

文章编号: 1000-8152(2009)04-0433-06

基于陆标动态配置的移动机器人主动探索

苑晶¹, 黄亚楼^{1,2}, 孙凤池²

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

摘要: 针对无预置陆标的环境, 研究移动机器人动态在线配置陆标问题及基于此的主动探索. 首先, 提出陆标动态在线配置准则, 并分析陆标配置对机器人定位与建图的影响; 然后基于扩展的卡尔曼滤波器, 将机器人的主动探索转化为多目标最优控制问题, 优化目标包含 3 个部分, 分别对应定位与建图的准确性、机器人预期探索的新区域大小和陆标配置对定位与建图的影响, 机器人选取最优化目标函数的控制输入以实现准确的定位、建图和对环境的充分探索; 最后对陆标进行有效的增补和去冗余. 仿真结果表明该方法的有效性.

关键词: 陆标配置; 主动探索; 扩展的卡尔曼滤波器; 多目标优化

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A

Mobile robot active exploration based on dynamic deployment of landmarks

YUAN Jing¹, HUANG Ya-lou^{1,2}, SUN Feng-chi²

(1. Department of Automation, Nankai University, Tianjin 300071, China;

2. College of Software, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: The on-line dynamic deployment of landmarks and the active exploration in environment without pre-placed landmarks are investigated. Firstly, the rules for landmark deployment are proposed and the effect of the deployed landmarks is analyzed. Secondly, based on the extended Kalman filter (EKF), we convert the active exploration into a problem of multi-objective optimal control, in which the objective function includes three parts, i.e. the accuracy of localization and mapping, the predictive area of the unknown environment to be explored by the robot, and the information obtained from the deployed landmarks. The robot employs the control inputs that optimize the objective function such that the accurate map building and the complete exploration are realized. Afterwards, the supplementation and the redundancy elimination for landmarks are implemented. Finally, the simulation is presented to show the effectiveness of our approach.

Key words: landmark deployment; active exploration; extended Kalman filter; multi-objective optimization

1 引言 (Introduction)

随着移动机器人研究与应用的不断发展, 同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)已成为移动机器人导航领域的热点问题, 其研究已面向于各种不同的环境, 如室内环境、室外环境、水下环境等.

目前, 有关SLAM的研究已取得了一些成果, 但是仍存在如下局限性和亟待解决的问题.

第一, SLAM研究的假设在很多情况下是不满足的. 现有SLAM的研究均假设环境中存在足够多的事先预置的陆标或客观存在的简单几何特征, 然而, 对于真正意义上的未知环境, 往往无法事先预置陆标,

且环境中没有充足的易于提取的几何特征.

第二, 机器人运动方式的非主动问题. 现有方法中机器人通常以随机方式^[1,2]或按预先指定路径的方式^[3,4]探索环境. 对于前者, 机器人的控制输入是随机选取的, 因此建图存在盲目、低效的缺陷. 对于后者, 假设在机器人进入环境前已离线规划出了一条简单路径(例如贯穿于环境的直线或圆), 机器人进入环境后跟踪该路径完成定位与建图. 然而, 这种假设很大程度上与环境的未知性相矛盾, 且机器人跟踪预先指定的路径时, 不能保证所有陆标都被观测到, 因此建图是不完全的.

针对第2个问题, 相关研究者提出了基于EKF的

收稿日期: 2008-01-08, 收修改稿日期: 2008-06-18.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60605021, 60805031); 国家863计划资助项目(2006AA04Z223); 教育部高等学校博士点科研基金新教师项目(200800551015).

自适应SLAM方法^[5],即机器人每一步选择主动的运动方式,使得下一步预测的定位与建图的准确性最高.然而,该方法假设机器人每一时刻都能够观测到环境中的所有陆标,因此无法适用于陆标数目较多的大规模环境,而文[6]研究了文[5]中提出的主动SLAM的多步优化求解.

本文面向无预置陆标(或特征不充足)的环境,深入地开展移动机器人主动探索的研究,由机器人自带陆标进入环境,根据定位与建图的需要自主在线动态配置陆标,并利用配置的陆标完成定位与建图,实现陆标配置、定位与建图三者同时在线完成.

