

一种基于线段特征的室内环境主动 SLAM 方法

武 涛¹, 孙凤池¹, 苑 晶², 黄亚楼¹

(1. 南开大学软件学院, 天津 300071; 2. 南开大学自动化系, 天津 300071)

摘要: 在 SP 模型的框架下, 从激光扫描点中提取线段特征用于描述室内环境. 提出一种基于最优控制的主动同时定位与建图方法; 该方法综合考虑系统不确定性的大小和对环境的探索程度, 为机器人确定最佳的控制输入, 使机器人能够建立精确和完整的环境地图. 在 Pioneer 3 DX 移动机器人平台上进行了实验, 实验结果验证了该方法的有效性.

关键词: 主动同时定位与建图 (SLAM); SP 模型; 线段特征; 虚拟延长线
中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

An Active SLAM Approach Based on Line Segment Feature in Indoor Environment

WU Tao¹, SUN Feng-chi¹, YUAN Jing², HUANG Ya-lou¹

(1. College of Software, Nankai University, Tianjin 300071, China;
2. Department of Automation, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: In the framework of SP model, line segment features are extracted from laser scanning points to describe the indoor environment. An active simultaneous localization and mapping approach based on the optimal control is proposed. In this method, optimal control input is determined for the robot by comprehensively considering both the degree of system uncertainty and the level of environment exploration, so the robot can build an accurate and complete map of the environment. Experiments are carried out on the Pioneer 3 DX mobile robot platform and the results are presented to demonstrate the effectiveness of the approach.

Keywords: active simultaneous localization and mapping (SLAM); symmetries and perturbations model (SP model); line segment feature; virtual extension line

1 引言 (Introduction)

室内环境是移动机器人工作的重要环境之一, 机器人如何在没有先验地图的室内环境中实现自主定位并建立精确和完整的环境地图, 这项研究具有重要的理论意义和实用价值.

由于室内环境的特点, 从激光传感器的扫描点中提取线段特征不仅能够更好地刻画环境的结构信息, 建立更高层的环境地图, 而且与点特征相比, 能够有效减少特征数目, 降低计算复杂度. 同时, 线段特征在进行数据关联时具有更强的鲁棒性, 因此, 近年来基于线段特征的 SLAM 方法不断出现. Arras 使用极坐标形式的线段特征进行定位和导航, 但由于缺乏线段端点信息, 需要结合视觉传感信息才能决定线段端点^[1]; Rodriguez-Losada 使用 SP 模型表

示线段特征, 将端点信息加入系统状态, 使得线段长度能够通过扩展的卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 算法进行更新, 而不需要依赖其他传感器^[2].

为了使移动机器人具有自主的环境探索能力, 需要有相应的主动策略引导机器人运动. 文 [3] 给出一种基于边界点的探索策略, 它采用边缘检测的算法从系统维护的栅格地图中寻找边界以引导机器人向未知区域运动. 在室内环境中, 由于墙壁的遮挡, 建立和维护栅格地图会使问题变得复杂. 文 [4] 采用最优控制的方法, 通过离散控制输入, 评价其对系统不确定性和新增探索面积的影响, 使机器人选择最优的控制输入执行, 取得了良好的建图效果, 但是机器人在运动过程中可能陷入局部区域.

本文对室内环境中的定位与建图问题进行了深

入分析, 采用线段特征描述环境, 通过 EKF 算法对系统状态进行估计, 并将最优控制的思想引入机器人的主动探索策略中, 根据线段特征的特点, 提出一种描述环境探索程度的评价标准, 它和系统的不确定性度量相结合构成了最优控制的目标函数. 为了解决机器人陷入局部区域的问题, 在需要的时候, 使机器人根据已建立的环境地图沿墙壁运动, 脱离局部区域继续对未知环境进行探索.

