

基于点线相合的机器人增量式地图构建

熊 蓉, 褚 健, 吴 俊

(浙江大学 工业控制技术国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘要: 提出基于测量数据点和已构建地图线的最佳相合性增量式构建未知环境地图的方法. 将机器人地图构建过程分解为局部地图构建、机器人位姿估计和地图合并3个循环步骤. 在局部地图构建中, 采用哈夫变换拟合、同线性判断和最小二乘拟合相结合的方法从测量数据点中拟合得到局部线段集合. 在位姿估计时, 首先利用点线匹配寻找测量数据和已构建地图之间的匹配关系, 然后通过去除不当匹配和引入加权矩阵来减小测量误差和已构建地图中的不确定性对位姿估计的影响, 最后利用加权最小二乘法估计机器人的位姿, 使得匹配部分达到最佳相合. 同时提出虚拟线和虚拟点的方法解决由伪相合条件所引起的错误位姿估计问题. 实验结果证明了算法的有效性和鲁棒性, 适于构建室内环境地图.

关键词: 机器人; 地图构建; 线段拟合; 位姿估计

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Incremental mapping based on dot-line congruence for robot

XIONG Rong, CHU Jian, WU Jun

(National Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University,
Hangzhou Zhejiang 310027, China)

Abstract: Based on the best congruence between dot data in the current measurement and line segments in the previously-built map, this paper proposes an incremental mapping approach for the robot in unknown environment. Each iteration of this approach consists of 3 stages: local map building, robot-pose estimating, and map integrating. A combining method of Hough transform, coincided-line detecting and least squares curve-fitting is presented and used to fit the line segments from measurement in local map building. In pose estimating, the rough correspondence between the measurement and the half-built map is obtained firstly by dot-line matching. Then removing improper match and defining weighted matrix are implemented to refine the correspondence and to reduce the errors of both measurement and map. Finally, the estimated pose is figured out by weighted least squares with the best congruence. The pseudocongruence problem in pose estimating is also discussed and solved by adding virtual lines and dots in this paper. Experimental results with real data are presented, which demonstrate that the approach is effective and robust for indoor environment mapping.

Key words: robot; mapping; line segment fitting; pose estimation

1 引言(Introduction)

机器人地图构建是指机器人根据传感器测量信息构建其所在环境的空间模型, 是机器人完成侦察、勘探、搜索、救援、导航等各项工作的基础和关键^[1,2].

机器人地图构建也被称为同时定位与地图构建问题(SLAM: simultaneous localization and mapping). 如果机器人移动过程中所有位姿都是确定的, 那么根据传感器测量信息构建地图相对简单. 如果地图已知, 根据测量信息确定机器人位姿也已有较好的解决方法^[3~5], 其中文献[4]的基于点线相

合的Cox位姿估计法在实际应用中效果不错. 然而在未知环境地图构建中, 机器人位姿估计和地图构建却是一个鸡与蛋的问题. 其复杂性主要来自于测量数据存在误差, 使得估计位姿和构建地图中均存在不确定信息, 而且这些不确定信息相互关联、相互影响. 文献[6,7]采用Kalman滤波法同时估计地图中特征的位置和机器人位姿, 但该类方法无法解决数据对应问题. 文献[8,9]利用了期望值最大化法, 它们解决了数据对应问题, 但不能实时运行. 文献[10~12]是增量式地图构建法, 它们利用机器人每次探测的环境空间与已经探测的环境空间总有部分

重叠的特点, 通过寻找测量数据和已构建地图之间的关系定位机器人, 再根据定位结果进一步构建地图. 增量法能够解决数据相关性, 并具有实时性的优点, 但要求准确估计机器人的位姿, 位姿估计误差的积累将导致地图构建的失败. 文献[10,11]利用视觉信息识别环境路标, 通过路标匹配实现定位. 文献[12]提出寻找测量数据点和已构建地图点之间的相关性进行定位.

本文将Cox位姿估计法^[4]推广到增量式地图构建中, 采用寻找测量数据点与已构建地图中特征线段相合性的方法进行定位, 以减少计算量. 由于测量数据和作为匹配依据的已构建地图中都存在着不确定性, 这些不确定性直接影响着位姿估计的精度, 因此本文研究改进特征线段的生成方法以及位姿估计的实现步骤, 排除或降低不确定性因素的影响, 使其成为一种有效实用的增量式地图构建算法.

2 算法步骤与定义(Algorithm steps and definitions)

在增量式地图构建过程中, 机器人采用走走停停的工作方式, 即移动一段距离, 停下来, 测量环境, 确定位姿并构建地图, 再移动一段距离, 停下来, 测量... 每次机器人确定位姿并构建地图的操作可分为3个步骤:

- 1) 根据当前测量数据构建局部地图;
- 2) 寻找当前测量数据与已有地图之间的最大相合, 估计机器人位姿;
- 3) 根据机器人位姿估计, 合并局部地图和已构建的全局地图, 修正原地图中的错误.

