

动态环境下基于路径规划的机器人同步定位与地图构建

弋英民, 刘 丁

(西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘 要: 针对动态环境下随机目标同时为特征点和障碍物的情况, 提出一种基于路径规划的同步定位与地图构建 (SLAM) 算法。机器人在同步定位与地图构建的同时, 基于势场原理来规划机器人下一步的运动控制规律。利用混合当前统计模型的交互式多模型 (IMM) 方法预测随机目标的轨迹, 采用最近邻数据关联方法将动态随机目标关联到地图中。算法构建的地图由静态特征点和随机目标的轨迹组成。仿真结果表明, 提出的算法解决了动态环境中存在的随机目标同时为障碍物时机器人的同步定位与地图构建问题, 相关性能指标验证了算法的一致性估计。

关键词: 动态环境; 同步定位与地图构建 (SLAM); 路径规划; 一致性估计

中图分类号: TP24

文献标识码: A

Robot Simultaneous Localization and Mapping Based on Path Planning in Dynamic Environments

YI Yingmin, LIU Ding

(Faculty of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: To deal with random object characterized by both landmark and obstacle in dynamic environments, a simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm based on path planning is presented. During robot simultaneous localization and mapping, the robot motion control law is planned for the next step based on the potential field theory. The trajectory of random object is predicted by the interacting multiple model (IMM) method of hybrid current statistical model. The dynamic random object is associated with the map by the nearest neighbor method. The built map by the proposed algorithm is comprised of trajectories of static landmarks and random objects. Simulation results show that the SLAM problem in dynamic environments with random objects characterized by obstacle is solved by the proposed algorithm. The relevant performance indicators prove that the estimation of the algorithm is consistent.

Keywords: dynamic environment; simultaneous localization and mapping (SLAM); path planning; consistent estimation

1 引言 (Introduction)

机器人的同步定位与地图构建问题分为静态环境的 SLAM 问题和动态环境的 SLAM 问题。静态环境的 SLAM 研究取得很多重要成果^[1-2], 使机器人在方向点的引导下在静态环境中实现同步定位与地图构建。为适应动态环境中的同步定位与地图构建, 研究者提出了动态环境中的 SLAM 算法, 这些算法主要分为两类: 一类将环境中的移动目标作为冗余特征点处理。文 [3-4] 通过历史概率, 检测移动目标, 剔除了移动目标对数据关联的影响。文 [5] 将环境区分为静态特征点和动态特征点, 利用高斯混合模型 (GMM) 建立移动目标的模型, 该算法的重点在于区分静态和动态特征点。另一类是将动态环

境下的机器人 SLAM 问题分成两个独立的问题进行处理, 机器人在同步定位与地图构建的同时估计移动目标的轨迹。文 [6] 提出了同步定位与地图构建和移动目标跟踪 (SLAMMOT) 的理论, 既解决了机器人的 SLAM 问题, 又可以跟踪移动目标; 文 [7-8] 提出了基于粒子滤波理论的动态环境 SLAM 算法, 该方法检测移动目标并估计移动目标的轨迹; 文 [9] 实现了多目标跟踪的 SLAM 问题, 通过期望最大化 (EM) 方法和最近邻 (NN) 方法检测和跟踪移动目标; 文 [10] 在解决 SLAM 问题的同时预测移动目标的轨迹。这些方法都假设机器人在动态环境中进行 SLAM 时移动目标不会与机器人发生碰撞, 并且讨论的动态环境局限于移动目标, 而实际环境中目标多为随机目标, 在存在随机目标的动态环境中实

现机器人的同步定位与地图构建成为目前研究的新问题。

针对动态环境中存在随机目标的 SLAM 问题, 本文提出一种动态环境下基于路径规划的机器人 SLAM 算法. 利用势场原理推导机器人下一步的运动控制规律. 采用混合“当前”统计模型的交互式多模型方法预测随机目标的轨迹, 根据当前时刻随机目标的预测结果将随机目标关联到地图中. 算法解决了机器人在动态环境中进行同步定位与构建时随机目标同时也是障碍物的 SLAM 问题.