2 系统建模 (System modelling)

SP 模型将对称理论和概率理论相结合, 能够表示不同的几何实体 (点、线和平面等). 在 SLAM 领域, SP 模型多被用于不同类型特征的融合, 另外在处理线段和平面等复杂特征时, 它能够避免奇异问题, 因此本文采用 SP 模型对系统进行建模^[5]. 基于 SP 模型, 机器人的表示形式为:

$$S_R = \left\{ \hat{\mathbf{X}}_R \quad \mathbf{d}_R \quad \mathbf{C}_R \quad \mathbf{B}_R \right\} \quad (1)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_R = \begin{bmatrix} \hat{x}_R & \hat{y}_R & \hat{\theta}_R \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{p}_R = \mathbf{B}_R \mathbf{d}_R \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_R = \hat{\mathbf{X}}_R \oplus \mathbf{d}_R \quad (4)$$

其中, S_R 是表示机器人状态的四元组, $\hat{\mathbf{X}}_R$ 表示机器人的估计位姿, \mathbf{d}_R 表示机器人的误差向量, \mathbf{p}_R 表示扰动向量, \mathbf{C}_R 表示扰动向量的协方差矩阵, \mathbf{B}_R 表示机器人的绑定矩阵 (binding matrix), “ \oplus ” 表示复合运算 (compound operation), \mathbf{X}_R 表示机器人的实际位置, 可以通过复合机器人的估计位姿和误差向量得到^[6].

线段特征通过线段的中点和长度表示, 同时引入辅助变量 α 和 β 处理线段端点. α 用以区分线段的端点是真实的环境端点 (实端点) 还是由于传感器观测范围存在限制而产生的端点 (虚端点), 当线段端点是实端点 (如墙角) 时, α 取值为 1; 当线段端点是虚端点时, α 取值为 0. β 用以区分线段的左右端点, 当线段端点是左端点时 β 取 -1, 当线段端点是右端点时 β 取 1. 因此, 线段特征的四元组表示形式为:

$$S_S = \left\{ \hat{\mathbf{X}}_S \quad \mathbf{d}_S \quad \mathbf{C}_S \quad \mathbf{B}_S \right\} \quad (5)$$

其中

$$\hat{\mathbf{X}}_S = \begin{bmatrix} \hat{r}_S & \hat{L}_S & \alpha_{S,l} & \alpha_{S,r} \\ \hat{x}_S & \hat{y}_S & \hat{\theta}_S & \hat{L}_S & \alpha_{S,l} & \alpha_{S,r} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{p}_S = \mathbf{B}_S \mathbf{d}_S = \begin{bmatrix} p_{S,y} & p_{S,\theta} & \alpha_{S,l} p_{S,l} & \alpha_{S,r} p_{S,r} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_S &= \hat{\mathbf{X}}_S \odot \mathbf{d}_S \\ &= \begin{cases} \mathbf{r}_S = \hat{r}_S \oplus \begin{bmatrix} 0 \\ p_{S,y} \\ p_{S,\theta} \end{bmatrix} \oplus \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \sum_{e=l,r} \alpha_{S,e} p_{S,e} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ L_S = \hat{L}_S + \sum_{e=l,r} \beta_{S,e} \alpha_{S,e} p_{S,e}, \beta \in \{-1, 1\} \end{cases} \quad (8) \end{aligned}$$

为提取式 (5) 中的线段特征参数, 本文在直线回归算法^[7]的基础上, 加入相应的预处理和后处理过程, 具体计算步骤如下:

1) 对传感器数据进行预处理, 根据激光传感器的观测范围对原始数据进行过滤, 并按照扫描点的连续性将其分割成不同的部分.

2) 对于每个部分, 采用直线回归算法, 提取以极坐标形式表示的线段特征.

3) 对提取的线段特征进行筛选, 如果线段特征和传感器激光束的方向夹角很小, 则认为它是不可靠的特征, 将其去除.

4) 根据激光扫描点的分布特性判断线段特征的端点类型.

5) 利用误差传递的原理, 根据线段特征的极坐标形式, 计算式 (5) 中线段特征参数.

