_i 为定义在 (x_i, y_i) 上的随机变量, 而 z_i 是 Z_i 的一个实现。

为利用 MPP 建立目标地面投影的几何形状 (以下称为目标几何), 首先定义 \mathbf{D} 上的随机点过程 $\mathbf{G} = \{G_j = (u_j, v_j) \in \mathbf{D}; j=1, \dots, m\}$, $G_j = (u_j, v_j)$ 为第 j 个目标几何的几何重心, 用于目标定位, 因此, \mathbf{G} 又称为重心集, 假设各重心均匀分布于平面域 \mathbf{D} , 并且各重心相互独立, 则重心的概率密度函数为:

$$p(\mathbf{G} | m) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{|\mathbf{D}|} = |\mathbf{D}|^{-m}, \quad (1)$$

其中: m 为场景中目标几何数, 假设 m 满足均值为 λ 的泊松分布, 即:

$$p(m) = \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda). \quad (2)$$

对每一个重心 G_j 有一组与之对应的节点集 $\mathbf{P}_j = \{(s_{jl}, t_{jl}) \in \mathbf{D}; l=1, \dots, k_j\}$ 作为标识, 其中, k_j 为节点集 \mathbf{P}_j 中的节点数。用节点 $\{(s_{jl}, t_{jl}), l=1, \dots, k_j\}$ 构造的多边形 \mathbf{P}_j (在不导致混淆情况下, 用 \mathbf{P}_j 分别代表节点集和多边形) 作为与重心 G_j 相应的标识, 以刻画第 j 个目标几何的几何特征。如图 1 所示, 将一个尖顶房屋投影到平面域 \mathbf{D} 上, 用重心 (u_j, v_j) 确定投影位置, 用由 4 个节点 (实圆点) 组成的多边形 \mathbf{P}_j 拟合目标几何。

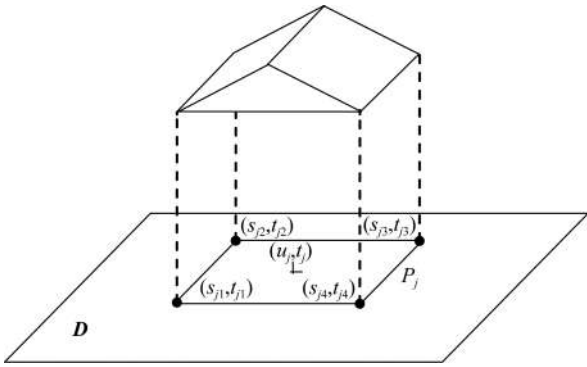


图 1 目标地面投影示例

Fig. 1 Example of target ground projection

对于给定重心 (u_j, v_j) , 其对应的多边形顶点各自独立均匀分布于平面域 \mathbf{D} 上, 则 $\mathbf{P}_j = \{(s_{jl}, t_{jl}) \in \mathbf{D}; l=1, \dots, k_j\}$ 的概率密度函数为:

$$p(\mathbf{P}_j) = \left[\frac{1}{|\mathbf{D}|} \right]^{k_j}. \quad (3)$$

因此, 平面域 \mathbf{D} 中节点集 $\mathbf{P} = \{\mathbf{P}_j; j=1, \dots, m\}$ 的概率密度函数为:

$$p(\mathbf{P} | m, \mathbf{G}) = \prod_{j=1}^m \left[\frac{1}{|\mathbf{D}|} \right]^{k_j} = \left[\frac{1}{|\mathbf{D}|} \right]^{\sum_{j=1}^m k_j}. \quad (4)$$

对应于 LiDAR 点云数据中的目标投影点和地面投影点, 平面域 \mathbf{D} 可分为 $\mathbf{D} = \{\mathbf{D}_0, \mathbf{D}_g\}$, 其中, $\mathbf{D}_0 = \{\mathbf{P}_j; j=1, \dots, m\} = \{(x_i, y_i) \in \mathbf{P}_j; j=1, \dots, m\}$, 为目标投影点集合, $\mathbf{D}_g = \{(x_i, y_i) \in \mathbf{D} / \mathbf{D}_0\}$, 为地面投影点集合。假设平面域内所有数据点高程值都服从独立同一的高斯分布, 则:

$$p(Z_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(Z_i - h_j)^2}{2\sigma_j^2}\right] & (x_i, y_i) \in \mathbf{P}_j \in \mathbf{D}_0 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left[-\frac{(Z_i - \mu_g)^2}{2\sigma_g^2}\right] & (x_i, y_i) \in \mathbf{D}_g \end{cases}, \quad (5)$$

其中: h_j, σ_j 分别为目标投影点高程值所服从的高斯分布的均值和标准差; μ_g, σ_g 分别为地面投影点高程值所服从的高斯分布的均值和标准差; 假设 $\sigma_j, \mu_g, \sigma_g$ 为常数, h_j 为服从高斯分布的随机变量, 其均值和标准差分别为 μ_h, σ_h , 则其概率密度函数为:

$$p(h_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_h} \exp\left[-\frac{(h_j - \mu_h)^2}{2\sigma_h^2}\right]. \quad (6)$$

