DOI: 10.3724/SP.J.1218.2011.00215

一种基于点一面匹配的 3D-SLAM 方法

袁 夏,赵春霞

(南京理工大学计算机科学与技术学院,江苏南京 210094)

摘 要:提出一种基于点一面匹配的3 维空间同步定位与3 维地图创建(3D-SLAM)方法以解决 3D-SLAM 中的点云匹配问题.首先将3 维空间中的6 自由度(6DOF)匹配问题合理地简化成 5DOF 匹配问题,然后算法在激光 雷达获取的每行数据中提取平面拐点,再通过区域生长的方式找到点云中的平面区域.通过计算平面的法向量,并 比较两帧数据之间关联平面的法向量方向估计出旋转参数,然后算法利用一种改进的层次投影方法计算平移参数. 在含有较高噪声的真实数据集上的实验证明该算法是有效的.

关键词:机器人;3 维空间同步定位与地图创建;激光点云;平面提取;层次投影
 中图分类号:TP242.6
 文献标识码:A
 文章编号:1002-0446(2011)-02-0215-07

3D-SLAM Based on Point-plane Matching

YUAN Xia, ZHAO Chunxia

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A point-plane based point cloud matching algorithm is proposed to deal with point cloud matching problem in 3D simultaneous localization and mapping (3D-SLAM). The 6DOF matching problem in 3D space are logically simplified as a 5DOF problem firstly. And then, the algorithm extracts break point in each row of laser data and employs an area growth method to find planes in point cloud. Normal vectors of planes are computed. The rotation of two frames can be estimated by comparing normal vectors of two associated planes in two frames. An improved leveled map algorithm is used to compute the translation parameter. Experiments on real data set containing high noise validate the proposed 3D-SLAM method.

Keywords: robotics; 3D-SLAM(simultaneous localization and mapping); laser point cloud; plane extraction; leveled map

1 引言 (Introduction)

自主导航机器人研究中,定位问题经常与地图 创建同时解决,被称为同时定位与地图创建(simultaneous localization and mapping, SLAM).自 20 世 纪 90 年代开始,该方法就吸引了国内外大量的研究 者^[1-5],并由于其重要的理论与应用价值被很多学者 认为是实现真正全自主导航机器人的关键.SLAM 方法中,常用的定位算法有卡尔曼滤波(KF)、扩展 卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)、蒙特 卡洛定位(MCL)等^[6].

目前研究比较成熟的 SLAM 方法主要针对 2 维 地图.机器人通过观察把提取的特征存入地图,当 特征被重复观测时,特征位置的不确定性逐渐变小, 此时可用这些特征位置去提高机器人位姿估计的精 度,来得到收敛的位姿估计与环境地图^[7].算法中 一旦涉及机器人和特征的相对位置问题,就需要各 种相对定位和全局定位传感器提供足够的数据以供 航迹推算.由于基于惯性器件的传感器存在陀螺漂 移和加速度计误差随时间逐渐积累的问题,另外全 局定位传感器(GPS)的信号接收容易受到干扰,因 此各种 SLAM 方法中的很重要的一个任务就是通过 建立各种滤波器来减小航迹推算的误差.

近年来,随着3维点云数据越来越容易获取, 利用点云数据直接在3维空间中进行定位和地图创 建开始受到关注^[8-11].随着空间维度的增加,3D-SLAM的计算复杂度将大大增加.如何快速有效地 将机器人在不同视角获得的点云数据融合在一起是 3D-SLAM首先要解决的问题,这一问题的解决方法 目前还在初步探索阶段.

本文提出了一种基于点一面匹配的融合算法. 通过在激光雷达数据中提取平面特征来计算旋转参数,然后在2维空间中对选取的特征点进行关联, 计算平移参数.这样,分别计算旋转参数和平移参数,一方面减少了迭代计算,另一方面基于点一面

基金项目:国家自然基金重大研究计划重点项目(90820306).