2 基于EKF的SLAM(EKF-Based SLAM)

假设系统状态为 $X(k) = [X_r^T(k), X_m^T(k)]^T$,其中 $X_r(k) = [x_r(k), y_r(k), \theta_r(k)]^T$ 为机器人位姿, $X_m(k) = [X_1^T(k), \dots, X_N^T(k)]^T = [x_1(k), y_1(k), \dots, x_N(k), y_N(k)]^T$ 为陆标位置, N 为陆标数目,SLAM问题即为估计 $X(k)$.

假设系统运动模型为

$$X(k+1) = f(X(k), u(k), v(k)). \quad (1)$$

传感器观测模型为

$$Z(k+1) = h(X(k+1)) + w(k). \quad (2)$$

其中 $v(k)$ 和 $w(k)$ 均为独立的零均值高斯白噪声,其协方差矩阵分别为 $Q(k)$ 和 $R(k)$.

基于EKF的SLAM分为预测和更新两步.

在第 k 时刻,机器人使用(3)~(5)进行预测:

$$\hat{X}(k+1|k) = f(\hat{X}(k|k), u(k), 0), \quad (3)$$

$$P(k+1|k) = \nabla_X f \cdot P(k|k) \cdot \nabla_X^T f + \nabla_u f \cdot Q(k) \cdot \nabla_u^T f, \quad (4)$$

$$Z(k+1|k) = h(\hat{X}(k+1|k)), \quad (5)$$

其中: $P(k|k)$ 为 $X(k|k)$ 的协方差, $\nabla_X f$ 为Jacobian矩阵.

在第 $k+1$ 时刻,利用观测 $Z(k+1)$ 进行更新:

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + W(k+1) \cdot \gamma(k+1), \quad (6)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1) \cdot S_{\gamma\gamma}(k+1|k) \cdot W^T(k+1). \quad (7)$$

其中

$$\gamma(k+1) = Z(k+1) - \hat{Z}(k+1|k),$$

$$S(k+1|k) = \nabla_X h \cdot P(k+1|k) \cdot \nabla_X^T h + R(k+1),$$

$$W(k+1) = P(k+1|k) \cdot \nabla_X^T h \cdot S^{-1}(k+1|k).$$

本文采用差分驱动的两轮移动机器人模型和激光传感器模型^[6].

3 陆标配置(Landmark deployment)

本文选取无预置陆标(特征)的环境作为研究对象,其研究结果可直接应用于陆标(特征)不充足的环境.主动探索的目标在于当机器人第1次进入环境时根据需要动态在线配置陆标,并完成定位和对陆标位置的估计.此后,若机器人再次进入环境作业,则可直接利用第1次的探索结果进行定位.

首先,给出如下准则,用于指导陆标配置.

准则1 若机器人观测不到任何陆标,则立即配置陆标;

准则2 若配置陆标后能够明显提高定位与建图的准确性,则配置陆标;

准则3 配置的陆标要尽可能充分覆盖环境;

准则4 陆标配置要尽可能减小冗余.

其中,准则1是为了使机器人及时地配置陆标作为运动的参照物,以免“迷失”方位;准则2表示机器人运动到某一位置 O_r 进行预测,若在 O_r 配置一个陆标,在此后若干步的运动过程中由于观测到该陆标而使得定位与建图的不确定性显著降低,则在 O_r 配置陆标,否则不配置陆标;准则3表示配置的陆标应尽可能分布在整个环境中,以便机器人在环境中任一位置都能利用陆标进行定位;准则4表示陆标配置尽可能充分的同时也要尽可能减小冗余,因为冗余的陆标会增加机器人在线运算的负担.

由于误差累计问题,若机器人较长时间内观测不到陆标,则定位与建图的不确定性将迅速增大,导致建图协方差发散.因此,定位与建图的准确性成为SLAM问题最重要的评价指标.下面给出陆标配置对定位与建图准确性影响的结论.