定义目标均值集合 $\mathbf{h} = \{h_j; j=1, \dots, m\}$, 并假设不同目标均值 h_j 的概率密度函数相互独立, 则联合概率密度函数定义为:

$$p(\mathbf{h} | m) = \prod_{j=1}^m p(h_j) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_h} \exp\left[-\frac{(h_j - \mu_h)^2}{2\sigma_h^2}\right]. \quad (7)$$

设目标投影点高程值 $\mathbf{Z}_0 = \{Z_j; j=1, \dots, m\}$, 其中, $\mathbf{Z}_j = \{Z_i; (x_i, y_i) \in \mathbf{P}_j\}$, 假设所有目标投影点高程值概率密度函数相互独立, 则其联合概率密度函数为:

$$p(\mathbf{Z}_0 | \mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) = \prod_{\mathbf{P}_j \in \mathbf{D}_0} P(\mathbf{Z}_j | h_j) = \prod_{\mathbf{P}_j \in \mathbf{D}_0} \prod_{(x_i, y_i) \in \mathbf{P}_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(Z_i - h_j)^2}{2\sigma_j^2}\right]. \quad (8)$$

设所有地面投影点高程值概率密度函数相互独立, 则所有地面投影点高程值 $\mathbf{Z}_g = \{Z_i; (x_i, y_i) \in \mathbf{D}_g\}$ 的联合概率密度函数为:

$$p(\mathbf{Z}_g | \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) = \prod_{(x_i, y_i) \in \mathbf{D}_g} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left[-\frac{(Z_i - \mu_g)^2}{2\sigma_g^2}\right]. \quad (9)$$

假设目标投影点和地面投影点高程分布相互独立,则平面域 \mathbf{D} 内所有数据点高程 \mathbf{Z} 的联合概率分布可定义为:

$$p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) = p(\mathbf{Z}_0) P(\mathbf{Z}_g) = \prod_{P_j \in \mathbf{D}_0} \prod_{(x_i, y_i) \in P_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(Z_i - h_j)^2}{2\sigma_j^2}\right] \cdot \prod_{(x_i, y_i) \in \mathbf{D}_g} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left[-\frac{(Z_i - \mu_g)^2}{2\sigma_g^2}\right]. \quad (10)$$

根据贝叶斯定理,目标提取模型为:

$$p(\mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P} | \mathbf{Z}) \propto p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(\mathbf{h} | m) p(\mathbf{P} | m, \mathbf{G}) p(\mathbf{G} | m) p(m) = \prod_{P_j \in \mathbf{D}_0} \prod_{(x_i, y_i) \in P_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(Z_i - h_j)^2}{2\sigma_j^2}\right] \cdot \prod_{(x_i, y_i) \in \mathbf{D}_g} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left[-\frac{(Z_i - \mu_g)^2}{2\sigma_g^2}\right] \cdot \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_h} \exp\left[-\frac{(h_j - \mu_h)^2}{2\sigma_h^2}\right] \cdot \left(\frac{1}{\mathbf{D}}\right)^{\sum_{j=1}^m k_j} |\mathbf{D}|^{-m} \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda). \quad (11)$$

2.2 模拟与优化

2.2.1 模型模拟

用 RJMCMC 算法^[16]模拟式(11)目标提取模型的基本思想是:在第 $t+1$ 次迭代采样时,首先根据当前参数集 Ψ^D 由可逆的确定性函数提出候选参数集 Ψ^* , 即 $\Psi^* = \Psi^*(\Psi^D, s)$, 其中矢量 s 是为保证 Ψ^* 和 Ψ^D 的维度相等而定义的连续随机矢量。候选参数集 Ψ^* 的提出是由事先设计的移动操作完成的。设计的移动操作为:更新模型参数 h_j , 增加或减少地物目标数量 m , 增加或减少节点的数量 k , 合并多边形。

增加或减少地物目标数量 m , 增加或减少节

$$\alpha_{G^+}(\mathbf{G}, \mathbf{G}^*) = \min\{1, R\} = \min\left\{1, \frac{p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}^*, \mathbf{G}^*, m+1, \mathbf{P}^*) p(\mathbf{h}^*) p(\mathbf{G}^*) p(\mathbf{P}^*) p(m+1)}{p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(\mathbf{h}) p(\mathbf{G}) p(\mathbf{P}) p(m)}\right\}. \quad (15)$$

由于删除目标操作是增加目标操作的对偶操作,因此其接受概率为:

$$\alpha_{G^-}(\mathbf{G}, \mathbf{G}^*) = \min\{1, 1/R\}. \quad (16)$$

图 2 表示增加或删除多边形操作的示例。其

点的数量 k 以及合并多边形操作,都会使得参数集 $\Psi = (\mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P})$ 的维度会发生变化,因此候选参数集 Ψ^* 被接受的概率定义为:

$$\alpha(\Psi^D, \Psi^*) = \min\left\{1, \frac{\pi(\Psi^*) q(\Psi^*)}{\pi(\Psi^D) q(\Psi^D) p(s)} \left| \frac{\partial(\Psi^*)}{\partial(\Psi^D, s)} \right| \right\}, \quad (12)$$