通讯作者: 袁夏, yxlucker@163.com 收稿/录用/修回: 2010-03-29/2010-08-09/2010-11-12

几何特征的匹配比基于离散点的匹配更加稳定.本 文提出的算法将点一面匹配算法和改进的层次投影 方法结合,获得了一种解决 3D-SLAM 中地图融合 和帧匹配问题的途径.

2 6 自由度匹配问题 (The problem of 6DOF matching)

在3维空间进行点云匹配是一个6DOF问题, 需要计算 X、Y、Z 三个坐标轴的旋转 α 、 β 、 γ 以及 沿三个坐标轴的平移 Δx 、 Δv 、 Δz . 虽然目前自主导 航研究中对3维数据越来越重视,但是由于庞大的 数据存储量和较高的搜索复杂度,无论是3维的栅 格地图还是点云地图一般还局限于在局部导航中的 应用,全局地图则一般使用2维特征地图或者拓扑 地图. 根据点云数据进行匹配定位主要是为了建立 全局2维地图或者范围较大的局部2维地图,这个 过程中包含了从3维到2维的投影,投影过程中损 失最大的显然是垂直方向,也就是Z轴方向的信息, 而 X、Y 坐标轴方向的信息被较好地保留.因此,对 于全局地图来说, Δz 在目前的研究阶段可以暂时忽 略,这样就把3维点云匹配需要估计的参数向量由 一个 6 维向量 $\Theta(\Delta x, \Delta y, \Delta z, \alpha, \beta, \gamma)$, 降低到了 5 维 向量 $\Theta'(\Delta x, \Delta y, \alpha, \beta, \gamma)$.

本文希望能够分别估计5个参数中的平移量和 旋转量,这样有利于避免或者减少迭代计算.在3 维点云中,可以通过平面匹配估计3个旋转参数. 得到旋转参数以后,采用改进的层次投影法将3维 点云中的障碍信息投影到2维地图,再通过匹配这 些2维点估计两个平移参数.这样,本文提出的算 法利用平面提取和层次投影将旋转参数和平移参数 的计算分离,尽量减少耗时的迭代计算.

3 平面提取和旋转参数估计 (Plane extraction and rotation parameter estimation)

激光采样点从一个平面过渡到另一个平面的过程中,平面边界处点的一些几何特征会发生变化.文 [12]提出了一种寻找平面之间边界点的算法.如图 1,假设面阵激光雷达一条水平扫描线数据中有k 个 采样点,其中点 p_i 、 p_{i-1} 和 p_{i-2} 对应的极坐标分别 为 (p_i, φ) 、 $(p_{i-1}, \varphi + \delta)$ 、 $(p_{i-2}, \varphi + 2\delta)$, δ 为激光雷达 设置的角采样分辨率、那么用式(1)计算指向角 β_{BA} (bearing angle)参数可以判断这条扫描线中 p_i 、 p_{i-1} 和 p_{i-2} 是否落在同一个物体的平面上:

$$\beta_{\mathrm{BA}i} = \arccos \frac{\rho_i - \rho_{i-1} \cos \delta}{\sqrt{\rho_i^2 + \rho_{i-1}^2 - 2\rho_i \rho_{i-1} \cos \delta}} \qquad (1)$$

如果 β_{BAi} 满足式 (2),则认为第 *i* 点是一条水平 扫描线数据中一个平面到另一个平面的拐点:

$$p_{\text{breakpoint}} = \{i \mid |\beta_{\text{BA}i} - \beta_{\text{BA}(i-1)}| > \varphi_{\text{turn}}\}$$
(2)