3 基于线段特征的地图创建 (Map building based on the line segment feature)

3.1 机器人运动

根据里程计读数构造 $k-1$ 时刻到 k 时刻机器人状态变化的四元组, 则可以预测 k 时刻机器人的状态并对系统的协方差矩阵进行更新. 由于相对位移的误差是不可测的, 因此假设其服从均值为 0 的高斯分布.

$$S_{R_{k-1}R_k} = \left\{ \hat{\mathbf{X}}_{R_{k-1}R_k} \quad \mathbf{d}_{R_{k-1}R_k} \quad \mathbf{C}_{R_{k-1}R_k} \quad \mathbf{B}_{R_{k-1}R_k} \right\} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{R_{k-1}R_k} = \hat{\mathbf{X}}_{R_{k-1}} \oplus \hat{\mathbf{X}}_{R_{k-1}R_k} \quad (10)$$

$$\mathbf{d}_{R_{k-1}R_k} = \mathbf{d}_{R_{k-1}} \oplus \hat{\mathbf{X}}_{R_{k-1}R_k} \approx \mathbf{J}_{R_{k-1}R_k} \mathbf{d}_{R_{k-1}}$$

$$\mathbf{C}_{k^-} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{R_k R_{k-1}} \mathbf{C}_{R_{k-1}} \mathbf{J}_{R_k R_{k-1}}^T + \mathbf{C}_{R_{k-1}R_k} & \mathbf{J}_{R_k R_{k-1}} \mathbf{C}_{RF_{k-1}} \\ \mathbf{C}_{RF_{k-1}} \mathbf{J}_{R_k R_{k-1}}^T & \mathbf{C}_{F_{k-1}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{d}_{R_{k-1}R_k} \sim N(0, \mathbf{C}_{R_{k-1}R_k})$, $\mathbf{J}_{R_k R_{k-1}}$ 表示 $\mathbf{d}_{R_{k-1}R_k}$ 对 $\mathbf{d}_{R_{k-1}}$ 的偏导. 由于机器人的运动不会对线段特征造成影响, 因此线段特征的扰动向量和协方差矩阵都保持不变.

3.2 线段特征的匹配

在没有不确定性的情况下, 如果观测 O_j 和已有特征 F_i 是匹配的, 则可以建立如下隐式观测方程:

$$f_{F_i, O_j}(\mathbf{p}_{F_i}, \mathbf{p}_{O_j}) = 0 \quad (12)$$

由于系统不确定性的存在, 使用最近邻匹配的方法寻找匹配对, 引入马氏距离衡量观测与特征的匹配程度. 对于每个观测, 在满足指定置信度的条件下, 选择与之距离最近的特征作为匹配对.

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{F_i, O_j}^R &= \frac{\partial f_{F_i, O_j}}{\partial \mathbf{p}_R}, & \mathbf{H}_{F_i, O_j}^{F_i} &= \frac{\partial f_{F_i, O_j}}{\partial \mathbf{p}_{F_i}}, & \mathbf{G}_{F_i, O_j} &= \frac{\partial f_{F_i, O_j}}{\partial \mathbf{p}_{O_j}} \\ \mathbf{H}_{F_i, O_j} &= \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{F_i, O_j}^R & 0 & \cdots & \mathbf{H}_{F_i, O_j}^{F_i} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \\ D_{F_i, O_j} &= \hat{\mathbf{f}}_{F_i, O_j}^T (\mathbf{H}_{F_i, O_j} \mathbf{C} \mathbf{H}_{F_i, O_j}^T + \mathbf{G}_{F_i, O_j} \mathbf{C}_{O_j} \mathbf{G}_{F_i, O_j}^T)^{-1} \hat{\mathbf{f}}_{F_i, O_j} \end{aligned} \quad (13)$$

其中 \mathbf{C} 表示系统协方差矩阵, \mathbf{C}_{O_j} 表示观测 O_j 的协方差矩阵.