其中: $p(s)$ 为提出 s 矢量的概率函数, $\pi(\Psi^*)$ 和 $\pi(\Psi^D)$ 为 Ψ^* 和 Ψ^D 的概率分布函数, $q(\Psi^*)$ 和 $q(\Psi^D)$ 是移动操作 q 在状态 Ψ^* 和 Ψ^D 下的概率分布函数, $|\partial(\Psi^*)/\partial(\Psi^D, s)|$ 是 Jacobin 项,由参数集 Ψ 的维度变化引起,通常认为 Jacobin 项值为 1^[23]。

更新模型参数 h_j 操作,不会使得参数集 $\Psi = (\mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P})$ 的维度会发生变化,候选参数集 Ψ^* 被接受的概率定义为:

$$\alpha(\Psi^D, \Psi^*) = \min\left\{1, \frac{\pi(\Psi^*) q(\Psi^*)}{\pi(\Psi^D) q(\Psi^D)}\right\}. \quad (13)$$

(1) 更新模型参数 h_j ;

在 m 个地物目标中以等概率 $(1/m)$ 在 $\{1, \dots, m\}$ 随机选取如第 j 个地物目标,设其高程均值为 h_j 。首先提出新的高程均值 h_j^* , 并认为其服从均值和方差分别为 h_j 和 ϵ 的高斯分布,即 $h_j^* \sim N(h_j, \epsilon)$ 。改变均值 h_j 到 h_j^* 的接受率为:

$$\alpha(h_j, h_j^*) = \min\left\{1, \frac{p(\mathbf{Z} | h_j^*, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(h_j^*)}{p(\mathbf{Z} | h_j, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(h_j)}\right\}. \quad (14)$$

(2) 增加或删除目标;

当前目标重心集 $\mathbf{G} = \{G_j = (u_j, v_j) \in \mathbf{D}; j = 1, \dots, m\}$ 。对于增加目标操作,首先在平面域 \mathbf{D} 中均匀抽取候选重心并标记为 $m+1$, 即 (u_{m+1}^*, v_{m+1}^*) 。候选重心集合可表示为 $\mathbf{G}^* = \{(u_1, v_1), \dots, (u_j, v_j), \dots, (u_m, v_m), (u_{m+1}^*, v_{m+1}^*)\}$, 初始化第 $m+1$ 个重心对应的多边形(要求新生成多边形与原有多边形不能相交), $\mathbf{P}_{m+1} = \{(s_{jl}, t_{jl}) \in \mathbf{D}; l = 1, \dots, k_{m+1}\}$ 。增加目标以如下概率被接受:

中图 2(a) 表示初始多边形的分布;图 2(b) 表示在 (u_3, v_3) 的位置生成一个多边形操作;图 2(c) 表示在图 2(a) 的基础上删除多边形 P_2 操作。

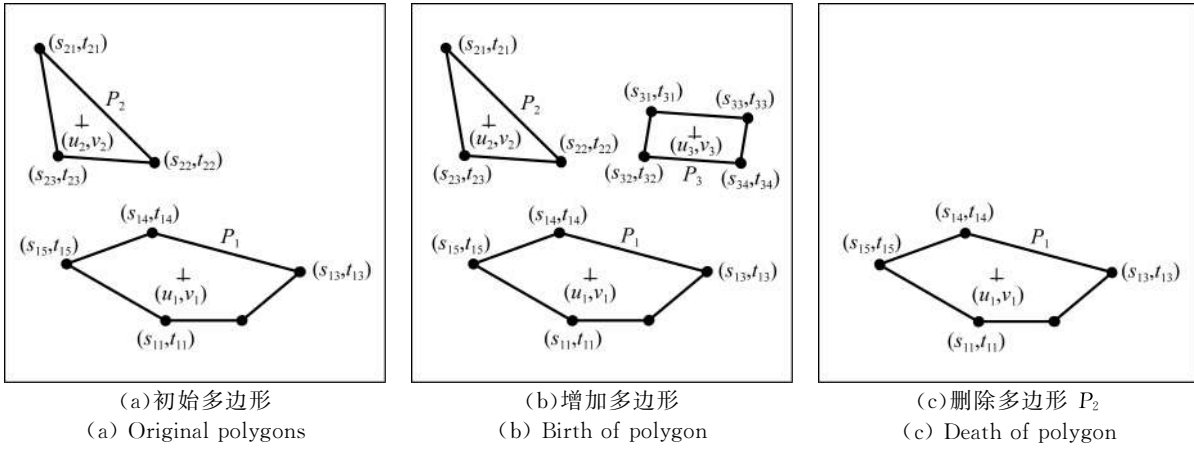


图 2 增加或删除多边形操作

Fig. 2 Birth or death of a polygon operation

(3)增加或删除目标节点;