命题 假设在某一时刻 k 之前机器人已配置陆标集 $L(k) = \{l_i, i = 1, 2, \dots, N_k\}$,当机器人在 k 时刻配置新陆标 $l_j (j = N_k + 1)$ 后,若 $k+1$ 时刻机器人能够观测到该陆标,则机器人定位以及对 $L(k)$ 建图的协方差总小于不配置陆标 l_j 时定位与建图的协方差,即 $P'(k+1|k+1) < P(k+1|k+1)$.其中

$$P(k+1|k+1) = \begin{bmatrix} P_{rr}(k+1|k+1) & P_{rm}(k+1|k+1) \\ P_{mr}(k+1|k+1) & P_{mm}(k+1|k+1) \end{bmatrix}_{(2N_k+3) \times (2N_k+3)}$$

为 k 时刻不配置新陆标时 $k+1$ 时刻系统的协方差,

$$\bar{P}(k+1|k+1) =$$

$$\begin{bmatrix} P'(k+1|k+1) & B(k+1|k+1) \\ B^T(k+1|k+1) & A(k+1|k+1) \end{bmatrix}_{(2N_k+5) \times (2N_k+5)}$$

为 k 时刻配置新陆标后 $k+1$ 时刻的协方差.

证 若 k 时刻没有配置新陆标 l_j , 则 $k+1$ 时刻
 $P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - P(k+1|k) \cdot$

$$\nabla_X h^T \cdot S^{-1} \cdot \nabla_X h \cdot P(k+1|k). \quad (8)$$

若 k 时刻配置新陆标 l_j , 则

$$\bar{P}(k|k) = \begin{bmatrix} P_{rr}(k|k) & P_{rm}(k|k) & P_{rl_j}(k|k) \\ P_{mr}(k|k) & P_{mm}(k|k) & P_{ml_j}(k|k) \\ P_{l_j r}(k|k) & P_{l_j m}(k|k) & P_{l_j l_j}(k|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P'(k|k) & B(k|k) \\ B^T(k|k) & A(k|k) \end{bmatrix}.$$

$A(k|k)$, $B(k|k)$ 为初始化的值. 初始化过程为

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_j(k|k) \\ \hat{y}_j(k|k) \end{bmatrix} = g(k) = \begin{bmatrix} \hat{x}_r(k|k) + d(k) \cdot \cos(\phi(k) + \hat{\theta}_r(k|k)) \\ \hat{y}_r(k|k) + d(k) \cdot \sin(\phi(k) + \hat{\theta}_r(k|k)) \end{bmatrix}.$$

其中 $[d(k), \phi(k)]$ 为配置的新陆标相对于机器人中心点的距离和夹角, 则

$$A(k|k) = \nabla_r g(k) \cdot P_{rr}^T(k|k) \cdot \nabla_r g^T(k),$$

$$B(k|k) = \begin{bmatrix} P_{rr}^T(k|k) \cdot \nabla_r g^T(k) \\ P_{rm}^T(k|k) \cdot \nabla_r g^T(k) \end{bmatrix}.$$

配置新陆标后

$$\nabla_X \bar{f} = \begin{bmatrix} \nabla_X f & 0 \\ 0 & I_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \nabla_X \bar{h} = \begin{bmatrix} \nabla_X h & 0 \\ C & D \end{bmatrix},$$

$$C = [\nabla_X h, 0, \dots, 0], D = \nabla_{l_j} h, \bar{Q} = \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & \bar{Q} \end{bmatrix},$$

$$\bar{P}(k+1|k+1) = \begin{bmatrix} P'(k+1|k+1) & B(k+1|k+1) \\ B^T(k+1|k+1) & A(k+1|k+1) \end{bmatrix},$$

则

$$\bar{P}(k+1|k+1) = \bar{P}(k+1|k) - \bar{P}(k+1|k) \cdot \nabla_X \bar{h}^T \cdot \bar{S}^{-1} \cdot \nabla_X \bar{h} \cdot \bar{P}(k+1|k), \quad (9)$$

$$\bar{P}(k+1|k) = \nabla_X \bar{f} \cdot \bar{P}(k|k) \cdot \nabla_X \bar{f}^T + \bar{Q}(k) =$$

$$\begin{bmatrix} P(k+1|k) & \nabla_X f \cdot B \\ B^T \cdot \nabla_X f^T & A + \bar{Q} \end{bmatrix},$$

$$\bar{P}(k+1|k) \cdot \nabla_X \bar{h}^T \cdot \bar{S}^{-1} \cdot \nabla_X \bar{h} \cdot \bar{P}(k+1|k) =$$

$$\begin{bmatrix} \bar{M}_1 \\ \bar{M}_2 \end{bmatrix} \cdot \bar{S}^{-1} \cdot [\bar{M}_1^T, \bar{M}_2^T],$$