3.3 特征更新和添加

根据匹配结果, 利用观测值对匹配上的特征进行更新, 并将未匹配上的观测视为新特征添加到系统状态中, 即系统状态向量扩维. 值得注意的是, 对于成功匹配的特征对, 需要进一步判断是否对系统状态进行扩维, 当观测的端点是实端点而相匹配的特征端点是虚端点时, 需要向系统状态中插入端点信息, 具体过程与添加新特征类似.

3.4 线段合并和中心化

在定位与建图的过程中, 实际环境中的一个完整的线段特征 (如一面墙) 可能会被分成多个线段特征, 这样一方面会影响建图效果, 另一方面, 会导致系统维数增多, 加重运算负担. 因此, 需要对这些线段特征进行合并. 合并时, 把每个特征作为一个虚拟观测, 与其它特征进行最近邻匹配检验, 如果存在匹配对, 则采用与特征更新相同的方法进行合并.

此外, 为了避免误差传递, 需要对系统状态进行中心化处理, 以保证系统的扰动向量服从零均值的高斯分布.

$$\hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}_R \\ \hat{\mathbf{X}}_F \end{bmatrix}, \quad \mathbf{p} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_R \\ \mathbf{p}_F \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_R & \mathbf{C}_{RF} \\ \mathbf{C}_{FR} & \mathbf{C}_F \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{X}}' = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}'_R \\ \hat{\mathbf{X}}'_F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}_R \oplus \mathbf{B}_R^T \mathbf{p}_R \\ \hat{\mathbf{X}}_F \oplus \mathbf{B}_F^T \mathbf{p}_F \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{p}' = 0, \quad \mathbf{C}' = \mathbf{Q} \mathbf{C} \mathbf{Q}^T \quad (16)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_R \mathbf{J}_{2\oplus}^{-1} \{ \mathbf{B}_R^T \mathbf{p}_R, 0 \} \mathbf{B}_R^T & 0 \\ 0 & \mathbf{B}_F \mathbf{J}_{2\oplus}^{-1} \{ \mathbf{B}_F^T \mathbf{p}_F, 0 \} \mathbf{B}_F^T \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中, 式 (14) 表示中心化前的系统状态, 式 (15)~(17) 表示中心化过程.

4 基于线段特征的主动 SLAM (Active SLAM based on the line segment feature)

4.1 目标函数

为了实现机器人自主探索环境, 需要使用合适的主动策略引导机器人的运动. 在定位与建图过程中, 系统的不确定性是一项重要指标, 当系统不确定性不断增大而导致 EKF 算法无法收敛时, 就可能造成建图失败, 因此必须将系统的不确定性保持在较低的水平. 另一方面, 过度追求建图精度会导致机器人陷入局部区域, 无法探索更多的未知区域. 同时, 在室内环境中会存在一些凹陷的区域, 必须对这些区域进行充分探索才可以建立完整的环境地图, 因此也需要一项指标来衡量机器人对环境的探索程度. 本文采用基于最优控制的方法, 离散化机器人可选的控制输入, 对于每种控制输入使用上述两项指标进行评价, 选择最优的控制输入执行.

参照文 [8], 系统不确定性的一种量化描述方式如下:

$$J_1 = \frac{U_{\min}(\mathbf{C})}{U(\mathbf{C}_k)} \quad (18)$$

其中

$$\begin{aligned} U(\mathbf{C}_k) &= \pi \prod_{j=1}^3 \sqrt{\lambda_j(\mathbf{C}_{R_k})} + \pi \sum_{i=1}^m \frac{\dim(\mathbf{C}_{i_k})}{\prod_{j=1}^m \sqrt{\lambda_j(\mathbf{C}_{i_k})}} \\ &= \pi \sqrt{\det(\mathbf{C}_{R_k})} + \pi \sum_{i=1}^m \sqrt{\det(\mathbf{C}_{i_k})} \end{aligned} \quad (19)$$

$\lambda(\mathbf{C}_{R_k})$ 和 $\lambda(\mathbf{C}_{i_k})$ 分别表示机器人协方差子阵和线段特征 i 协方差子阵的特征值, n 表示线段特征总数. $U_{\min}(\mathbf{C})$ 表示定位与建图不确定性的下界, 一般可简化为传感器观测模型的不确定性.