2 问题描述 (Problem description)

动态环境中进行同步定位与地图构建时, 环境中存在静态特征点和动态随机目标. 机器人根据静态特征点和随机目标进行定位和构图, 可能发生静态特征点和随机目标同时是障碍物的情况. 针对这类情况, 机器人的 SLAM 需要解决以下几个问题:

- (1) 将随机目标构建到地图中, 需要预测随机目标的轨迹;
- (2) 为避免机器人与随机目标碰撞并耗时最短地到达方向点, 需要在动态环境中进行路径规划;
- (3) 构建包含静态特征点和动态随机目标轨迹的地图.

2.1 随机目标的模型

对于 2 维平面环境的随机目标^[11], 定义的模型为

$$\mathbf{X}_{m,k+1} = \mathbf{F}_{mk} \mathbf{X}_{mk} + \mathbf{\Gamma}_{mk} \boldsymbol{\xi}_k \quad (1)$$

其中, $\mathbf{F}_{mk} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}_y \end{bmatrix}$ 是随机目标状态转移矩阵, $\mathbf{\Gamma}_{mk} = [\mathbf{\Gamma}_x \quad \mathbf{\Gamma}_y]^T$ 是过程噪声转移矩阵, $\boldsymbol{\xi}_k$ 是高斯白噪声过程, 协方差 $\mathbf{Q}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_y \end{bmatrix}$.

随机目标在任一时段 t 内的运动可分为匀速运动、匀加速运动和“当前”统计模型的组合.

对于匀速模型, 系统状态向量 $\mathbf{X}_{mk} = [x_{mk}, v_{mx}, y_{mk}, v_{my}, a_y]^T$, $\mathbf{F}_x = \mathbf{F}_y = \begin{bmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{\Gamma}_x = \mathbf{\Gamma}_y = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}t^2 & t \end{bmatrix}^T$, 协方差为

$$\mathbf{Q}_x = \mathbf{Q}_y = \begin{bmatrix} \frac{1}{4}t^4 & \frac{1}{2}t^3 \\ \frac{1}{2}t^3 & t^2 \end{bmatrix} \sigma_v^2 \quad (2)$$

为包含随机移动目标所有匀速运动模式, 取 $\sigma_v^2 = a_{\max}^2$ ^[11], a_{\max} 为加速度最大值.

对于匀加速模型, 系统状态向量 $\mathbf{X}_{mk} = [x_{mk}, v_{mx},$

$$a_x, y_{mk}, v_{my}, a_y]^T, \mathbf{F}_x = \mathbf{F}_y = \begin{bmatrix} 1 & t & \frac{1}{2}t^2 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{\Gamma}_x = \mathbf{\Gamma}_y = \begin{bmatrix} \frac{1}{4}t^4 & \frac{1}{2}t^3 & \frac{1}{2}t^2 \\ \frac{1}{2}t^3 & t^2 & t \\ \frac{1}{2}t^2 & t & 1 \end{bmatrix} \sigma_a^2. \text{ 为}$$

了包含随机目标的所有匀加速运动模式, 取 $\sigma_a^2 = (ta_{\max})^2$ ^[11].

对于“当前”统计模型, 状态空间表示为

$$\mathbf{X}_{m,k+1} = \mathbf{F}_\alpha \mathbf{x}_{mk} + \mathbf{U}_k \bar{a}_k + \boldsymbol{\xi}_k \quad (3)$$

其中状态向量表示为

$$\mathbf{X}_{mk} = [x_{mk}, v_{mx}, a_x, y_{mk}, v_{my}, a_y]^T$$

$$\mathbf{F}_\alpha = \begin{bmatrix} 1 & t & \frac{\alpha t - 1 + e^{-\alpha t}}{\alpha^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\alpha t}}{\alpha} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha t} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{U}_k = \begin{bmatrix} \frac{-\alpha t + \frac{1}{2}t\alpha^2 + (1 - e^{-\alpha t})}{\alpha^2} \\ \frac{\alpha t - (1 - e^{-\alpha t})}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha t} \end{bmatrix}$$