对于删除目标节点操作,在 m 个地物目标中以等概率 $(1/m)$ 在 $\{1, \dots, m\}$ 随机选取一个目标,如第 j 个。然后在第 j 个目标的 k_j 个节点中以等概率随机选取一个节点,如第 l 个,删除该节点,删除该节点后该多边形的节点集变为 $\mathbf{P}_j^* = \{(s_{j1}, t_{j1}), \dots, (s_{jl-1}, t_{jl-1}), (s_{jl+1}, t_{jl+1}), \dots, (s_{jk_j}, t_{jk_j})\}$,删除目标节点操作节点集 \mathbf{P} 到 \mathbf{P}^* 的接受率定义为:

$$\alpha_{p^-}(\mathbf{P}, \mathbf{P}^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}^*, m, \mathbf{P}^*) p(\mathbf{P}^*) p(\mathbf{G}^*)}{p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(\mathbf{P}) p(\mathbf{G})} \right\}. \quad (17)$$

对于增加目标节点操作,在 m 个地物目标 $\mathbf{G} = \{G_j = (u_j, v_j) \in \mathbf{D}; j = 1, \dots, m\}$ 中以等概率 $(1/m)$ 在 $\{1, \dots, m\}$ 随机选取一个目标,如第 j 个。

然后在第 j 个目标的 k_j 个节点中以等概率随机选取两个相邻节点,如,第 l 和第 $l+1$ 个节点,然后以两个节点连线上的中点为圆心,以该两点间距离的一半为半径的圆内,均匀抽取点 (s_{jk+1}, t_{jk+1}) ,则第 j 个目标的节点集变为 $\mathbf{P}_j^* = \{(s_{jl}, t_{jl}) \in \mathbf{D}; l = 1, \dots, k_j + 1\}$,增加目标节点的接受率定义为:

$$\alpha_{p^+}(\mathbf{P}, \mathbf{P}^*) = \min \left\{ 1, \frac{p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}^*, m, \mathbf{P}^*) p(\mathbf{P}^*) p(\mathbf{G}^*)}{p(\mathbf{Z} | \mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(\mathbf{P}) p(\mathbf{G})} \right\}. \quad (18)$$

图 3 表示增加或删除目标节点操作示例,该目标具有 5 个节点。图 3(a)表示删除节点 (s_{j5}, t_{j5}) 操作,由 5 个节点变为 4 个节点;图 3(b)表示增加节点 (s_{j6}, t_{j6}) 操作,使节点数由 5 变为 6。增加或删除节点后,多边形的重心坐标由 (u_j, v_j) 变为 (u_j^*, v_j^*) 。

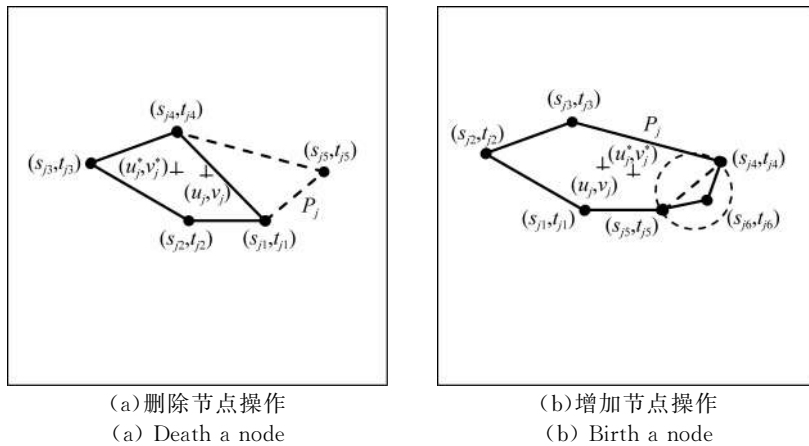


图 3 增加删除目标节点操作示例

Fig. 3 Example of birth and death node operations

(4)合并多边形。

在地物目标 $\mathbf{G} = \{G_j = (u_j, v_j) \in \mathbf{D}; j = 1, \dots, m\}$ 中以等概率随机选取两个相邻目标,如第 j 个和第 $j+1$ 个。设第 j 个和第 $j+1$ 个多边形分别有 k_j 个和 k_{j+1} 个节点,将第 j 个多边形中每个节点与第 $j+1$ 个多边形中所有节点组成点对,并计算每组点对的距离,当小于给定阈值的点对数大于 2 时进行多边形合并操作。将小于给定阈值的点对中所包含的节点全部删除,将剩余节点按照一定顺序进行连接,生成一个新的多边形,即新的目标,则总目标个数变为 $m-1$;重新确定新的多边形,相应的确定新的重心点,得到新的重心点集为 \mathbf{G}^* ,并重新生成对应的高斯分布参数 \mathbf{h}^* ,相应的参数集更新为 $\Psi^* = (\mathbf{h}^*, \mathbf{G}^*, m-1, \mathbf{P}^*)$;合并多边形操作的接受率为:

$$\alpha_{\Psi}(\Psi, \Psi^*) = \min\{1, R\} = \min\left\{1, \frac{p(\mathbf{Z}|\mathbf{h}^*, \mathbf{G}^*, m-1, \mathbf{P}^*) p(\mathbf{P}^*) p(\mathbf{G}^*) p(m-1)}{p(\mathbf{Z}|\mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}) p(\mathbf{P}) p(\mathbf{G}) P(m)}\right\}. \quad (19)$$