可以从两个方面来描述基于线段特征的环境探索程度.

一方面是虚拟延长线与已知线段特征总长度的比值. 对于一个线段特征而言, 它的虚拟延长线定义为机器人在下一时刻的观测对该线段延长的部分, 如图 1 所示, 虚拟延长线越长, 意味着对未知环境的探索程度越高. 该比值可以表示为:

$$J_{2,1} = \frac{\sum_{j=1}^m V_k(j)}{\sum_{i=1}^m L_{k-1}(i)} \quad (20)$$

其中 $L_{k-1}(i)$ 表示当前时刻线段特征 i 的长度, $V_k(j)$ 是下一时刻线段特征 j 虚拟延长线的预测长度.

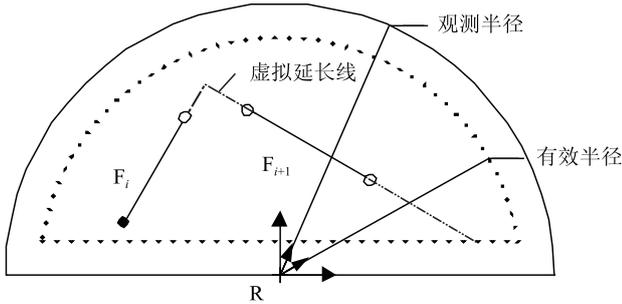


图 1 线段特征的虚拟延长线

Fig.1 Virtual extension line of line segment features

另一方面是系统的实端点增加率. 一个线段特征的虚端点变成了实端点, 同样提高了对环境的探索程度. 当机器人在凹陷区域, 例如在角落中运动时, 利用以下优化项可使机器人进行细致的探索以保证建图的完整性:

$$J_{2,2} = \frac{\sum_{i=1}^m N_{k-}(i) - \sum_{i=1}^m N_{k-1}(i)}{2m} \quad (21)$$

其中 $N_{k-1}(i)$ 和 $N_{k-}(i)$ 分别表示线段特征 i 在当前时刻的实端点个数和下一时刻预测的实端点个数.

综上所述, 最优控制的目标函数可以表示成如下形式:

$$J = \omega_1 \lg J_1 + \omega_{2,1} \lg J_{2,1} + \omega_{2,2} \lg J_{2,2} \quad (22)$$

$$\mathbf{u}_{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{u} \in \text{avail}(\mathbf{u})} J(\mathbf{u})$$

其中 $\text{avail}(\mathbf{u})$ 表示机器人允许的控制输入.

4.2 局部陷阱的处理

由于室内环境的结构比较复杂, 机器人可能在探索过程中进入一个房间或者较深的走廊, 此时最优控制的目标函数中, $J_{2,1}$ 和 $J_{2,2}$ 可能始终为 0, 从而导致机器人陷入局部区域无法脱离. 此时应该让机器人根据已建立的环境地图采取沿墙壁运动的方式, 直到发现新的线段特征或对已有的线段特征有较多的延长, 再采用最优控制的方法引导机器人完成探索. 假设机器人当前已经陷入局部区域, 处理方法如下:

1) 选择被跟踪特征, 要求该线段特征距离机器人最近, 同时机器人在该线段特征上的投影点落在两个端点之间, 然后根据到达未探索区域的导航代价决定机器人的运动方向.