\bar{a}_k 为加速度的均值, $\boldsymbol{\xi}_k$ 是高斯白噪声过程, α 为无量纲参数, 其中位置和速度协方差为式 (2), 加速度

$$\text{协方差为 } \sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi}(a_{\max} - \bar{a})^2 & \bar{a} \geq 0 \\ \frac{4-\pi}{\pi}(a_{\max} + \bar{a})^2 & \bar{a} < 0 \end{cases}.$$

2.2 路径规划的基本方法

动态环境中的路径规划方法有 A* 算法^[12]、D* 算法^[13]、模糊神经网络^[14]、遗传算法^[15]、改进的人工势场法^[16]和基于分层强化学习的移动机器人路径规划^[17]等, 这些方法都具有良好的动态路径规划能力. 这些算法的缺点是搜索和遍历计算代价大, 效率低. 而势场法相对计算量小, 并且机器人进行 SLAM 时传感器观测到的距离和角度可直接用于计算势场, 因此本文选择势场原理来规划机器人的路径.

2.3 SLAM 算法系统模型

描述的 SLAM 系统的状态由机器人位姿和所观测到的静止环境特征点的坐标组成. 在 k 时刻的联

合状态向量表示为

$$\mathbf{X}_k = [x_{vk}, y_{vk}, \theta_{rk}, x_1, y_1, \dots, x_N, y_N]^T = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{vk} \\ \mathbf{n} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $x_{vk}, y_{vk}, \theta_{rk}$ 分别表示机器人在 2 维空间的坐标和方向角. 地图是静止的, 参数 $\mathbf{n} = [x_1, y_1, \dots, x_N, y_N]^T$ 无时间下标. 机器人的运动模型为圆周转弯模型^[1].

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{vk} &= f_v(\mathbf{X}_{v(k-1)}, \mathbf{u}_k) \\ &= \begin{bmatrix} x_{v(k-1)} + v_k \Delta T \cos(\theta_{r(k-1)} + G_k) \\ y_{v(k-1)} + v_k \Delta T \sin(\theta_{r(k-1)} + G_k) \\ \theta_{r(k-1)} + \frac{v_k \Delta T}{B} \sin G_k \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

这里 $k-1$ 到 k 时刻的时间间隔为 ΔT , 速度 v_k 和驱动角 G_k 为常量, 两者组成控制量 $\mathbf{u}_k = [v_k, G_k]^T$, 机器人前后轴距为 B .

观测模型为

$$\mathbf{Z}_{ik} = h_i(\mathbf{X}_k) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_i - x_{vk})^2 + (y_i - y_{vk})^2} \\ \arctan \frac{y_i - y_{vk}}{x_i - x_{vk}} - \theta_{rk} \end{bmatrix} \quad (6)$$

EKF-SLAM 算法是解决机器人同步定位与地图构建问题的重要方法^[18]. 经典的 EKF-SLAM 算法是按照预测、观测、数据关联、更新、状态增广的过程进行迭代递推. 数据关联在 SLAM 主要完成 3 个任务: 新环境特征的检测、环境特征的匹配和地图的匹配. 状态增广使得地图不断扩大, 从而获得构建后的地图.

3 基于路径规划的 SLAM 算法 (SLAM algorithm based on path planning)

动态环境中基于路径规划的 SLAM 算法的基本思想是: 机器人在每一步的递推估计过程中, 利用“当前”统计模型的 IMM 算法预测随机目标的轨迹, 根据预测数据将动态随机目标关联到联合地图中. 由估计的状态, 利用势场原理确定机器人的运动控制规律, 进行下一步的递推估计. 动态环境中基于路径规划的 SLAM 算法框图如图 1.