根据图 1 所示,即如果 θ_i 和 θ_{i-1} 的差超过 φ_{turn} ,则认为 i 点是一个拐点. 仔细分析这个算法,可以发现其中存在的问题: 假设 p_i 、 p_{i-1} 和 p_{i-2} 是位于同一个平面上的采样点,那么 θ_i 是不等于 θ_{i-1} 的,其差值和激光雷达角分辨率以及该平面和机器人前进方向的夹角有关,实际应用中 φ_{turn} 的值是比较难选取的.为此,本文算法使用新的方法来判断 p_i 、 p_{i-1} 和 p_{i-2} 是否共面,即直接考察图 1 中 φ_i 的值,为了计算上的方便使用平面直角坐标系,可以根据余弦定理计算 φ_i :



图 2 相邻点段共面性判断原理图 Fig.2 How to judge if adjacent point segments are coplanar

显然, φ_i 越接近 180°, p_i , p_{i-1} 和 p_{i-2} 的共面性 越好, 否则该点将是这条水平扫描线从一个采样平 面到另一个采样平面的拐点. 取满足 $\varphi_i < \varphi_{min}$ 的点 是拐点,其中阈值 φ_{min} 用来评估共面性. 这样,激 光雷达的精度和采样噪声对 φ_i 的影响更加直接,而 式 (2) 的算法中拐点除了受系统精度和采样噪声影 响之外, 采样角分辨率、采样平面和机器人前进方

217

向之间的夹角也会对式 (2) 的计算产生影响. 将一 条水平扫描线中相邻拐点之间的点作为平面点段, 平面提取算法通过计算上下相邻行中近邻平面点段 的平面性评估参数,用区域生长的方法提取平面区 域.

假设位于第 k 行的平面点段 s_k 的两个端点分别 为 (r_k^1, α_k^1) 和 (r_k^2, α_k^2) ,中点为 $(r_k^{mid}, \alpha_k^{mid})$,那么满足 式 (4) 的位于第 k+1 行的线段 s_{k+1} 是 s_k 的一个近邻

$$\begin{cases} \boldsymbol{\alpha}_{k}^{\text{mid}} \cap \left[\boldsymbol{\alpha}_{k+1}^{1}, \boldsymbol{\alpha}_{k+1}^{2}\right] \neq \varnothing \\ \boldsymbol{\alpha}_{k+1}^{\text{mid}} \cap \left[\boldsymbol{\alpha}_{k}^{1}, \boldsymbol{\alpha}_{k}^{2}\right] \neq \varnothing \end{cases}$$
(4)

将3条近邻线段,即*s_i(i=k-1,k,k+1)*,作为种 子区域.通过式(5)衡量种子区域符合平面分布的程 度:

$$J = \frac{1}{6} \left(\sum_{i \neq j} \frac{|\boldsymbol{a}_i \cdot \boldsymbol{a}_j|}{|\boldsymbol{a}_i| |\boldsymbol{a}_j|} + \sum_{i \neq j} \frac{|\boldsymbol{b}_i \cdot \boldsymbol{b}_j|}{|\boldsymbol{b}_i| |\boldsymbol{b}_j|} \right)$$
(5)

式 (5) 中 a_i 、 b_i 的定义参见图 2, a_k 是一个方向 向量, 用线段的两个端点坐标相减计算. b_i 是一个表

$$\boldsymbol{\Theta} = \begin{bmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \cdots & \theta_{1n_2} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \cdots & \theta_{2n_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{n_11} & \theta_{n_12} & \cdots & \theta_{n_1n_2} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{D} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} \\ d_{21} & d_{21} & d_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{n_11} & d_{n_2} & \vdots \end{bmatrix}$$

式(6)中, θ_{ij} 、 d_{ij} 和 l_{ij} 分别表示 P_1 中第i个平 面与 P_2 中第j个平面之间的夹角、中点距离和重叠 面积.其中重叠面积的计算在深度图像中进行,以 重叠的像素个数作为重叠面积.