定义机器人坐标系 Σ_R 以机器人当前位置为原点、以机器人当前方向为 x 轴, 局部地图是指在机器人坐标系 Σ_R 中的地图. 定义世界坐标系 Σ_W 以机器人启动位置为原点、启动方向为 x 轴, 全局地图是指在世界坐标系 Σ_W 中的地图.

算法中采用了两种形式的地图, 占用栅格地图和二维平面上的离散线段集合. 占用栅格地图是一种常用的地图表示形式, 易于机器人进行路径规划, 它将环境分解成离散栅格, 为每个栅格赋予表示该栅格被障碍物占用的概率值. 文献[13]给出了占用栅格地图生成方法. 离散线段是对环境中障碍物边缘的拟合, 可用直线拟合方法得到.

数据采集由测距仪和里程计这两种常用传感器完成. 测距仪返回的是在检测范围内障碍物上的各个点相对于机器人的位置. 由于测距仪的测量受物质反射率和入射角度的影响, 使得距离测量数据中存在误差和错误. 里程计读数则是里程计利用航位推测法得到的对机器人当前位姿的估计. 由于其误

差在统计上相关, 即误差随着时间累积, 因此里程计读数与真实位姿之间有较大误差, 有时甚至达到几米. 测距仪和里程计的检测时间是离散的和同步的, 仅在机器人移动一段距离后停下来时同时进行检测. 测量完毕后执行位姿估计和地图构建程序.

利用线段拟合和栅格地图构建法, 可根据测距仪的测量数据构建得到当前的局部线段集合和局部占用栅格地图. 初始全局地图为机器人在启动位姿(0, 0, 0)上首次检测生成的地图. 从第二次检测开始, 进行机器人位姿估计, 并根据所估计的位姿合并地图. 位姿估计时寻找的是当前测量数据和全局线段集合的最佳相合.

3 局部地图线段拟合(Line segment fitting in local mapping)

局部地图中的线段可用线段拟合法从测距仪的测量数据中拟合得到. 由于这些线段将被合并到全局地图中, 作为后续地图构建的匹配依据, 为了提高线段的拟合精度, 本文采用哈夫变换拟合、同线性判断和最小二乘拟合相结合的方法.

测距仪返回的是一组在机器人坐标系 Σ_R 中用数对 (r_i, α_i) , $i = 1, \dots, n$ 表示障碍物点集位置的测量数据, n 为点数. (r_i, α_i) 表示射线角度为 α_i 时探测到的障碍物点到原点的距离为 r_i . 在后面的描述中用笛卡儿坐标 (x_i, y_i) 表示各个点的位置, $x_i = r_i \cos \alpha_i$, $y_i = r_i \sin \alpha_i$.

线段用 $[c, \theta, l, P, gt, conf, FLine]$ 6项参数描述, 记为 L . 其中 c, θ 为线段所在直线的参数, 直线方程为

$$x \cos \theta + y \sin \theta + c = 0. \quad (1)$$

c 为原点到直线的距离, θ 为直线的法线与 x 轴的夹角. l 为线段长度, $P = (x_c, y_c)^T$ 为线段中心点位置(T 表示转置). gt 为时间戳属性, 记录线段生成时间. $conf$ 为线段的可信度属性. $FLine$ 为布尔量, 用于表示线段是否为拐角(如墙角、柜角等)的构成线段, 如果是则为真, 否则为假.

利用哈夫变换直线拟合法^[14]可以初步确定哪些点属于哪条线段. 由于测量误差, 测距仪所测得的点并不是准确的共线, 而哈夫变换中也很难选择一个合适的网格尺寸, 对于一组应该共线的点往往会生成多于一条的拟合线段. 本文通过两两比较线段的同线性, 合并大致重合共线的线段. 当线段 L_1 和线段 L_2 满足如下同线性判断规则时, 认为两条线段是同线的, 进行线段上点集合的合并.

- 1) 同向性. 要求

$$|\theta_1 - \theta_2| \leq \Delta\theta. \quad (2)$$

其中 $\Delta\theta$ 为阈值.

2) 共线性. 要求

$$||c_1| - |c_2|| \leq \Delta C, \quad (3)$$

$$d = |x_{c_1} \cos \theta_2 + y_{c_1} \sin \theta_2 + c_2| \leq \Delta D, \quad (4)$$

其中 $\Delta C, \Delta D$ 为阈值. 即线段所在直线距离原点的垂直距离差值小于阈值 ΔC , 同时一条线段的中心点到另一条线段的垂直距离小于阈值 ΔD .