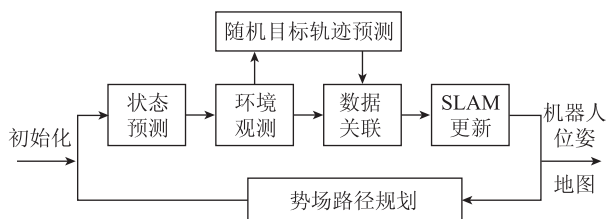


图 1 基于路径规划的 SLAM 算法框图

Fig.1 SLAM algorithm based on path planning

3.1 随机目标轨迹预测

随机目标的运动模式通过混合“当前”统计模型的交互式多模型方法学习得到. 随机目标的轨迹预测步骤如下:

Step1 模型条件重初始化

这里采用 2.1 节的随机模型, 混合“当前”统计模型的交互式多模型方法的模型集有 3 个, 分别为匀速运动、匀加速模型和“当前”统计模型. 混合概率为

$$\mu_{k-1|k-1}^{i,j} \stackrel{\text{def}}{=} p(m_{k-1}^{(i)} | m_k^{(j)}, \mathbf{Z}_{m,k-1}^{k-1}) = \frac{1}{c_j} \pi_{ij} \mu_{k-1}^{(i)} \quad (7)$$

其中, $\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r \pi_{ij} \mu_{k-1}^{(i)}$. 混合估计为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{m,k-1|k-1}^{(j)} &\stackrel{\text{def}}{=} E(\mathbf{X}_{m,k-1} | m_k^{(j)}, \mathbf{Z}_{m,k-1}^{k-1}) \\ &= \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{X}}_{m,k-1|k-1}^{(i)} \mu_{k-1|k-1}^{(i,j)} \end{aligned} \quad (8)$$

Step2 模型条件滤波

$$\hat{\mathbf{X}}_{m,k|k-1}^{(i)} = \mathbf{F}_{m,k-1}^{(i)} \hat{\mathbf{X}}_{m,k-1|k-1}^{(i)} + \mathbf{F}_{m,k-1}^{(i)} \bar{\mathbf{w}}_{k-1}^{(i)} \quad (9)$$

Step3 状态预测

随机移动目标的连续动态过程被抽象为马尔可夫链, 因此可认为多模型的模型概率 $\mu_k^{(i)} \approx \mu_{k-1}^{(i)}$ ^[19], 则状态预测为

$$\hat{\mathbf{X}}_{m,k|k} = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{X}}_{m,k|k}^{(i)} \mu_{k-1}^{(i)} \quad (10)$$

其中, $\mu_{k-1}^{(i)} = P(m_{k-1}^{(i)} | \mathbf{Z}^{k-1})$.

3.2 势场路径规划

考虑机器人与随机目标保持一定距离的情况, 由于势场是关于物体之间距离的函数, 因此利用观测距离建立的势场函数可用于机器人的路径规划. 基于势场的路径规划的基本思想是: 机器人被方向点吸引, 同时被观测到的障碍物特征点所排斥. 机器人的路径规划如图 2. 图 2 以单个特征点为例, 提出的方法可扩展到环境中多个特征点. 机器人的运动方向受方向点驱动. 机器人的速度为 v_r , 方向角为 θ_r , 机器人相对特征点的位置为 \mathbf{p}_{rl} , 角度为 θ_{rl} , 机器人相对方向点的位置为 \mathbf{p}_{rw} , 角度为 θ_{rw} .

这里 $\mathbf{p}_{rw} = [x_{rw} \ y_{rw}]^T$, $\mathbf{p}_{rl} = [x_{rl} \ y_{rl}]^T$. 机器人相对特征点的欧氏距离为 $\|\mathbf{p}_{rl}\|$, 机器人相对方向点的欧氏距离为 $\|\mathbf{p}_{rw}\|$. 定义吸引势位为 U_{att} , 排斥势位为 U_{rep} ^[20].