2) 离散可选的控制输入, 预测下一时刻机器人的位置. 如果其在被跟踪特征上的投影点距离线段的端点(逆时针方向运动时为左端点, 顺时针方向运动时为右端点)小于指定阈值, 则选择与当前被跟踪特征邻接的线段作为新的被跟踪特征(逆时针

方向运动时选择与左端点邻接的线段, 顺时针方向运动时选择与右端点邻接的线段), 重复步骤 2); 否则, 继续步骤 3).

3) 将被跟踪特征附体坐标系的 x 轴沿着 y 轴负方向平移合适的距离作为机器人的跟踪线, 选择能够使机器人趋近跟踪线的控制输入执行, 如果无法找到合适的控制输入, 则机器人原地旋转调整姿态.

4) 检查机器人是否已经脱离局部陷阱, 如果已经脱离则停止沿墙运动, 使用最优控制方法进行探索, 否则执行步骤 2).

5 实验和分析 (Experiment and analysis)

为验证上述算法, 在 Pioneer 3 DX 机器人(见图 2)平台上进行实验, 该机器人携带 SICK LMS200 激光传感器. 在实验中, 机器人采用走—停交替的方式运行, 控制节拍取 0.1 s, 观测节拍取 4 s, 最大线速度为 0.15 m/s, 最大角速度为 0.17 rad/s, 激光传感器的观测范围取 6 m, 扫描范围为 $[-90^\circ, 90^\circ]$. 实验场地为大楼的走廊环境, 其平面结构如图 3 所示.

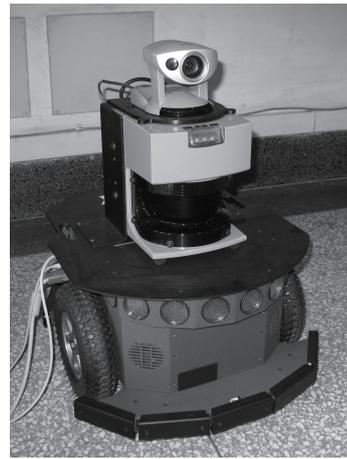


图 2 Pioneer 3 DX 机器人平台

Fig.2 Pioneer 3 DX robot platform

图 4 和图 5 分别为机器人采用漫游方式和主动 SLAM 建立的环境地图. 在漫游方式中, 机器人如果没有遇到障碍物就一直向前运动, 随着机器人的运动, 定位与建图的误差和不确定性不断增大, 因此很难建立精确完整的环境地图, 而在主动 SLAM 中, 机器人受最优控制方法的引导, 系统的误差和不确定性都保持在较低的水平, 通常能够建立精确完整的环境地图. 图 5 中点画线表示机器人沿墙运动的轨迹; 图 6 表示机器人定位误差的变化情况, 使用真实位置和估计位置的距离衡量误差; 图 7 为系统不确定性的变化情况, 使用系统协方差矩阵迹