其中:

$$\begin{bmatrix} \bar{M}_1 \\ \bar{M}_2 \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} P(k+1|k) \cdot \nabla_X h^T & P(k+1|k) \cdot C^T + \nabla_X f \cdot B \cdot D^T \\ B^T \cdot \nabla_X f^T \cdot \nabla_X h^T & B^T \cdot \nabla_X f^T \cdot C^T + (A + \bar{Q}) \cdot D^T \end{bmatrix},$$

$$\bar{S}^{-1} = (\nabla_X \bar{h} \cdot \bar{P}(k+1|k) \cdot \nabla_X \bar{h}^T + \bar{R})^{-1} =$$

$$\begin{bmatrix} S & E \\ E^T & F \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} G & H \\ H^T & J \end{bmatrix},$$

$$E = \nabla_X h^T \cdot P(k+1|k) \cdot C^T + \nabla_X f \cdot B \cdot D^T,$$

$$F = C \cdot P(k+1|k) \cdot C^T + D \cdot B^T \cdot \nabla_X f^T \cdot C^T +$$

$$C \cdot \nabla_X f \cdot B \cdot D^T + D \cdot (A + \bar{Q}) \cdot D^T,$$

$$G = S^{-1} + S^{-1} \cdot E \cdot (F - E^T \cdot S^{-1} \cdot E)^{-1} \cdot E^T \cdot S^{-1},$$

$$H = -S^{-1} \cdot E \cdot (F - E^T \cdot S^{-1} \cdot E)^{-1},$$

$$J = (F - E^T \cdot S^{-1} \cdot E)^{-1}.$$

令

$$\bar{M}_{11} = P(k+1|k) \cdot \nabla_X h^T,$$

$$\bar{M}_{12} = P(k+1|k) \cdot C^T + \nabla_X f \cdot B \cdot D^T,$$

则

$$\bar{M}_1 \cdot \bar{S}^{-1} \cdot \bar{M}_1^T =$$

$$P(k+1|k) \cdot \nabla_X h^T \cdot S^{-1} \cdot \nabla_X h \cdot P(k+1|k) + \Delta P.$$

其中

$$\Delta P =$$

$$[I - P(k+1|k) \cdot \nabla_X h^T \cdot S^{-1} \cdot \nabla_X h] \cdot [P(k+1|k) \cdot C^T + \nabla_X f \cdot B \cdot D^T] \cdot (F - E^T \cdot S^{-1} \cdot E)^{-1} \cdot [P(k+1|k) \cdot C^T + \nabla_X f \cdot B \cdot D^T]^T \cdot [I - P(k+1|k) \cdot \nabla_X h^T \cdot S^{-1} \cdot \nabla_X h]^T. \quad (10)$$

因为 \bar{S} 为对称正定阵, 所以 \bar{S}^{-1} 也为对称正定阵, 则 $J > 0$, 因此 $\Delta P > 0$, 则

$$P'(k+1|k+1) =$$

$$P(k+1|k) - \bar{M}_1 \cdot \bar{S}^{-1} \cdot \bar{M}_1^T =$$

$$P(k+1|k+1) - \Delta P <$$

$$P(k+1|k+1).$$

由此可知, 配置新陆标 l_j 后, 系统状态的协方差小于不配置新陆标时的协方差, 因此命题成立.

证毕.

上述命题说明, 无论在什么位置配置新陆标, 都会提高定位与建图的准确性. 余下的问题就是如何配置新陆标, 使定位与建图准确性提高得最明显.