$$U_{att} \triangleq \frac{1}{2} \xi_1 \|\mathbf{p}_{rw}\|^2$$

$$U_{\text{rep}} \triangleq \begin{cases} \frac{1}{2} \xi_2 (\|\mathbf{p}_{\text{rl}}\|^{-1} - \rho_0^{-1})^2 & \text{if } \|\mathbf{p}_{\text{rl}}\| \leq \rho_0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$U = U_{\text{att}} + U_{\text{rep}}$$

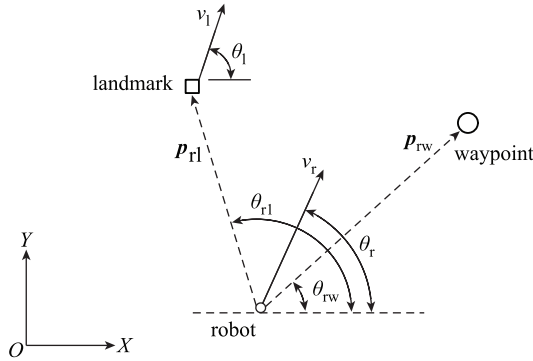


图 2 路径规划

Fig.2 Path planning

这里 ρ_0 表示机器人与障碍物特征点之间可容忍的最小距离, ρ_0 的大小由环境特征点的形状大小决定. ξ_1 是吸引势位的尺度因子, 且 $\xi_1 > 0$, ξ_2 是排斥势位的尺度因子, 且 $\xi_2 > 0$. 若考虑环境中多个特征点为障碍物的情况, 则合成势场为

$$U = \frac{1}{2} \xi_1 \|\mathbf{p}_{\text{rw}}\|^2 + \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \xi_2 (\|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\|^{-1} - \rho_0^{-1})^2 \quad (11)$$

当机器人相对障碍物的欧氏距离 $\|\mathbf{p}_{\text{rl}}\| < \rho_0$ 时, 机器人的路径规划应使 $\dot{\mathbf{p}}_{\text{rw}}$ 指向 U 的负梯度方向, 由最陡梯度法^[21], 当

$$\frac{1}{\|\dot{\mathbf{p}}_{\text{rw}}\|^3} \left(\frac{\partial U}{\partial x_{\text{rw}}} \dot{y}_{\text{rw}} - \frac{\partial U}{\partial y_{\text{rw}}} \dot{x}_{\text{rw}} \right) \left(\dot{y}_{\text{rw}} \frac{\partial x_{\text{rw}}}{\partial \theta_r} - \dot{x}_{\text{rw}} \frac{\partial y_{\text{rw}}}{\partial \theta_r} \right) = 0 \quad (12)$$

$\frac{\partial U}{\partial \mathbf{p}_{\text{rw}}} \frac{\dot{\mathbf{p}}_{\text{rw}}}{\|\dot{\mathbf{p}}_{\text{rw}}\|}$ 达到最小.

联合式 (11) 和 (12) 可得

$$\begin{aligned} & \|\mathbf{v}_r\| \sin \theta_r \left(\xi_1 x_{\text{rw}} - \sum_{i=1}^n \eta_i x_{\text{rl}_i} \right) \\ &= \|\mathbf{v}_r\| \cos \theta_r \left(\xi_1 y_{\text{rw}} - \sum_{i=1}^n \eta_i y_{\text{rl}_i} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

这里, $x_{\text{rw}} = \|\mathbf{p}_{\text{rw}}\| \cos \theta_{\text{rw}}$, $y_{\text{rw}} = \|\mathbf{p}_{\text{rw}}\| \sin \theta_{\text{rw}}$, $x_{\text{rl}_i} = \|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\| \cos \theta_{\text{rl}_i}$, $y_{\text{rl}_i} = \|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\| \sin \theta_{\text{rl}_i}$. 则有

$$\theta_r = \arctan \frac{\sin \theta_{\text{rw}} - \sum_{i=1}^n \beta_i \sin \theta_{\text{rl}_i}}{\cos \theta_{\text{rw}} - \sum_{i=1}^n \beta_i \cos \theta_{\text{rl}_i}} \quad (14)$$

这里, $\theta_{\text{rw}} \neq \theta_{\text{rl}_i}$, $\beta_i = \frac{\eta_i \|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\|}{\xi_1 \|\mathbf{p}_{\text{rw}}\|}$, $\|\mathbf{p}_{\text{rw}}\| \neq 0$, $\eta_i = \xi_2 \cdot \|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\|^{-3} (\|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\|^{-1} - \rho_0^{-1})$.