的平均值来衡量不确定性。

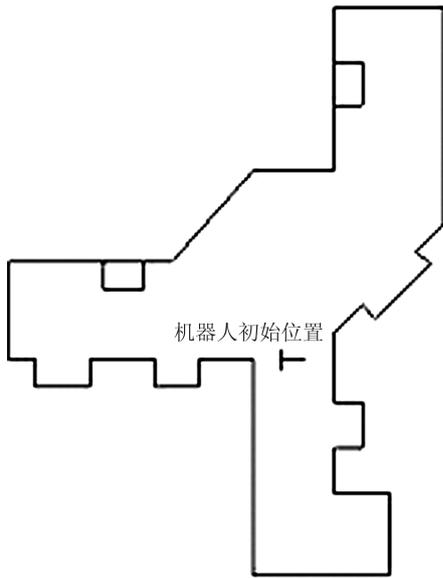


图 3 实验场地平面图

Fig.3 The floor plan of experiment workspace

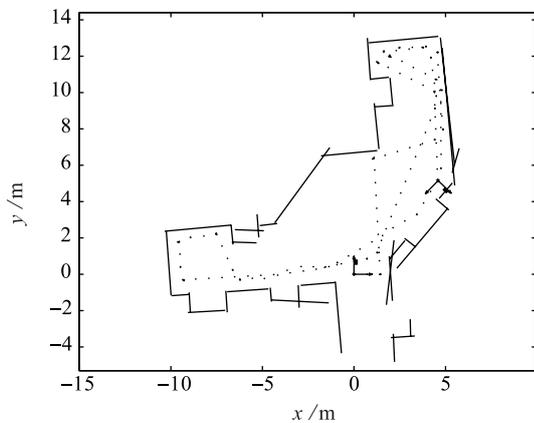


图 4 采用漫游方式建立的环境地图

Fig.4 Mapping using wandering motion

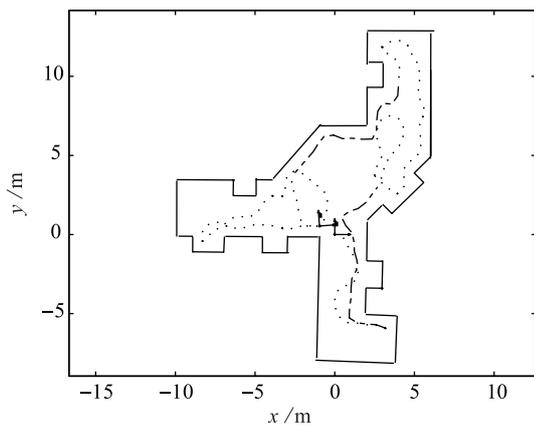


图 5 使用主动 SLAM 建立的环境地图

Fig.5 Mapping using active SLAM

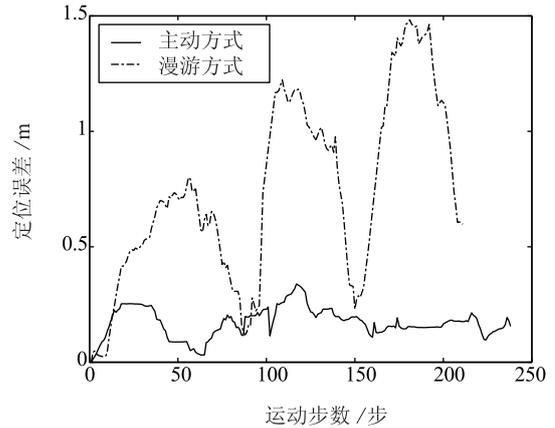


图 6 机器人定位误差

Fig.6 Localization error of the robot

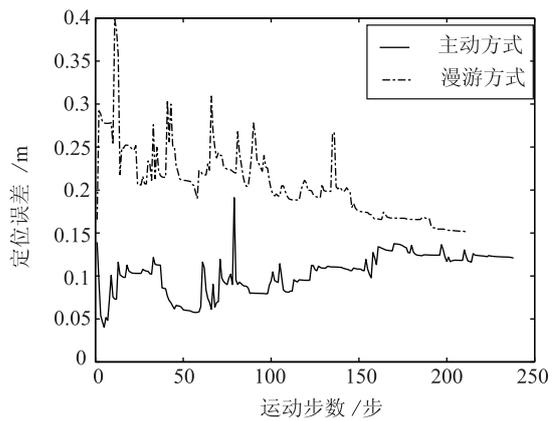


图 7 系统不确定性

Fig.7 The uncertainty of the system

6 结论 (Conclusion)

本文提出了一种基于线段特征的主动同时定位与建图方法. 根据线段特征的特点, 采用虚拟延长线的比重和系统的实端点增加率描述环境的探索程度, 配合系统的不确定性度量, 构成了主动探索方法的核心, 实现了机器人在未知环境中高效的自主探索, 并借助线段特征准确地构建了结构信息丰富的高层室内环境地图.