4 基于陆标动态配置的主动探索(Active exploration based on dynamic landmark deployment)

在主动探索中, 陆标配置、定位和建图三者同时在线完成, 在此过程中, 机器人的运动是主动的. 将

主动探索转化为多目标最优控制, 目标函数包含三方面, 即定位与建图的准确性、机器人预期探索的新区域面积和配置新陆标对定位与建图的影响。

4.1 定位与建图准确性(Accuracy of SLAM)

使用文[5]中的方法量化定位与建图的准确性:

$$C(P(k+1|k+1)) = \pi \prod_{j=1}^3 \sqrt{\lambda_j(P_{rr}(k+1|k+1))} + \pi \sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^2 \sqrt{\lambda_j(P_{ii}(k+1|k+1))}. \quad (11)$$

其中 $\lambda_j(P_{rr}(k+1|k+1))$ 和 $\lambda_j(P_{ii}(k+1|k+1))$ 分别表示机器人位姿协方差 $P_{rr}(k+1|k+1)$ 和陆标位置协方差 $P_{ii}(k+1|k+1)$ 的特征根。

使用式(12)计算 $P(k+1|k+1)$:

$$P(k+1|k+1) = [P^{-1}(k+1|k) + \nabla_X h^T R^{-1}(k+1) \cdot \nabla_X h]^{-1}. \quad (12)$$

4.2 机器人预期探索的新区域面积(Predictive new area explored by the robot)

假设传感器探测范围是以机器人中心点为圆心, 半径为 d_{\max} 的圆形区域. 借助文[7]的方法计算已探索区域和未探索区域的边界(frontier), 从而计算出机器人预期探索的新区域面积 $\text{Area}_{\text{new}}(k+1|k)$, 即机器人在第 k 步预测执行某一控制输入后, 第 $k+1$ 步所能探测到的之前未探索栅格的面积。

$$\text{Area}_{\text{new}}(k+1|k) = \text{Area}_g \cdot N_{\text{sen_new}}(k+1|k). \quad (13)$$

其中 Area_g 为每个栅格的面积, $N_{\text{sen_new}}(k+1|k)$ 为预测的机器人执行某一控制输入后传感器能够探测到的新栅格数目。

4.3 配置新陆标对定位与建图的影响(Effect of the new deployed landmark)

本文第3部分分析了配置新陆标对定位与建图的影响, 即配置新陆标后会系统状态的协方差减小 ΔP , 将 ΔP 的迹 $\text{tr}(\Delta P)$ 引入到目标函数中, 以便使陆标配置尽可能减小定位与建图的不确定性。

4.4 目标函数(Objective function)

简便起见, 假设放置陆标的位置即为当前机器人中心点的位置. 假设在第 k 步配置新陆标, 则将上述3个优化目标规一化后融合为如下目标函数:

$$J(u(k), u(k+1), \dots, u(k+H-1)) = \sum_{i=1}^H \left[\omega_1 \cdot \frac{C(P_{\min})}{C(P(k+i|k+i))} + \omega_2 \cdot \frac{\text{Area}_{\text{new}}(k+i|k+i-1)}{\text{Area}_{\max}} + \omega_3 \cdot \frac{\text{tr}(\Delta P(k+i|k+i))}{\text{tr}(P(k+i|k+i))} \right]. \quad (14)$$

其中: H 为优化步长, P_{\min} 为定位与建图协方差的

下界^[1], Area_{\max} 为机器人传感器探测圆的面积。

则最优控制输入为:

$$[u^*(k), u^*(k+1), \dots, u^*(k+H-1)] = \arg \max_{u \in U} J(u(k), u(k+1), \dots, u(k+H-1)). \quad (15)$$

其中, $U = \{u = [u_1, u_2]^T | u_{1,\min} \leq u_1 \leq u_{1,\max}, u_{2,\min} \leq u_2 \leq u_{2,\max}\}$ 表示机器人可选控制输入集。

若根据 $\{u^*(k), u^*(k+1), \dots, u^*(k+H-1)\}$ 计算出的陆标配置的影响满足

$$\sum_{i=1}^H \frac{\text{tr}(\Delta P(k+i|k+i))}{\text{tr}(P(k+i|k+i))} \geq \Delta P_{\text{threshold}},$$

则第 k 步配置陆标, 同时只将最优控制输入 $u^*(k)$ 施加给机器人, 第 $k+1$ 步时重新由(15)计算新的最优控制输入; 若根据 $\{u^*(k), u^*(k+1), \dots, u^*(k+H-1)\}$ 计算出的陆标配置的影响满足

$$\sum_{i=1}^H \frac{\text{tr}(\Delta P(k+i|k+i))}{\text{tr}(P(k+i|k+i))} < \Delta P_{\text{threshold}},$$