当 $\|\mathbf{v}_r\| = \xi_1 \|\mathbf{p}_{\text{rw}}\|$ 时, 满足 $\dot{U} < 0$ 且 $U \geq 0$. 因此当存在 $\|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\| \leq \rho_0$ 时, 势场路径规划中, 速度为

$$\|\mathbf{v}_r\| = \text{abs}(\xi_1 \|\mathbf{p}_{\text{rw}}\| - \sum_{i=1}^n \beta_i \|\mathbf{v}_i\| \cos(\theta_{\text{rl}_i} - \theta_{\text{rl}_i})) \quad (15)$$

方向角为式 (14).

3.3 基于路径规划的 SLAM 算法

机器人在同步定位与地图构建的每个递推过程都经过 6 步: 确定机器人的控制律、状态预测、环境观测、数据关联、更新和地图构建.

Step1 确定机器人的控制律

路径规划主要规划机器人的速度和方向角. 机器人的速度和方向角按式 (14) 和 (15) 计算. 式 (14) 中参数 ρ_0 和 ξ_2 可用于调整机器人的路径规划. 这时的路径规划分两种情况:

(1) 若机器人所观测所有特征点满足 $\|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\| > \rho_0$, 则机器人方向角规划为 $\theta_r = \theta_{\text{rw}}$, 同时应满足

$$\theta_{\text{rw}} - \theta_{r(k-1)} - G_{k-1} < G_{\text{max}} \quad (16)$$

这里 G_{k-1} 是机器人在 $k-1$ 时刻的驱动角, G_{max} 是机器人最大驱动角. 机器人的速度取 \mathbf{v}_r 最大值.

(2) 若机器人所观测到的特征点满足 $\|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\| \leq \rho_0$, 则机器人方向角规划为 θ_r , 同时应满足

$$\theta_r - \theta_{r(k-1)} - G_{k-1} < G_{\text{max}} \quad (17)$$

这里 θ_r 由式 (14) 计算得到. 在计算式 (14) 时, $\|\mathbf{p}_{\text{rl}_i}\|$ 和 $\|\mathbf{p}_{\text{rw}}\|$ 由 $k-1$ 时刻更新后的特征点和机器人的位置计算得到. 机器人的速度由式 (15) 计算得到.

Step2 状态预测

状态预测完成静态特征点和随机目标的状态预测. 机器人和静态特征点组成的状态向量和协方差预测为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} &= \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{aligned} \quad (18)$$

随机目标的状态预测由式 (10) 计算.

Step3 环境观测

环境观测要完成对环境特征信息的检测.

Step4 数据关联

算法获得的地图是 2 维的平面地图, 数据关联采用 Singer^[22] 等提出的最近邻方法. 数据关联将静态特征点的观测 \mathbf{Z} 分解为关联观测 \mathbf{Z}_k 和新特征点的观测 \mathbf{Z}_{nk} , 将随机目标观测 \mathbf{Z}_m 分解为关联观测 \mathbf{Z}_{mk} 和新特征点的观测 \mathbf{Z}_{mnk} .

$$\begin{aligned} \mathbf{Z} &= [\mathbf{Z}_k \quad \mathbf{Z}_{nk}]^T \\ \mathbf{Z}_m &= [\mathbf{Z}_{mk} \quad \mathbf{Z}_{mnk}]^T \end{aligned} \quad (19)$$

Step5 更新

静态特征点的状态向量和协方差阵更新为

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{X}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{Z}_k - h(\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1})) \\ \mathbf{P}_{k|k} &= \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}\end{aligned}\quad (20)$$