2.2.2 优化解

为得到地物目标提取模型的最优解,采用 MAP 准则进行后验概率优化。在 MAP 考虑下,最优解为:

$$(\hat{\mathbf{h}}, \hat{\mathbf{G}}, \hat{m}, \hat{\mathbf{P}}) = \arg\{\max p(\mathbf{h}, \mathbf{G}, m, \mathbf{P}|\mathbf{Z})\}. \quad (20)$$

3 实验结果

对提出的算法采用 MATLAB 编程实现,并在 Intel (R) Core (TM) i7-4790 CPU @ 3.60 GHz 4 G 电脑上运行。对 LiDAR 点云数据进行实验。实验中各参数如表 1 所示,各参数值的给定由经验值获得。 μ_h, σ_h 分别表示高斯分布中目标均值所服从的均值和标准差, σ_g 表示高斯分布中目标标准差, μ_g, σ_g 分别表示地面投影点所服从高斯分布的均值和标准差, k 表示迭代次数, λ 为泊松分布的均值,经过多次实验表明该数值对实验结果并不会产生影响, ε 为候选参数所服从的高斯分布的方差。

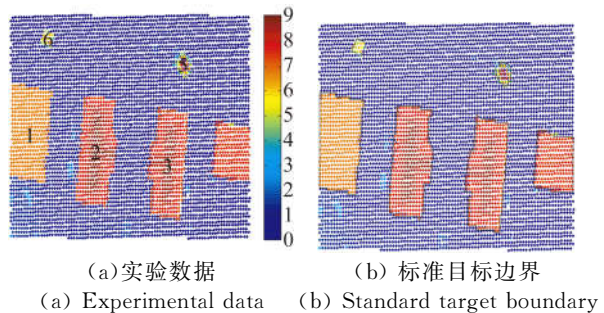
表 1 参数设置

Tab.1 Constants used in the experiment

各参数	μ_h	σ_h	σ_g	μ_g	σ_g	ε	λ	k
数值	7.5	0.5	1.5	0.7	0.4	1	4	1 000 000

为了便于实验,将高程定义在 $[0, E]$ 区间上,其中 $E = \max(Z) - \min(Z)$ 。给定一组 LiDAR 点云数据,如图 4(a)所示(彩图见期刊电子版),其中 1~6 表示 6 个不同目标,右侧的颜色条表示不同颜色对应的高程值,相对高程范围为 0~9 m,深红(蓝)表示最高(低)点。图 4(b)为通过目视观测,人为手工确定每个目标的轮廓线,黑线表示每个目标的边界线。

实验数据(图 4(a))包括 5 209 个数据点,覆盖 $50 \text{ m} \times 80 \text{ m}$ 。实验结果如图 5(a)所示,红线表示提取目标的边界线。为了从视觉上对实验结果进行判定,将人为手工确定的边界线与算法自动检测的边界线进行叠加,结果如图 5(b)所示。其中,黑线表示人为手工确定每个目标的边界线,红线表示算法自动检测的边界线。从视觉上看,提出方法无论是对形状较规则的建筑,还是对形状十分不规则的树木,均取得了较好的实验结果,验证了提出方法的准确性及可行性。

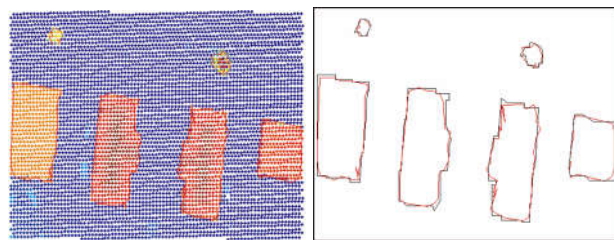


(a) 实验数据 (b) 标准目标边界

(a) Experimental data (b) Standard target boundary

图 4 LiDAR 点云数据图像

Fig. 4 LiDAR point cloud data image



(a) 目标提取结果 (b) 标准边界与提取边界

(a) Target extraction result (b) Standard and extracting boundary

图 5 实验结果

Fig. 5 Experimental results

为了定量评价实验结果,以点云数据图 4(a)为例,计算检测比率。实际每个目标所覆盖的点云个数由图 4(b)计算而得。表 2 第 1 行给出了每个目标实际所包含的点的个数(MR),第 2 行表示由实验结果得出的每个目标包含的点的个数

(DR),第 3 行表示实验结果所包含的正确点个数(DR0)。第 4 行表示提取出的正确点个数与实际点个数的比值(DR0/MR%),第五行表示提取出的正确点个数与提取出的总点个数的比值(DR0/DR%)。根据实验结果可以看出,算法得到的检测精度均达到 80%以上,最高精度为 99.43%,得到了较好地检测结果。

表 2 定量评价

Tab. 2 Quantitative evaluation

区域	1	2	3	4	5	6
实际点个数 MR	365	387	372	203	56	26
实验点个数 DR	352	366	346	198	52	26
实验正确点个数 DR0	350	363	340	192	47	21
DR0/MR%	95.89	93.79	91.40	94.58	83.93	80.77
DR0/DR%	99.43	99.18	98.27	96.97	90.38	80.77