则第 k 步不配置陆标, 同时令 $\omega_3 = 0$, 再重新计算满足(14)前两项最优的控制输入施加给机器人. 重复上述过程, 直至将全部环境探索完毕。

当执行(15)时, 可能出现如下陷入局部区域的情况, 即机器人当前定位与建图足够准确, 并且即使增加新陆标也不会明显提高定位与建图的准确性, 同时传感器无法探测到新的未知区域, 此时采用如下避开局部探索的方法, 即当 $C(P_{mm})/N_{\text{L_deployed}} \leq C_{\text{threshold}}$ 且 $\text{Area}_{\text{new}} = 0$ 时, 让机器人朝当前距离最近的边界栅格运动, 其中 $N_{\text{L_deployed}}$ 表示目前为止已配置的陆标数, $C_{\text{threshold}}$ 为给定阈值. 若上述两个条件至少有一个不满足, 则继续执行(15)。

4.5 陆标增补与去冗余(Supplementation and the redundancy elimination)

在所有环境都已被机器人探索后进行陆标增补和去冗余. 由于机器人的传感器范围覆盖了全部环境, 因此配置的陆标基本能够分布在整个环境中. 当然, 此时环境中仍然可能存在某些局部区域缺少陆标, 机器人进入该区域后无法进行定位. 同时, 环境中还可能某些区域, 其中存在多个陆标能同时被观测到, 由于此时建图已比较准确, 因此多个陆标的存在会增加不必要的运算负担, 构成冗余。

为准确描述陆标配置准则3和4, 给出如下定义。

陆标配置的完备性 机器人进入某一区域后, 在该区域的任意位置都能观测到陆标, 则称该区域中的陆标配置是完备的。

陆标配置的无冗余性 机器人进入某一区域后, 在该区域的任意位置仅能观测到一个陆标, 则称该区域中的陆标是无冗余的。

陆标增补与去冗余的目的是使整个环境中的陆标配置是完备的且无冗余的. 为此, 采用文[8]中求

解传感网络最小覆盖集的算法进行处理, 其中传感网络节点及其探测对象分别对应于陆标和机器人. 由于传感网络最小覆盖集问题属于NP难问题, 因此文[8]中给出的是近似算法, 应用该算法进行陆标增补与去冗余可得到近似结果, 即机器人在环境中任一位置都能观测到陆标, 且观测到的陆标数目尽可能少.

假设机器人探索完全部环境时所在的位置为 O_s , 则机器人从 O_s 开始进行陆标增补与去冗余. 再假设到达 O_s 之前(包括 O_s) 机器人动态在线配置的陆标集合为 L_{active} , 从 O_s 开始需要增补的陆标集为 L_{add} (初值为空), 则给出陆标增补与去冗余算法:

- 1) 计算由 $L_{complete} = L_{active} \cup L_{add}$ 生成的环境的Voronoi划分;
- 2) 若与陆标 $l_j \in L_{complete}$ 相关联的Voronoi多边形的某一顶点不能被以陆标 l_j 为圆心, d_{max} 为半径的圆覆盖, 则假设在该顶点增补陆标 $l_{j,add}$, 并将其加入到集合 L_{add} 中;
- 3) 重复1)和2)直至 $L_{complete}$ 能够覆盖整个环境;
- 4) 执行文[8]中的冗余节点识别方法, 得到可以被去除的冗余陆标集合 $L_{redundant}$, 则真正需要增补的陆标集合为

$$L_{add_deploy} = L_{add} - (L_{add} \cap L_{redundant});$$

- 5) 机器人根据自身当前位置与 L_{add_deploy} 中陆标的距离, 依次运动到 L_{add_deploy} 中陆标对应的位置放置陆标.