随机目标的状态更新为

$$\hat{\mathbf{X}}_{m,k|k} = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{X}}_{m,k|k}^{(i)} \mu_k^{(i)} \quad (21)$$

这里 $\hat{\mathbf{X}}_{m,k|k}^{(i)} = \hat{\mathbf{X}}_{m,k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_{mk}^{(i)} \mathbf{z}_{mk}^{(i)}$, 模型概率更新为

$$\mu_k^{(i)} = P(m_k^{(i)} | \mathbf{Z}^k) \quad (22)$$

Step6 地图构建

算法构建的地图由静态特征点和动态环境中的随机目标轨迹组成. 地图构建为

$$\begin{aligned}\mathbf{X}_k^{\text{new}} &= h^{-1}([\mathbf{Z}_{nk} \quad \mathbf{Z}_{mnk}]^T, \mathbf{X}_{vk}) \\ \mathbf{X}_k &= \begin{bmatrix} \mathbf{X}_k \\ \mathbf{X}_k^{\text{new}} \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (23)$$

3.4 算法的一致性估计

对于提出的算法, 考虑估计的一致性问题. 对于线性高斯滤波, 可以通过 NEES (normalized estimation error squared) 来评价滤波的性能指标^[23].

$$\varepsilon_k = (\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k})^T \mathbf{P}_{k|k}^{-1} (\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}) \quad (24)$$

假设滤波为近似高斯分布, 这种情况下, NEES 服从 χ^2 分布, 滤波的一致性检验是对算法进行 N 次蒙特卡洛仿真, 用 NEES 的平均值来评价算法性能指标, 当 $N \rightarrow \infty$ 时, $\bar{\varepsilon}_k$ 趋近于状态向量维数.

$$\bar{\varepsilon}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_{ik} \quad (25)$$

对于线性高斯滤波, $N\bar{\varepsilon}_k$ 是具有 N 个自由度的 χ^2 分布密度函数. 机器人位姿是 3 维空间向量, 进行 50 次蒙特卡洛仿真, 概率为 95% 的置信区间为 [2.36, 3.72], 大于区间上限为乐观估计, 小于下限为保守估计.

4 仿真实验及分析 (Simulation experiment and analysis)

实验环境为 60 m × 70 m 的区域, 随机分布一些静态特征点和一个随机移动目标, 假设随机目标按匀加速运动模式运动, 机器人的方向由 7 个方向点引导, 机器人在包含有静态特征点和动态特征点的环境中进行 SLAM, 如图 3. 图 3(a) 为经典 EKF-SLAM 算法的模拟图, 图 3(b) 为经典 Fast-SLAM 算法的模拟图.

从图 3(a) 可知, 机器人在该环境中进行定位与地图构建时, 机器人的轨迹与随机目标的轨迹在第 864 步发生交叉, 表明机器人与随机目标发生了碰撞. 这是由于采用 EKF-SLAM 算法时, 只根据特征点进行定位, 而不考虑特征点同时是障碍物的情况, 机器人仍按照预设的方向点控制方向角, 因此发生碰撞. 图 3(b) 采用 Fast-SLAM 算法, 估计的特征点的协方差减小, 但是机器人的轨迹与随机目标的轨迹交叉, 表明机器人与随机目标发生了碰撞. 经典 SLAM 算法没有考虑特征点同时为障碍物时的情况, 因此无法自主地定位与构图.

为了验证算法的有效性, 采用提出的算法进行 SLAM 仿真模拟, 并对算法的一致性估计进行了分析.

(1) 势场路径规划的 SLAM 模拟

图 4 是在动态环境下存在随机目标时基于路径规划的机器人 SLAM 模拟图.