受机器人实际运动性能约束,连续两帧激光雷 达数据之间的旋转和平移应该在一个合理的取值范 围之内,不妨设 Θ_0 、 D_0 和 L_0 分别为两帧数据之间 关联分段的夹角、中点距离和重叠面积的阈值,那 么两帧数据中关联分段的广义距离应该小于 Θ_0 、 D_0 和 L_0 ,在满足这个条件的前提下,取两帧之间广义 距离最小的直线段作为关联直线段.为了形式化的 描述"广义距离最小",将 θ_{ij} 、 d_{ij} 和 l_{ij} 都做归一化 处理,如式(7):

$$\theta_{ij}' = \frac{\theta_{ij} - \min \Theta}{\max \Theta - \min \Theta}$$

$$d_{ij}' = \frac{d_{ij} - \min D}{\max D - \min D}$$

$$l_{ij}' = \frac{l_{ij} - \min L}{\max L - \min L}$$
(7)

然后根据式(8)确定两个平面之间的广义距离

$$d = \lambda_1 \Theta' + \lambda_2 D' + \lambda_3 L' \tag{8}$$

征种子区域与线段垂直方向共面性的向量.图中是 用 *a_k* 的中点 1 点,以及过 *a_k* 中点与 *a_k* 垂直的平面分 别与 *a_{k-1}、 <i>a_{k+1}* 的交点 2 点,这 3 个点两两相减形成 的向量即为 *b_i*.理论上 *J* 值越接近 1,则 *s_i*(*i* = *k* - 1, *k*,*k*+1) 越符合平面分布.根据 *J* 值,通过 3 条种子 线段不断的生长就可以找到平面区域.将平面区域 的采样点做最小二乘平面拟合即得到该平面法向量 方向.

算法估计两帧数据之间旋转角的方法是:根据 关联原则把两帧数据里提取的平面作关联,计算各 关联平面法向量的夹角,然后依据最小二乘原则计 算得到旋转角.关联两帧数据里的平面时,首先计 算两帧数据中各平面之间的广义距离.算法使用两 个平面法向量的夹角 θ、中点距离 d 和重叠面积 l 来定义它们之间的广义距离.设前一帧数据提取的 平面集合为 P₁,包含 n₁ 个平面,后一帧数据提取的 直线段集合为 P₂,包含 n₂ 个平面.首先计算 P₁ 和 P₂ 每个平面之间的广义距离矩阵 Θ、D 和 L:

$$\begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n_2} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n_11} & d_{n_12} & \cdots & d_{n_1n_2} \end{pmatrix} , \quad \boldsymbol{L} = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \cdots & l_{1n_2} \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & l_{2n_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n_11} & l_{n_12} & \cdots & l_{n_1n_2} \end{bmatrix}$$
(6)

式中, λ_1 、 λ_2 和 λ_3 为广义距离3个分量的权重.

两帧数据中平面特征匹配完成后,假设 m 对关 联平面,每一对关联平面之间的夹角为 β_i ,两帧之 间的旋转角为 α ,取

$$\hat{\alpha} = \sum_{i=1}^{m} (\alpha - \beta_i)^2 \tag{9}$$

利用最小二乘法最小化 â,即得到所求的旋转 角 α.得到旋转角 α 后,即可将两帧数据调整到坐 标系互相平行的状态,然后计算平移量.

4 层次投影和平移参数估计(Leveled map and translation parameter estimation)

根据第2节的分析,算法已经把3个待估计平 移量 Δx、Δy、Δz,缩减成了2个,Δx和Δy,这两个 平移量可以通过把点云投影到*XOY* 平面进行计算. 如果把一帧数据中所有的点都投影到*XOY* 平面参 与计算平移参数,由于点的密度较大,因此匹配过 程往往需要多次迭代,则比较耗时.为了减少需要 匹配的点的数量,算法只把一帧数据中和障碍物有 关的采样点投影到*XOY* 平面参与计算平移参数.这 个投影过程本文使用一种改进的层次投影的方法. 设一帧激光雷达数据为 m 列、n 行共 m×n 个采 样点.对于每一列垂直扫描得到的数据,根据机器 人的越障能力,把采样点分为 3 类:高度低于机器 人可通过最低高度,属于"地面点";和地面直接接 触(如树干、垃圾桶、电线杆等),通常可以作为路 标的点,属于"障碍点";垂直方向上和地面没有直 接接触,悬在空中的点(如树枝、电线等),属于"悬 空点".