3) 重合性. 要求

$$(x_{c_1} - x_{c_2})^2 + (y_{c_1} - y_{c_2})^2 \leq (l_1/2 + l_2/2)^2, \quad (5)$$

即线段中心点之间的欧几里得距离小于等于线段半长之和.

通过哈夫变换和同线合并确定哪些点属于哪条线段后, 再利用最小二乘直线拟合法^[14]求取线段参数 c, θ, l 和 P . 参数 gt 为当前时间, 参数 $conf = 1$. 当线段与另一线段的夹角在90度左右且相交交点在线段上时, $FLine$ 被置为真.

图1给出了线段拟合的示例. 图1(a)是测距仪测得的数据点. 图1(b)是哈夫变换拟合得到的线段, 由于数据的毛刺和哈夫网格步长的选择, 一组应共线的点拟合得到了多条线段. 图1(c)是经过同线合并后利用最小二乘直线拟合法得到的最后拟合结果. 图1中环境相对整齐, 障碍物较大, 数据点具有较好的聚合性. 图2给出了一个环境相对凌乱、障碍物较小且不规整、数据点也比较凌乱的情况下的线段拟合结果. 从图中可以看到, 利用本算法拟合得到的线段具有较高准确性和拟合精度.

4 位姿估计(Pose estimation)

机器人位姿估计是正确合并地图的关键. 通过寻找当前测量数据点和已构建的全局线段集合之间的最佳相合性估计当前位姿.

然而由于测量误差和线段拟合误差, 全局线段集合中存在着不确定和错误的线段. 如图3所示, 图3(a)和图3(b)分别是应用本文算法在不同周期构建得到的同一环境空间的全局线段集合, 图3(a)的构建时间早于图3(b). 比较两图, 可以发现图3(a)中线段A是由于测量误差而拟和得到的错误线段, 线段B则存在着角度和长度的误差. 同样图3(b)中的部分线段也存在着误差和错误. 另外, 当前测量数据中也含有不确定信息. 在点线匹配后, 这些具有不确定性的点和线也参与了最佳相合性的投票, 直接影响到位姿估计的正确性. 因此如何降低这些不确定的影响成为正确估计位姿的关键. 本文的方法是寻找当前测量数据点与已构建全局线段集合的匹配关系, 根据匹配点的特性去除不当匹配, 根据匹配线的特性为不同的点线匹配定义不同的权值, 通过这两

点来降低不确定性对位姿估计的影响, 最后用加权最小二乘法求取当点线匹配达到最佳相合时的机器人位姿.

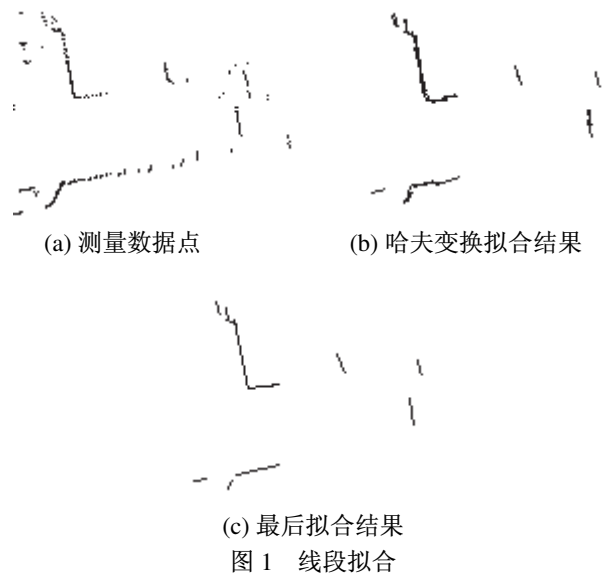


图1 线段拟合

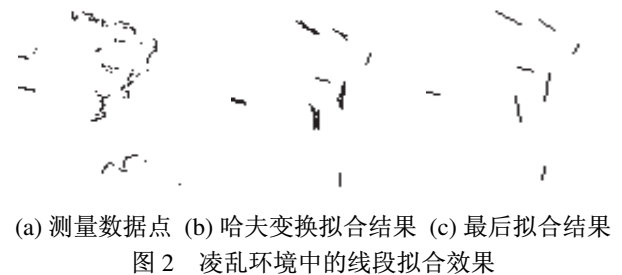


图2 凌乱环境中的线段拟合效果

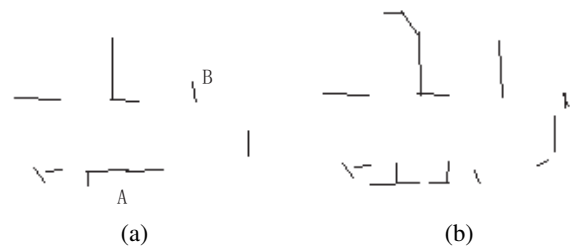


图3 模板中的不确定性

Fig. 3 Illustration of uncertainty in model

记当前周期为 t , 要估计的机器人位姿为 Σ_W 中的 $X_t, X_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$. 将 t 时刻测距仪测得的数据点集合称为图象, 记为 $I, I = \{(x_i, y_i)^T, i = 1, \dots, n\}$. 将 t 时刻全局线段集合中落在测距仪检测范围内的线段子集称为模板, 这些线段在本次测量中有可能再次被检测到. 位姿估计算法描述如下:

- 1) 结合 $t-1$ 时刻的机器人位姿估计、里程计读数, 及 t 时刻的里程计读数, 预估 t 时刻的机器人位姿.
- 2) 根据预估位姿, 从全局线段集合中提取模板.

3) 寻找图象与模板的匹配关系, 求取匹配部分达到最佳相合时机器人位姿校正偏移量。

4) 合并预估位姿和位姿校正偏移量, 得 t 时刻的机器人位姿估计。

4.1 预估位姿(Pose pre-estimation)

为了减小寻找图象与模板匹配关系的复杂性, 首先预估 t 时刻机器人的位姿, 并根据预估位姿将图象和模板统一到一个坐标系中。

文献[4]将里程计读数作为 t 时刻机器人位姿的预估。但由于里程计误差随着时间累积, 里程计读数与真实位姿之间的误差也随着时间增大, 以里程计读数作为预估位姿并不能减小图象和模板匹配的复杂性。考虑到可将 $t-1$ 时刻到 t 时刻期间机器人的运动近似为匀速运动, 将 t 时刻机器人位姿预估定义为 $t-1$ 时刻的估计位姿加上 $t-1$ 时刻到 t 时刻的机器人运动速度。

根据 $t-1$ 时刻和 t 时刻的里程计读数可得到这期间机器人运动速度的近似值, 该误差较小并且是独立的。记 t 时刻里程计读数为 $O_t = (\tilde{x}_t, \tilde{y}_t, \tilde{\theta}_t)^T$, $t-1$ 时刻里程计读数为 $O_{t-1} = (\tilde{x}_{t-1}, \tilde{y}_{t-1}, \tilde{\theta}_{t-1})^T$, 机器人的运动速度为 $D = (dx, dy, d\theta)^T$, 其中 dx, dy 分别为 x, y 方向的线速度, $d\theta$ 为角速度。 D 与 O_t 和 O_{t-1} 的关系为

$$\begin{cases} dx = (\tilde{x}_t - \tilde{x}_{t-1}) \cos \tilde{\theta}_{t-1} + (\tilde{y}_t - \tilde{y}_{t-1}) \sin \tilde{\theta}_{t-1}, \\ dy = -(\tilde{x}_t - \tilde{x}_{t-1}) \sin \tilde{\theta}_{t-1} + (\tilde{y}_t - \tilde{y}_{t-1}) \cos \tilde{\theta}_{t-1}, \\ d\theta = \tilde{\theta}_t - \tilde{\theta}_{t-1}. \end{cases} \quad (6)$$

记 t 时刻机器人预估位姿为 $X_{t_0} = (x_{t_0}, y_{t_0}, \theta_{t_0})^T$, X_{t_0} 与 X_{t-1} 和 D 的关系为

$$\begin{cases} x_{t_0} = x_{t-1} + dx \cos \theta_{t-1} - dy \sin \theta_{t-1}, \\ y_{t_0} = y_{t-1} + dx \sin \theta_{t-1} + dy \cos \theta_{t-1}, \\ \theta_{t_0} = \theta_{t-1} + d\theta. \end{cases} \quad (7)$$

通过上述计算获得的机器人预估位姿可以确保图象与模板之间的位移量较小, 便于寻找图象与模板之间的匹配和最佳相合。

4.2 提取模板(Model extraction)

根据预估位姿从已构建地图中提取当前可见部分作为模板, 可以减少匹配时的计算量。本文选择机器人坐标系 Σ_R 为匹配坐标系, 将 Σ_W 中的线段集合转换到 Σ_R 中, 端点之一落在测距仪测量范围之内的线段组成模板。记 Σ_W 中的线段为 $L_W : \{c_W, \theta_W, l_W, P_W, gt_W, conf_W\}$, Σ_R 中的线