为了验证算法的有效性,对图 6 LiDAR 点云数据进行实验。图 6(a)、(b)、(c)相对高程范围分别为 0~17 m、0~9 m、0~16 m。包含的数据范围分别为 95 m×68 m、80 m×98 m、80 m×75 m 数据点个数分别为 8 976、10 063、8 164。实验结果如图 7 所示,图 7(a)覆盖的目标为树木;图 7(b)的目标为非规则形状的建筑,从这两组实验结果可以看出,该方法可以较好的拟合任意形状的地物目标;图 7(c)覆盖的区域为建筑和树木混合区域,从实验结果可以看出,该方法不仅可以拟合任意形状地物目标,而且可以实现多类目标共同提取。为了便于查看实验结果所提取出的目标形状,特将目标的轮廓线单独显示,如图 8 所示。

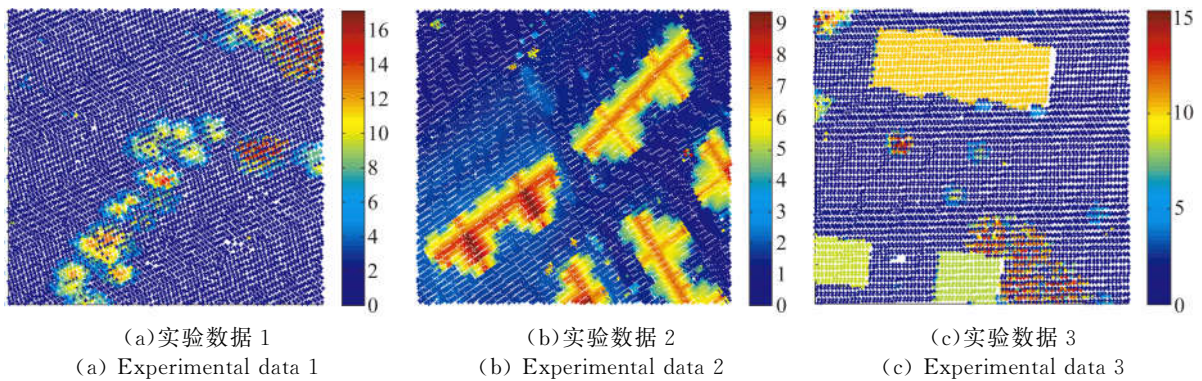


图 6 LiDAR 点云数据图像
Fig. 6 LiDAR point cloud data image

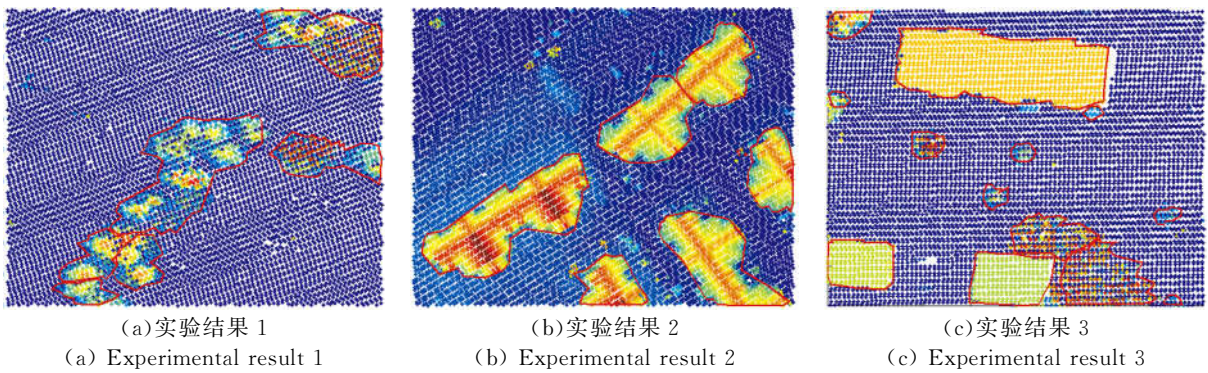


图 7 目标提取结果
Fig. 7 Target detection result

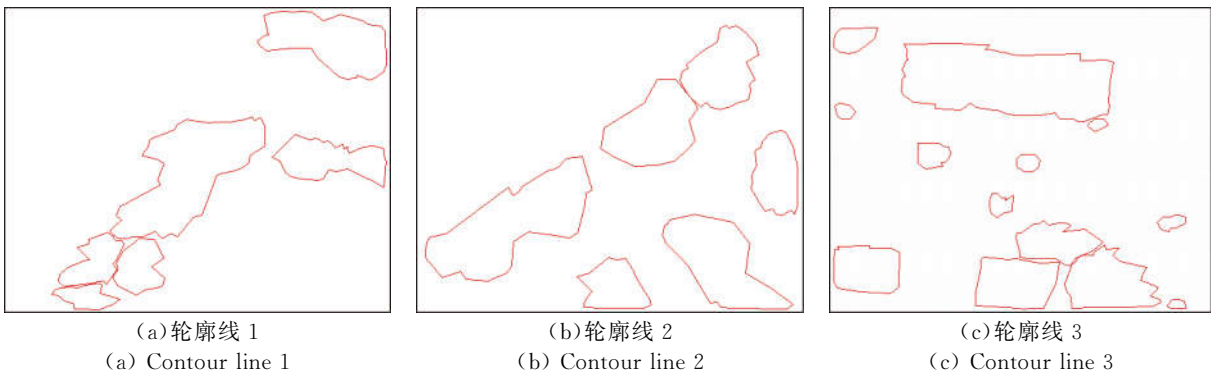


图 8 提取目标轮廓线

Fig. 8 Target contour extraction