参考文献 (References)

- [1] Arras K O. Feature-based Robot Navigation in Known and Unknown Environments[D]. Lausanne, Swiss: EPFL, 2003.
- [2] Rodriguez-Losada D, Matia F. Integrating segments and edges in feature-based SLAM[DB/OL]. <http://www.ics.forth.gr/webfair/papers/icar2003.pdf>, 2003/2008.
- [3] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration [A]. Proceedings of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997. 146~151.

表 2 检验集识别结果

Tab.2 Recognition results of checked samples

检验对象	识别准确率
球体	95%
三棱柱	97%
四棱柱	94%
椭球体	98%

6 结论 (Conclusion)

本文从硬件组成和软件体系结构两方面对一个水下光视觉目标识别系统的构建进行了论述,并将预处理、图像分割以及特征提取和识别模块有机地结合起来,完成了一整套水下光视觉系统的软、硬件设计.从水槽试验结果来看,该实时系统识别速度为每幅图像用时 0.5 s,满足实时处理的工程要求.对于不同的水下环境,该系统具有较强的抗光线干扰能力和较高的准确度.

参考文献 (References)

- [1] Kia C, Arshad M R. Robotics vision-based heuristic reasoning for underwater target tracking and navigation[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2005, 2(3): 245~250.
- [2] Cufi X, Garcia R, Ridao P. An approach to vision-based station keeping for an unmanned underwater vehicle[A]. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002. 799~804.
- [3] Balasuriya A, Ura T. Vision-based underwater cable detection and following using AUVs[A]. Proceedings of the Oceans 2002 Conference and Exhibition[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002. 1582~1587.

- [4] 刘进, 张天序. 图像不变矩的推广 [J]. 计算机学报, 2004, 27(5): 668~674.
Liu Jin, Zhang Tian-xu. The generalization of moment invariants[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(5): 668~674.
- [5] Yap P T, Paramesran R, Ong S H. Image analysis by krawtchouk moments[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1367~1377.
- [6] Hu M K. Visual-pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179~187.
- [7] Mao K Z, Tan K C, Ser W. Probabilistic neural-network structure determination for pattern classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(4): 1009~1016.
- [8] Cerqueira J J F, Palhares A G B, Madrid M K. A simple adaptive back-propagation algorithm for multilayered feedforward perceptrons[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002. 590~595.
- [9] de Castro L N, Timmis J I. Artificial immune systems as a novel soft computing paradigm[J]. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2003, 7(8): 526~544.
- [10] 罗小平, 韦巍. 一种基于生物免疫遗传学的新优化方法 [J]. 电子学报, 2003, 31(1): 59~62.
Luo Xiao-ping, Wei Wei. A new optimization method on immunogenetics[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(1): 59~62.

作者简介:

- 唐旭东 (1983-), 男, 博士生. 研究领域: 水下机器人智能控制, 模式识别.
- 朱 炜 (1979-), 男, 博士生. 研究领域: 水下图像处理, 目标识别, 群体优化.
- 庞永杰 (1955-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 水下机器人设计, 运动仿真.

(上接第 170 页)

- [4] Liu Y, Sun F C, Tao T, *et al.* A solution to active simultaneous localization and mapping problem based on optimal control[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007. 314~319.
- [5] Castellanos J A, Montiel J M M, Neira J, *et al.* The SPmap: A probabilistic framework for simultaneous localization and map building[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(5): 948~952.
- [6] Smith R, Self M, Cheeseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[DB/OL]. <http://www-robotics.usc.edu/~maja/teaching/cs584/papers/smith90stochastic.pdf>.

- [7] Nguyen V, Martinelli A, Tomatis N, *et al.* A comparison of line extraction algorithms using 2D laser rangefinder for indoor mobile robotics[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005. 1929~1934.
- [8] Feder H J S, Leonard J J, Smith C M. Adaptive mobile robot navigation and mapping[J]. The International Journal of Robotics Research, 1999, 18(7): 650~668.

作者简介:

- 武 涛 (1985-), 男, 硕士生. 研究领域: 智能控制.
- 孙凤池 (1973-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 智能控制, 模式识别, 嵌入式系统.