段为 $L_R : \{c_R, \theta_R, l_R, P_R, gt_R, conf_R\}$, Σ_R , 转换方程为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_{c_R} \\ y_{c_R} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_{t_0} & \sin \theta_{t_0} \\ -\sin \theta_{t_0} & \cos \theta_{t_0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{c_W} - x_{t_0} \\ y_{c_W} - y_{t_0} \end{bmatrix}, \\ \theta_R = \theta_W - \theta_{t_0}, \\ c_R = -(x_{c_R} \cos \theta_R + y_{c_R} \sin \theta_R), \\ l_R = l_W, gt_R = gt_W, conf_R = conf_W. \end{cases} \quad (8)$$

4.3 计算位姿校正偏移量(Computation of pose offset)

计算位姿校正偏移量是一个循环收敛过程。

Step 1 寻找图象点和模板线之间的匹配关系。

由于预估位姿确保了图象与模板之间的偏移量较小, 因此可直接为图象中的每个点在模板中寻找一条与之距离最近的线, 称该线段为该点的匹配线段, 该点为匹配点。要求匹配点到匹配线段的距离小于阈值, 匹配点到匹配线段的垂点在线段上。

Step 2 去除不当匹配。

上述匹配方式容易引起不当匹配。这类不当匹配将影响位姿校正偏移量的计算, 需要予以去除。

以匹配线段 L_p 为例说明对误匹配的判断。将图象中以 L_p 为匹配线段的匹配点按测量顺序连接起来, 并记为集合 Z , $Z = \{v_i, i = 1, \dots, k\}$, $v_i = (x_i, y_i)^T$, k 是匹配点数。利用最小二乘直线拟和法对 Z 中的点进行线段拟和, 记拟和得到的线段为 L_q 。计算点到拟和线段的距离和 d ,

$$d = \sum_{i=1}^k d_i = \sum_{i=1}^k (x_i \cos \theta_q + y_i \sin \theta_q + c_q). \quad (9)$$

如果 $|\theta_p - \theta_q| >$ 阈值, 即匹配点拟和得到的线段与匹配线段角度差较大时, 认为匹配错误, 将集合 Z 中的所有点置为非匹配点。如果 $|\theta_p - \theta_q| \leq$ 阈值, 而 $d >$ 阈值, 则认为 Z 中的部分点存在误匹配。为了去除这些误匹配, 对 Z 中的每个点进行如下判断:

1) 如果 v_i 是当前局部线段集合中某线段 L_o 的拟合点, 则转3, 否则转2;

2) 在 Z 中取 v_i 的前一个匹配点 v_{i-1} 和后一个匹配点 v_{i+1} , 分别求 v_i 与这两个点的连线长度和角度, $d_1 = \widehat{v_i v_{i-1}}$, $\theta_1 = \angle v_i v_{i-1}$, $d_2 = \widehat{v_i v_{i+1}}$, $\theta_2 = \angle v_i v_{i+1}$, $\Delta\theta_1 = |\theta_p - \theta_1|$, $\Delta\theta_2 = |\theta_p - \theta_2|$ 。如果 d_1 或 d_2 大于一定值, 且 $\Delta\theta_1$ 和 $\Delta\theta_2$ 均小于一定值, 则是正确匹配, 否则为误匹配。

3) 如果局部线段 L_o 与匹配线段 L_p 满足公式(2)~(5), 则是正确匹配, 否则是错误匹配。

将判断为误匹配的点点置为非匹配点。在步骤2中要求 d_1 或 d_2 大于一定值是因为当这3个点距离很近而 $\Delta\theta_1$ 和 $\Delta\theta_2$ 又满足条件时, 其连线与线段 L_p 基

本平行,但再与更多个相邻点连接时则可能构成一条与线段夹角差较大的线段,为简化算法设置该条件.记最后得到的匹配点集合为 $V, V = \{v_i, i = 1, \dots, m\}, m \leq n$.

Step 3 定义匹配权值.

记 w_i 为匹配点 v_i 的匹配权值, v_i 对应的匹配线为 L_p .设置布尔量 $LineDot$ 表示点 v_i 是否为当前局部线段集中某线段的拟合点,如果是则为真,记该局部线段为 L_o .权值 w_i 计算公式如下:

$$w_i = (t - gt_p) / (t - \min_{i=1, \dots, m} gt_i) + FLine_p + conf_p + LineDot \times \min(1, l_p/l_o). \quad (10)$$

公式(10)中的第1项表示匹配线段生成时间越早,则匹配权值越高,因为地图中的线段随着地图合并被不断地修正;第2项表示当匹配线段为拐角的构成线段时匹配权值较高,第3项说明匹配线可信度越高,匹配权值越高;第4项表示当匹配点是某局部线段的拟合点时,其匹配权值高于未能拟合到任何局部线段中的匹配点的匹配权值,且局部线段长度小于或等于匹配线段长度时,其权值高于局部线段长度大于匹配线段长度的权值,因为后者说明匹配线段将被修正.

Step 4 寻找匹配部分的最佳相合,计算位姿校正偏移量.