为了进一步验证提出算法的优势,将算法目标检查结果与当前十分成熟的目标提取软件 Terrasolid 滤波结果进行对比。Terrasolid 软件主要是单一的按照高程的大小来进行分类。图 9 和图 10 分别给出了本文的结果和 Terrasolid 软件的滤波结果。

在图 9(a)和(c)中,本文算法可以较好地将树木的整体区域进行提取;而直接采用 Terrasolid 软件则只是将树木高程较高的点提取出来,对于高程较低的树木点则无法提取。在图 10(b)中,采用 Terrasolid 软件方法则产生了较多的噪声点,难以得到理想的实验结果。

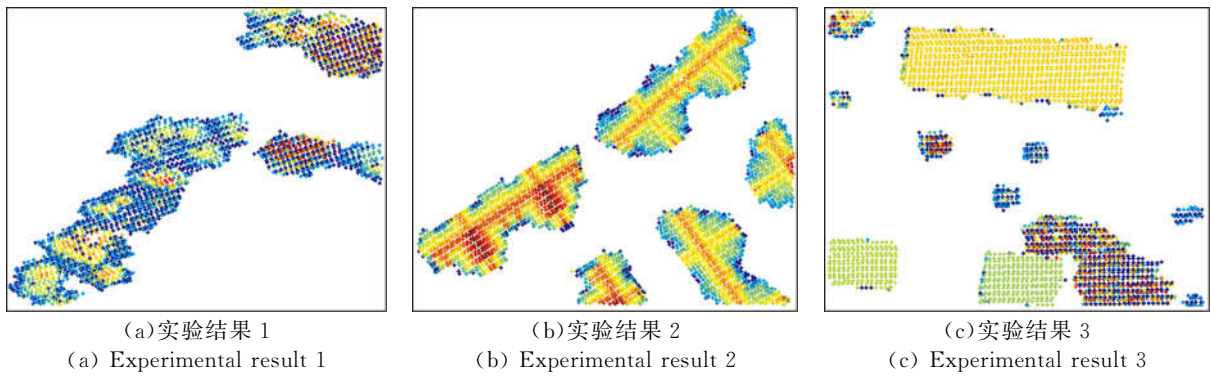


图 9 本文算法结果

Fig. 9 Results of our algorithm

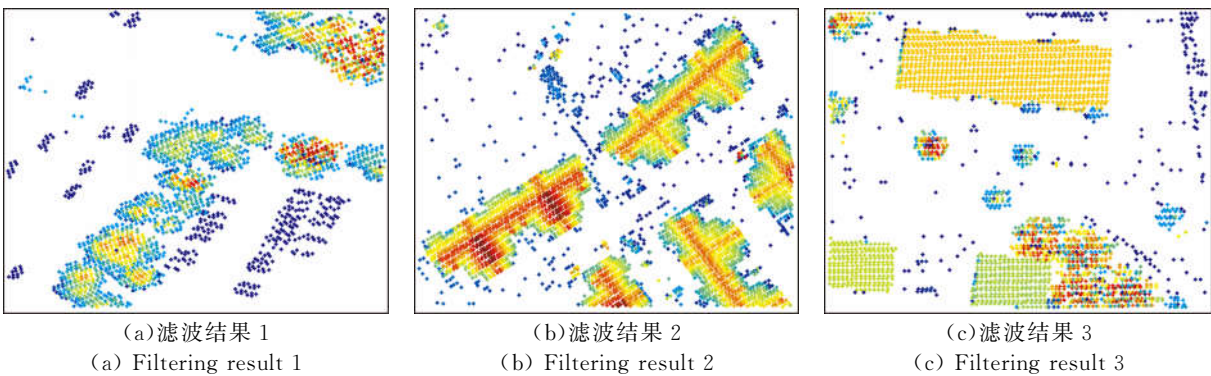


图 10 Terrasolid 滤波结果

Fig. 10 Terrasolid filtering result

4 结 论

LiDAR点云数据目标提取对城市制图和三维建模具有重大研究意义。论文将传统的规则MPP拓展到非规则MPP,生成与随机点过程对应的节点集,建模LiDAR点云数据目标几何模型,并结合贝叶斯定理和RJCMC算法,以实现