计算平移时算法设计的层次投影算法中只把 障碍点投影到 XOY 平面.下面给出每列数据中这 3 种类型点的形式化描述.为了表示上的简洁,在 柱坐标系中描述这个问题,对于某采样点 p_{ij} ,下 标 i 表示点在一帧数据中所在的行, j 表示所在的 列,不妨设其在柱坐标系中的坐标为 $(r_{i,j}, \varphi_{i,j}, z_{i,j})$, $0 \leq i < m, 0 \leq j < n$.

设机器人可以通过的最高高度为 H_{safety},那么"地面点"定义为

$$\boldsymbol{p}_{\text{ground}} \in \left\{ (i, j) | p_{ij, z} \leqslant H_{\text{safety}} \right\}$$
(10)

根据图 3, 对于点 p_{ij} , 如果在同一列采样点中 存在一个比它位置低且到它的水平距离大于 R_o 的 点 p_{ik} , 那么 p_{ii} 就是一个"悬空点".即



对于点 p_{ij} ,如果它的高度大于 H_{safety} ,同时在同一列采样点中存在一个比它位置低、到它的水平距离不大于 R_v ,且不是悬空点的点 p_{ik} ,那么 p_{ij} 就是一个障碍点,即

$$\boldsymbol{p}_{\text{obstacle}} \in \left\{ \left. (i,j) \middle| \begin{array}{c} p_{ij,z} > H_{\text{safety}} \\ p_{ij,z} - p_{ik,z} < H_{\text{max}} \\ |p_{ij,r} - p_{ik,r}| < R_{\text{v}} \\ 0 \leqslant k < j \end{array} \right\}$$
(12)

式 (12) 中, H_{max} 保证 p_{ij} 和 p_{ik} 高度差不会过大, R_v 是一个衡量采样点在 Z 轴方向上水平偏差的阈值.

将障碍点投影到 XOY 平面后,为了计算两帧 数据之间的平移量,算法把两帧数据中投影的障碍 点做关联对应, 计算对应点之间的坐标差, 根据最 小二乘原则确定坐标平移. 算法使用"极径匹配规 则 (matching-range-point rule)" 的关联方法^[13], 原 理如图 4 所示. 假设 P 是某帧数据里的一个障碍点, 在另一帧中和 **P** 对应的点为 **P**' = **P** α + **T**, α 和 **T** 分 别为旋转角和坐标平移. 连续两帧数据采样位置平 移较小,如果忽略平移量,可以认为 P' ~ P,即若点 **P** 采样角度为 θ,则点 **P** 的采样角度 (即极坐标系 中的极角)为 $\hat{\theta} \approx \theta + \alpha$.也就是说在极坐标中,点 P 旋转一个角度 α 后,下一帧与其对应的点 P' 应 该有和 P 相等的极径, 而极角与 P 相差 α. 在平移 不大的情况下,依然可以把与点 P 极径相等的点 P' 作为和点 P 对应的点的一个可用估计.为了使这种 近似选取的P'的方法得到的结果唯一并且可信,算 法只在与点 P 的极角相差不大的区域内搜索 P'. 假 设可以估计出两帧之间旋转角为 α 时的搜索边界为 B_{α} , $\exists |\alpha| < B_{\alpha}$, $m \leq \hat{\theta} \in [\theta - B_{\alpha}, \theta + B_{\alpha}]$.