记位姿校正偏移量为 $\Delta, \Delta = (\Delta_x, \Delta_y, \Delta_\theta)^T$,图象重心为 \bar{v} .理想情况是对 V 中的每个匹配点按 Δ 进行旋转平移后,点到对应匹配线的距离为0.

记 v'_i 为 v_i 按 Δ 进行旋转平移后得到的点.

$$v'_i = \begin{bmatrix} \cos \Delta_\theta & -\sin \Delta_\theta \\ \sin \Delta_\theta & \cos \Delta_\theta \end{bmatrix} (v_i - \bar{v}) + \bar{v} + \begin{bmatrix} \Delta_x \\ \Delta_y \end{bmatrix} \approx \Delta_\theta \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} (v_i - \bar{v}) + v_i + \begin{bmatrix} \Delta_x \\ \Delta_y \end{bmatrix}. \quad (11)$$

v'_i 到 v_i 匹配线 L_p 的距离为 $d_i = r_i - u_i \cdot v'_i$, u_i 为 L_p 的单位法线向量, r_i 为匹配线上任意一点与 u_i 的点乘.由公式(1)可得 $u_i = [u_{i1}, u_{i2}] = [\cos \theta_p, \sin \theta_p], r_i = -c_p, d_i = 0$,则

$$y_i = (\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \varphi_{i3}) \Delta. \quad (12)$$

其中

$$\begin{cases} y_i = r_i - u_i \cdot v_i, \\ \varphi_{i1} = u_{i1}, \\ \varphi_{i2} = u_{i2}, \\ \varphi_{i3} = u_i \cdot \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} (v_i - \bar{v}). \end{cases} \quad (13)$$

集合 V 中有 m 个点,得

$$Y = \Phi \Delta. \quad (14)$$

其中 Y 是由 y_i 组成的 $m \times 1$ 矩阵, Φ 是 $(\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \varphi_{i3})$ 组成的 $m \times 3$ 矩阵.为使匹配部分达到最佳相合,要求

$$J_W = (Y - \Phi \Delta)^T W (Y - \Phi \Delta) \quad (15)$$

达到最小值,其中 W 为 $m \times m$ 对角正定加权矩阵, $W[i, i]$ 为匹配点 v_i 的匹配权值 w_i .利用加权最小二乘估计得

$$\Delta = (\Phi^T W \Phi)^{-1} \Phi^T W Y. \quad (16)$$

在寻找图象和模板之间的最佳相合时,在公式(11)中运用了线性近似,并且在相合性评价时是计算匹配点到包含其匹配线段的直线的距离,因此这种相合性被称为伪相合.由于伪相合性,当只有一条模板线段被匹配、或者被匹配的线段相互平行时,会出现错误的相合性判断,因为缺少与这些线段垂直方向的约束.为了解决伪相合问题,虚构一条与这些线垂直的线段,将其加入到模板中,并取虚拟线段上的若干点,加入到图象中,这些虚拟点的匹配线即为虚拟线.在计算得到最后的位姿校正偏移量后,再从模板和图象中删除虚拟线段和虚拟点.

Step 5 将图象点 I 按位姿校正偏移量 Δ 进行旋转平移.

Step 6 重复Step 1~ Step 5直至满足收敛条件.

5 地图合并(Map integration)

地图合并是根据估计位姿将局部地图合并到全局地图中.局部地图与全局地图间存在部分重叠,地图合并时将局部地图中非重叠部分加入全局地图中,利用局部地图中的重叠部分修正全局地图.

占用栅格地图的合并是根据估计位姿,将占用栅格局部地图与全局地图进行布尔概率的叠加^[15].而线段集合的合并,则是根据估计位姿将局部线段转换到世界坐标系中,与全局线段集合中的线段进行同线性判断.如果局部线段存在一条与之对应的全局线段,则将两条线段合并,修正线段属性;如果不存在与之对应的全局线段,说明该线段是新检测到线段,将其加入全局线段集合.最后利用占用栅格全局地图计算全局线段的可信度 $conf$,

$$conf = \frac{\text{位于被占用栅格内的线段长度}}{\text{线段总长度}}. \quad (17)$$

当 $conf$ 小于某阈值时认为线段可信度过低,予以删除.

6 实验结果(Experimental results)

本文利用Pioneer2DX-8上的激光测距仪和里程计对某实验室环境进行数据采集.该实验室由两个

房间组成, 房间长宽分别为 $9.3\text{ m}\times 7.9\text{ m}$ 和 $7.1\text{ m}\times 7.9\text{ m}$, 房间之间用玻璃相隔, 有一道门. 其中一个房间内有用隔板隔开的8个办公位置, 墙边放着柜子、小桌子和杂物, 过道上有一根柱子; 另一个房间内放置着一些实验桌; 中间有几把椅子.