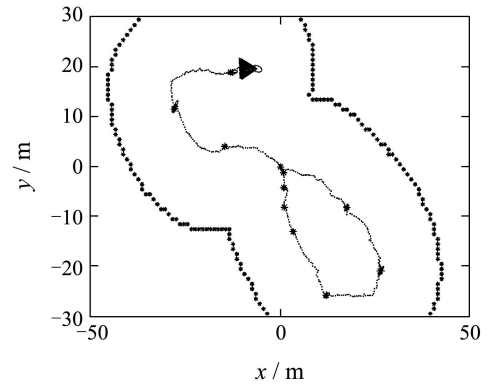
执行上述算法后, 最终环境中保留的陆标集合为 $L_{final} = L_{complete} - L_{redundant}$. 实际上, 对于真正需要去除的冗余陆标集 $L_{delete} = L_{active} \cap L_{redundant}$, 机器人只需将其标记为冗余即可, 而不需真正移除, 当机器人再次进入环境作业时, 不需要利用它们进行定位.

5 仿真(Simulation)

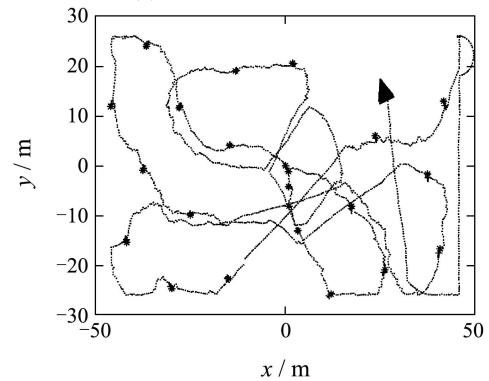
假设工作环境为 $100\text{ m} \times 60\text{ m}$ 的矩形区域, 机器人起始位姿为 $X_r(0) = [0, 0, 0]^T$, 控制周期 $T = 0.25\text{ s}$, $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 1/3$, 传感器最大探测距离为 $d_{max} = 15\text{ m}$, $Q = \text{diag}\{0.3^2, 0.3^2, 0.05^2\}$, $R = \text{diag}\{0.2^2, 0.04^2\}$, $C_{threshold} = 0.25$, $H = 3$, $\Delta P_{threshold} = 0.25$. 简便起见, 将机器人的控制输入离散化为 $u_1 = \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0\}$, 单位为 m/s , $u_2 = \{-\pi/2, -3\pi/8, -\pi/4, -\pi/8, 0, \pi/8, \pi/4, 3\pi/8, \pi/2\}$, 单位为 rad/s . 数据关联采用最近邻方法^[9].

图1给出了仿真结果, 其中“- -”表示机器人估计的运动轨迹, “*”表示配置的陆标的实际位置, 而“+”表示估计的陆标位置. 图1(a)显示了探索过程中的边界. 图1(b)为机器人探索完全部环境时的状态, 即机器人执行主动探索后的建图情况, 其中机器人共配置了23个陆标. 图1(c)中机器人增补了1个陆标 A_1 . 图1(d)中机器人去除了5个冗余陆标(图1(c)中的 $D_1 \sim D_5$). 图1中若机器人预测此后可能与环境

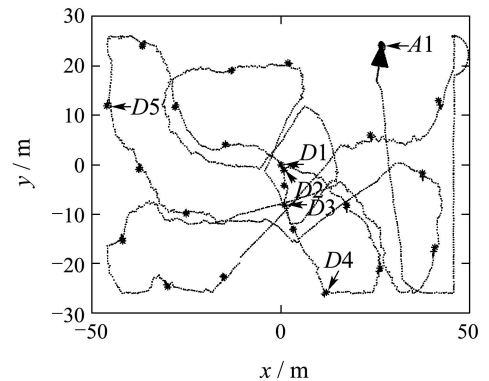
边缘发生碰撞, 则采用基于行为的避障方法, 向后转 180° 避开环境边缘.