图 4 极径匹配规则 Fig.4 Matching-range-point rule

根据以上分析,两帧数据之间点对应算法如下: 一帧中的某点 P,其极角为 θ ,其相邻帧中的对应点 P'的极角满足 $|\hat{\theta} - \theta| < B_{\alpha}$,且 $|P'| \approx |P|$.确定两帧 之间的 n 对对应点后,在平面直角坐标系中计算它 们平移量 t_i ,取

$$\hat{\boldsymbol{T}} = \sum_{i=1}^{n} (\boldsymbol{T} - \boldsymbol{t}_i)^2$$
(13)

根据最小二乘原理满足使**î**最小的**T**即两帧 之间的平移量.

5 实验结果 (Experiment results)

5.1 仿真实验

图 5 为一组程序生成的简单仿真数据,共有 4 个平面.图 5(a)中"●"为程序生成的点,"*"为在每 一行数据中找到的拐点,图 5(b) 所示为行与行之间 待选平面点进行区域生长后形成的 4 个平面,相同 灰度级的点位于相同的平面.虽然这个数据集比较 简单,但是实验结果已经可以说明本节提出的平面 提取方法是可行有效的.



的点 图 5 仿真数据的平面提取结果

Fig.5 Results of plane extraction on simulation data

5.2 真实数据实验

真实场景的实验数据使用 PMD 激光雷达采集. 图 6 为一个场景的连续两帧照片.为了达到实验目 的,两个视角之间的旋转角度取得较大.

图 7 和图 8 分别对应图 6(a) 和 (b) 的拐点提取 实验结果,图 7(a) 和图 8(a) 中 "•"像素点为每一行 数据中的拐点,图 7(b) 和图 8(b) 中 "*"为每一行数 据的拐点.由于 PMD 的激光源发射功率较小,数据 噪声较大,从 3 维显示图中可以看到两帧数据中在 后面的墙面部分都存在数据缺失,这是由于远处的 墙面超出了 PMD 有效测量范围造成的.另外由于 测距精度较低,原始数据中物体与物体之间的边界 处存在比较大的模糊性.机器人在导航过程中采集 到的数据经常是不完整的,选择这两帧数据作为代 表正是因为它们真实地反应了实际情况,能更好地 考察算法的适应性.





图 9(a) 和 (b) 分别对应两帧数据的平面提取结 果,相同颜色的点属于同一个平面.可以看到,虽然 从场景照片上看,两帧数据之间有较多的公共平面, 但是由于实际采集到的数据存在缺失和噪声,真正 能够提取到的公共平面只有位于中央部分的白板和 左侧立柜较高位置的部分平面区域.图 10(a) 是在 两帧数据各自坐标系中显示的结果,"•"是第 1 帧 数据,"*"是第 2 帧数据.图 10(b) 是两帧数据根据 平面匹配计算旋转后两帧数据对齐的结果.

图 11(a) 是手工绘制的另一个真实环境实验场 景的模拟图,图 11(b) 是图 11(a) 中较大的虚线框部 分的真实照片.场景中用数字①~⑥标识了 6 个物 体.这个场景共采集了 60 帧连续数据,第 1 帧数据 的层次投影计算结果见图 12.图 12(a) 中,"•"为地 面点,"*"为障碍点,"+"为悬空点,图 12(b) 为障 碍点投影到 XOY 平面的结果. 第1 帧数据的视场大概覆盖了图 11 中较小的虚线框部分.











(b) 图 11 实验场景图 Fig.11 Another experiment scene





连续 60 帧数据拼接后的层次投影图见图 13, 图中从右到左圈出的部分对应于图 10 中标识的物体 ①~⑥.可以看到,由于测量噪声和测量误差的影 响,各帧数据拼接后仍存在误差,但是从 6 个物体的 对应情况看,这种拼接精度已经可以满足导航地图 的需要,拼接误差的产生在很大程度上是由于 PMD 测量精度较低.