图4是在增量式地图构建中根据里程计读数直接合并测量数据得到的地图, 图中灰线(颜色较浅部分)是各周期里程计读数连线. 图4的地图存在许多明显的错误, 图5是运用Cox位姿估计法, 未考虑数据和模板中的不确定性时得到的测量数据合并地图. 图5的地图比图4好很多, 不过仔细观察可以看出图5存在着误差, 比如: 墙的轮廓不是呈直线的, 办公位置之间出现间隙等等. 图6是根据本文算法得到的地图. 可以看到图6精确平整, 具有良好的相合性. 图7是根据本文算法得到的分别用占用栅格和线段集合表示的地图, 图7(a)中的灰线为里程计读数连线, 黑线(颜色较深部分)是利用本文算法估计得到的机器人位姿连线. 从图7(a)可以看出, 里程计的读数有很大误差, 里程计读数所表示的机器人轨迹出现了“穿墙而过”的笑话; 而通过本文算法对里程计数据和测距仪数据匹配定位得到的机器人轨迹都处于允许空间中.

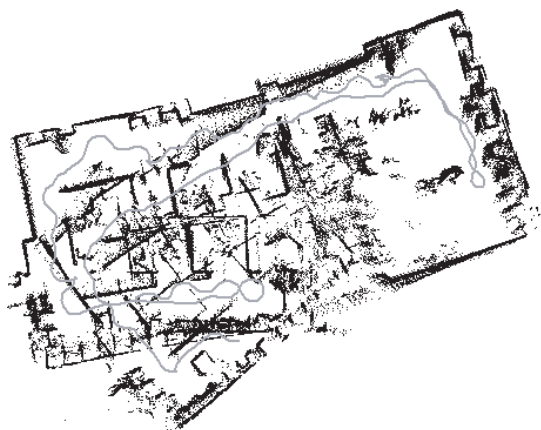


图 4 根据里程计读数合并数据得到的地图
Fig. 4 Map generated from integrating measurements directly based on odometry readings

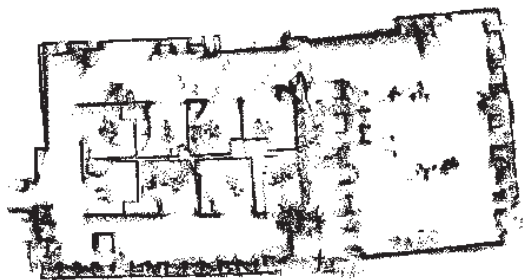


图 5 运用Cox位姿估计法得到的地图
Fig. 5 Map generated from integrating measurements with Cox pose estimation

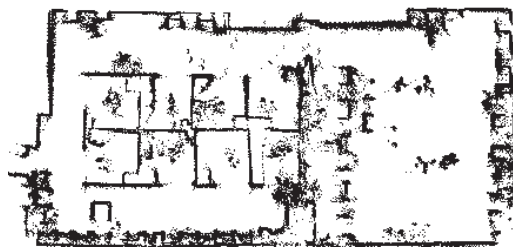
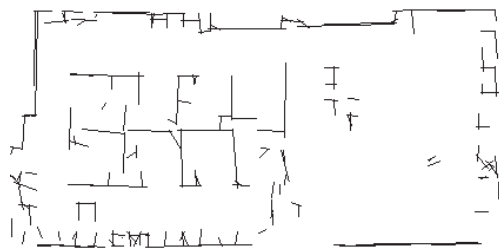


图 6 运用本文算法得到的地图
Fig. 6 Map generated from algorithm in this paper



(a) 占用栅格地图



(b) 线段集合地图

图 7 占用栅格地图和线段集合地图

Fig. 7 Maps of occupancy grids and line segments

7 结论(Conclusion)

本文提出了基于点线相合递增式地构建未知环境地图的方法. 将地图构建分解为局部地图构建、机器人位姿估计和地图合并3个循环步骤. 利用占用栅格地图生成法构建局部占用栅格地图, 采用将哈夫变换拟合、同线性判断和最小二乘拟合相结合的方法构建局部线段集合. 在位姿估计时, 在利用点线匹配寻找测量数据和已构建地图之间匹配关系的基础上, 通过去除不当匹配和引入加权矩阵来减小测量误差和已构建地图中的不确定性对位姿估计的影响. 同时本文依靠虚拟线和虚拟点的方法解决了由伪相合条件所引起的错误位姿估计问题. 实验结果证明了本文算法的有效性和鲁棒性, 适用于构建室内环境地图.

基于本文的工作, 笔者将进一步研究带有弧形结构的环境地图构建和动态环境中的地图构建.