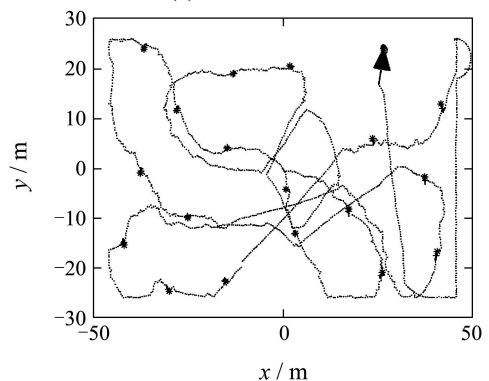
(a) 探索过程中的边界



(b) 探索完全部环境后



(c) 陆标增补后



(d) 去除冗余陆标后

图1 基于陆标动态配置的主动探索仿真结果
Fig. 1 Simulation result of active exploration

仿真表明当 $\Delta P_{\text{threshold}}$ 较小时, 机器人主动配置的陆标数目较多, 因此机器人定位与建图非常准确, 且最终几乎不需要增补陆标, 而去除的冗余陆标数目相应较多; 当 $\Delta P_{\text{threshold}}$ 较大时, 机器人主动配置的陆标和冗余陆标数目都较少, 但需要增补的陆标较多. 由于此时机器人建图过程中配置的陆标较少, 因此建图的误差和不确定性较大, 并且由于机器人最初阶段配置的陆标数目较少, 因此机器人利用这些位置准确的陆标实现闭环的机会较少, 导致当 $\Delta P_{\text{threshold}}$ 很大(大于0.4)时, 建图误差和不确定性明显大于 $\Delta P_{\text{threshold}}$ 较小(0.15 ~ 0.25)时的情况. 对于 $100\text{ m} \times 60\text{ m}$ 这样的大规模环境, $\Delta P_{\text{threshold}}$ 通常取0.20 ~ 0.25比较合适.

6 结论 (Conclusion)

本文系统地研究了未知环境探索领域中的移动机器人动态配置陆标问题和基于此的主动同时定位与建图, 通过构造合理的目标函数, 使机器人的探索行为不仅优化了定位与建图的准确性、预期探索的新区域面积, 而且考虑了配置新陆标的影响, 并且对陆标配置的增补和去冗余问题进行了深入研究, 确保机器人陆标配置的完备性和无冗余性.

本文提出的方法可应用于大规模环境, 使机器人以主动的、智能的和自适应的方式完成对未知区域的探索, 在现有定位与建图二者同时在线完成的基础上实现陆标配置、定位与建图三者同时在线完成. 同时, 本文的方法可以推广到基于其他类型传感器(如视觉等)的SLAM研究中.

参考文献(References):

- [1] DISSANAYAKE G, NEWMAN P, CLARK S, et al. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, 17(3): 229 – 241.
- [2] SIM R, ELINAS P, GRIFFIN M, et al. Vision-based SLAM using the Rao-Blackwellised particle filter[C] // *Proceedings of IJCAI Workshop Reasoning with Uncertainty in Robotics*. Edinburgh, Scotland: AAAI, 2005.
- [3] MONTEMERLO M. *FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem with unknown data association*[D]. USA: Carnegie Mellon University, 2003.
- [4] KWOK N M, DISSANAYAKE G, HA Q P. Bearing-only SLAM using a SPRT based Gaussian sum filter[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Barcelona, Spain: IEEE, 2005: 1121 – 1126.
- [5] FEDER H, LEONARD J, SMITH C. Adaptive mobile robot navigation and mapping[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1999, 18(7): 650 – 668.
- [6] HUANG S D, KWOK N M, DISSANAYAKE G, et al. Multi-step look-ahead trajectory planning in SLAM: possibility and necessity[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Barcelona, Spain: IEEE, 2005: 1103 – 1108.
- [7] YAMAUCHI B. A frontier-based approach for autonomous exploration[C] // *Proceedings of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. Monterey, USA: IEEE, 1997: 146 – 151.
- [8] 蒋杰, 方力, 张鹤颖, 等. 无线传感器网络最小连通覆盖集问题求解算法[J]. *软件学报*, 2006, 17(2): 175 – 184.
(JIANG Jie, FANG Li, ZHANG Heying, et al. An algorithm for minimal connected cover set problem in wireless sensor networks[J]. *Journal of Software*, 2006, 17(2): 175 – 184.)
- [9] BARSHALOM Y, FORTMANN T E. *Tracking and Data Association*[M]. Boston, MA: Academic, 1988.

作者简介:

苑晶 (1980—), 男, 博士, 研究方向为机器人控制、移动机器人运动规划与导航, E-mail: nkyuanjing@gmail.com;

黄亚楼 (1964—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能机器人系统、智能信息处理, E-mail: yellow@nankai.edu.cn;

孙凤池 (1973—), 男, 副教授, 研究方向为移动机器人导航、嵌入式系统, E-mail: fengchisun@nankai.edu.cn.