6 结论 (Conclusions)

随着传感器的不断发展,机器人可以获得的外 界环境信息越来越丰富,基于3维空间的导航和环 境理解算法必然会越来越多地受到重视.本文提出 了一种基于点一面匹配的激光雷达帧匹配方法,可 以应用在含有较多平面物体的结构化或者半结构化 环境中,来辅助机器人进行定位并创建2维地图.

提出的算法使用一种简单的方法寻找一行数据 中的平面拐点,然后利用区域生长原理搜索平面区 域,在找到平面区域后,根据两帧数据各平面间的 广义距离关联平面,通过最小二乘法最小化关联平 面间的法向量夹角来估计两帧数据之间的旋转参 数.通过合理地分析2维全局地图和3维局部数据 的关系,算法将6DOF问题简化为5DOF问题,从而 可以通过一种改进的平面投影的方法,将每一列数 据中提取到的障碍位置投影到2维平面,在2维平 面中利用点关联技术计算两帧数据之间的平移量. 这样,在匹配3维点过程中,算法将旋转和平移计 算分离,从而提高了计算效率.

以后的研究中,将进一步研究如何将3维数据 中的边缘直线特征加入匹配过程,以提高算法的稳 定性和适应性.

参考文献 (References)

- Meyrowitz A L, Blidberg D R, Michelson R C. Autonomous vehicles[J]. Proceedings of the IEEE, 1996, 84(8): 1147-1164.
- [2] Bailey T. Mobile robot localisation and mapping in extensive outdoor environments[D]. Sydney, Australian: Australian Centre for Field Robotics, Department of Aerospace, Mechanical and Mechatronic Engineering, University of Sydney, 2002.
- [3] Castellanos J A, Montiel J M M, Neira J, et al. Sensor influence in the performance of simultaneous mobile robot localization and map building[M]//Lecture Notes in Control and Information Sciences: vol.250. Berlin, Germany: Springer, 2000: 287-296.
- [4] Dissanayake M W M G, Newman P, Durrant-Whyte H F, et al. An experimental and theoretical investigation into simultaneous localisation and map building[M]//Lecture Notes in Control and Information Sciences: vol.250. Berlin, Germany: Springer, 2000: 265-274.

- [5] 罗荣华,洪炳铭.移动机器人同时定位与地图创建研究进展[J].机器人,2004,26(2):182-186.
 Luo R H, Hong B M. The progress of simultaneous localization and mapping for mobile robot[J]. Robot, 2004, 26(2): 182-186.
- [6] Guivant J, Nebot E. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 242-257.
- [7] 郭剑辉.移动机器人同时定位与地图创建方法研究 [D].南京:南京理工大学,2008.
 Cue LH A study on mobile solut simultaneous localization and

Guo J H. A study on mobile robot simultaneous localization and map building[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2008.

- [8] Holz D, Lorken C, Surmann H. Continuous 3D sensing for navigation and SLAM in cluttered and dynamic environments[C]//11th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-7.
- [9] Artieda J, Sebastian J M, Campoy P, et al. Visual 3-D SLAM from UAVs[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications, 2009, 55(4/5): 299-321.
- [10] Tomono M. 3D object mapping by integrating stereo SLAM and object segmentation using edge points[M]//Lecture Notes in Computer Science: vol.5875. Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2009: 690-699.
- [11] Borrmann D, Elseberg J, Lingemann K, et al. Globally consistent 3D mapping with scan matching[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(2): 130-142.
- [12] Harati A, Gachter S, Siegwart R. Fast range image segmentation for indoor 3D-SLAM[C]//6th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles. Kidlington, UK: Elsevier Science, 2007.
- [13] Lu F. Shape registration using optimization for mobile robot navigation[D]. Toronto, Canada: Canada Graduate Department of Computer Science, University of Toronto, 1995.

作者简介:

- 袁 夏(1981-),男,博士,讲师.研究领域:地面智能机器人,点云数据理解,环境建模.
- 赵春霞(1964-), 女, 博士, 教授. 研究领域:智能机器人, 环境理解, 计算机视觉.