对任意形状目标进行拟合的目的。从实验结果可以看出,算法得到的检测精度均达到80%以上,最高精度为99.43%,得到了较好的检测结果,提出方法不仅可以拟合毫无规则的树木形状,也可以较好地拟合非规则形状的建筑,较为准确地提取了LiDAR点云数据中的地物目标。在今后的工作中,可将非规则MPP的方法应用于其它遥感图像上,以实现目标提取任务。

参考文献:

- [1] 刘志青,李鹏程,郭海涛,等. 基于相关向量机的机械LiDAR点云数据分类[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(S1): 98-104.
LIU ZH Q, LI P CH, GUO H T, *et al.*. Airborne LiDAR point cloud data classification based on relevance vector machine [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(S1): 98-104. (in Chinese)
- [2] 苏春梅,曹殿才,段凯,等. 基于机载LiDAR数据制作高精度DEM产品研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(2): 72-74, 78.
SU CH M, CAO D C, DUAN K, *et al.*. Research on high precision DEM products based on airborne LiDAR data [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2017, 40(2): 72-74, 78. (in Chinese)
- [3] 王盈,黄建明,刘玉,等. 空间目标激光雷达成像仿真技术[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(9): 102-107.
WANG Y, HUANG J M, LIU Y, *et al.*. Simulation of Lidar imaging for space target [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(9): 102-107. (in Chinese)
- [4] 惠振阳,胡友健. 机载LiDAR点云中道路的提取方法[J]. 测绘科学, 2017, 42(3): 70-74.
HUI ZH Y, HU Y J. A review on road extraction methods from airborne LiDAR [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(3): 70-74. (in Chinese)
- [6] 周平华,熊彪. 半自动机载LiDAR点云建筑物三维重建方法[J]. 测绘科学, 2017, 42(5): 128-130, 135.
ZHOU P H, XIONG B. 3D reconstruction method of buildings of semi-automatic airborne LiDAR point clouds [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(5): 128-130, 135. (in Chinese)
- [7] 向云飞,余代俊,张兵,等. 基于Lidar数据和倾斜摄影的城市三维模型构建[J]. 测绘工程, 2016, 25(12): 65-69.
XIANG Y F, YU D J, ZHANG B, *et al.*. The construction of 3D city model based on Lidar data and tilt photography [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2016, 25(12): 65-69. (in Chinese)
- [8] 陈性义,黄迟,倪标. 融合LiDAR数据与航空影像的面向对象水体提取[J]. 测绘科学, 2017, 42(3): 114-119.
CHEN X Y, HUANG CH, NI B. Water extraction based on LiDAR data and aerial images using object-oriented technology [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(3): 114-119. (in Chinese)
- [9] 刘志青,李鹏程,陈小卫,等. 基于信息向量机的机载激光雷达点云数据分类[J]. 光学精密工程, 2016, 24(1): 210-219.
LIU ZH Q, LI P CH, CHEN X W, *et al.*. Classification of airborne LiDAR point cloud data based on information vector machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(1): 210-219. (in Chinese)
- [10] 赵传,张保明,陈小卫,等. 一种基于LiDAR点云的建筑物提取方法[J]. 测绘通报, 2017(2): 35-39.
ZHAO CH, ZHANG B M, CHEN X W, *et al.*. A method of extracting building based on LiDAR point clouds [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017(2): 35-39. (in Chinese)
- [11] RUE H, SYVERSVEEN A R. Bayesian object recognition with Baddeley's delta loss [J]. *Advances in Applied Probability*, 1998, 30(1): 64-84.
- [12] LAFARGE F, FARB G 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.
- [13] 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 Re-*

- mote Sensing*, 2014, 42(3): 529-538.
- [14] LI Y, LI J. Oil spill detection from SAR intensity imagery using a marked point process [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114 (7): 1590-1601.
- [15] 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.
XIE H. *Application of marked point process in crown extraction from LIDAR point cloud* [D]. Xi'an: Chang'an University, 2016. (in Chinese)
- [16] ORTNER M, DESCOMBE X, ZERUBIA J. A marked point process of rectangles and segments for automatic analysis of digital elevation models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(1): 105-119.
- [17] GREEN P J. Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination [J]. *Biometrika*, 1995, 82(4): 711-732.

作者简介:



赵泉华(1978—),女,河北承德人,博士,教授,博士生导师,2001年于河北理工学院获得学士学位,2004年、2009年于辽宁工程技术大学分别获得硕士、博士学位,主要从事遥感图像建模与分析随机几何在遥感图像处理中的应用研究。E-mail: zqhlby@163.com



张洪云(1992—),女,辽宁辽阳人,博士研究生,2014年、2017年于辽宁工程技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事遥感图像信息提取研究。E-mail: zhanghongyun0310@163.com



李玉(1963—),男,吉林长春人,博士,教授,博士生导师,1984年于西北电讯工程学院获得学士学位,1991年于东南大学获得硕士学位,2006年于瑞尔森获得硕士学位,2010年于滑铁卢大学获得博士学位,主要从事遥感数据处理理论与应用基础研究,包括空间统计学、随机几何、模糊数学在遥感数据建模与分析方面的应用,地物目标几何以及特征提取。E-mail: lntuliyu@163.com