参考文献(References):

- [1] THRUN S. Robotic mapping: A survey[M]//LAKEMEYER G, NEBEL B. *Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2003: 1 – 35.
- [2] 陈卫东, 张飞. 移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(3): 455 – 460.
(CHEN Weidong, ZHANF Fei. Review on the achievements in simultaneous localization and map building for mobile robot[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(3): 455 – 460.)
- [3] TORRIERI D J. Statistical theory of passive location systems[J]. *IEEE Trans on Aerospace Electron Systems*, 1984, 20(2): 183 – 198.
- [4] COX I J. Blanche—an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1991, 7(2): 193 – 204.
- [5] DELLAERT F, FOX D, BURGARD W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Detroit, MI: IEEE Press, 1999: 1322 – 1328.
- [6] CASTELLANOS J A, MONTIEL J M M, NEIRA J, et al. The SPmap: a probabilistic framework for simultaneous localization and map building[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1999, 15(5): 948 – 953.
- [7] WILLIAMS S, DISSANAYAKE G, DURRANT-WHYTE H F. Towards terrain-aided navigation for underwater robotics[J]. *Advanced Robotics*, 2001, 15(5): 533 – 550.
- [8] BURGARD W, FOX D, JANS H, et al. Sonar-based mapping of large-scale mobile robot environments using EM[C] // *Proc of the Sixteenth Int Conf on Machine Learning*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1999: 67 – 76.
- [9] THRUN S, FOX D, BURGARD W. A probabilistic approach to on-line break current mapping and localization for mobile robots[J]. *Machine Learning*, 1998, 31(1-3): 29 – 53.
- [10] MATTIES L, SHAFER S A. Error modeling in stereo navigation[J]. *IEEE J of Robotics Automatica*, 1987, 3(3): 239 – 248.
- [11] MARTIN C, THRUN S. Real-time acquisition of compact volumetric 3D maps with mobile robots[C] // *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Washington, DC: IEEE Press, 2002: 311 – 316.
- [12] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping[J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4(4): 333 – 349.
- [13] ELFES A. Sonar-based real-world mapping and navigation[J]. *IEEE J of Robotics and Automation*, 1987, 3(3): 249 – 265.
- [14] FORSYTH D A, PONCE J. 计算机视觉——一种现代方法[M]. 林学闾, 王宏, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
(FORSYTH D A, PONCE J. *Computer Vision: A Modern Approach*[M]. Translated by LIN Xueyin, WANG Hong, et al. Beijing: Electronics Industry Press, 2004.)
- [15] MORAVEC H P. Sensor fusion in certainty grids for mobile robots[J]. *AI Magazine*, 1988, 9(2): 61 – 74.

作者简介:

熊蓉 (1972—), 女, 博士研究生, 高级工程师, 主要研究方向为智能机器人, Email: rxiong@iipc.zju.edu.cn;

褚健 (1964—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为自动控制理论及应用、自动化仪表及装置;

吴俊 (1967—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为数字控制器优化有限字长实现、混合优化控制、网络化控制、模型降阶等.

下期要目

- 迭代学习控制器设计:一种有限时间死区方法..... 孙明轩, 何熊熊, 俞立
- 挠性航天器姿态机动的变结构主动振动抑制..... 胡庆雷, 刘亚秋, 马广富
- 梯度算法下RBF网的参数变化动态..... 魏海坤, 李奇, 宋文忠
- 基于对称多项式理论及吴方法求解逆变器选择性消谐多项式..... 郑春芳, 张波, 丘东元
- 动态均值-半绝对离差投资组合选择模型..... 郭福华, 邓飞其
- 有界区域上Petrowsky系统的能控性: 极小泛函方法..... 宗西举, 赵怡
- 一种炼钢-连铸生产计划一体化编制方法..... 宁树实, 王伟, 潘学军
- 基于障碍预估与概率方向权值的移动机器人动态路径规划..... 庄严, 王伟, 刘蕾
- 具有随机通讯时延的离散网络化系统的 H_∞ 滤波器设计..... 王武, 杨富文
- 一种求解全局优化问题的新混合遗传算法..... 李宏, 焦永昌, 张莉, 王宇平
- 非整数阶系统连续时间域的模拟..... 林军, POINOT Thierry, 李寿涛, TRIGEASSOU Jean-Claude
- 一种基于行为控制的两自由度机械臂智能控制器..... 叶剑, 乔俊飞, 李明爱, 阮晓钢
- 船舶航迹控制鲁棒自适应模糊设计..... 李铁山, 杨盐生, 洪碧光, 秦永祥
- PPR型平面欠驱动机械臂点位控制研究..... 刘盛平, 陆震, 吴立成
- 对角CARIMA模型多变量广义预测控制改进算法..... 李奇安, 褚健