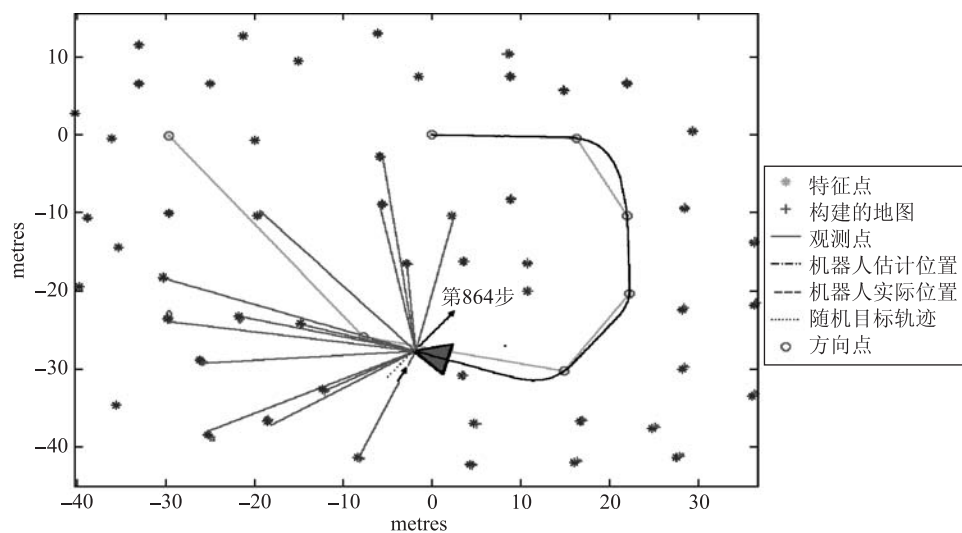
从图 3 和图 4 可知, 在遇到随机目标之前, 观测到的特征点都没有被认定为障碍物. 因此, 在没有障碍物的情况下, 本文提出的算法与经典 SLAM 算法对机器人的控制模式相同, 得到的运动轨迹也相同. 图 4 中, 机器人在 864 步开始观测到随机目标, 在 921 步最后一次观测到随机目标, 在观测到随机目标的时间段, 机器人的轨迹和随机目标的轨迹没有发生交叉, 并根据提出的算法调整机器人的控制规律向方向点移动.

图 5 是势场参数变化时机器人与随机目标的距离曲线. 图中分别是在 3 种参数条件下的距离曲线.

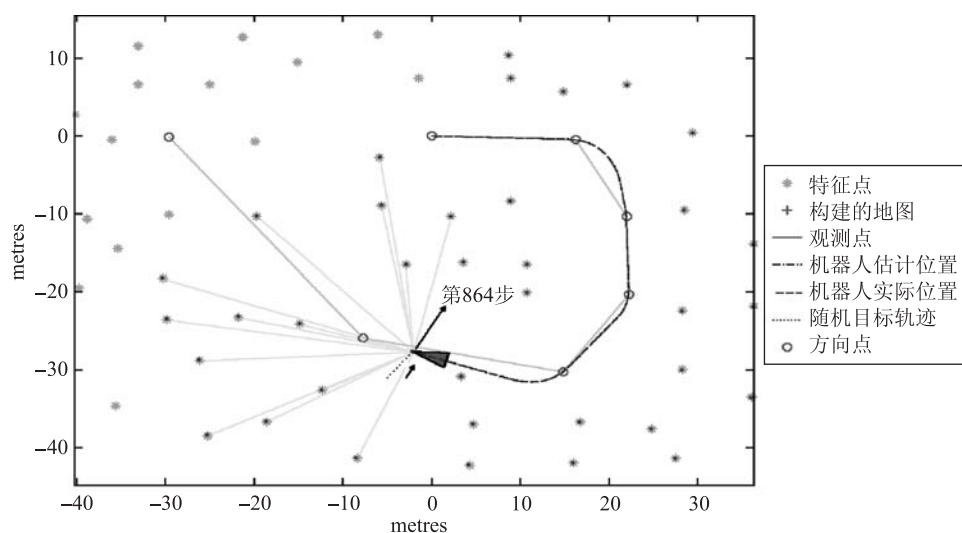
从图 5 可知, 3 条曲线都在 1.3 m 线以上, 表明机器人与随机目标的距离一直大于 1.3 m, 不会发生碰撞. 在 $\rho_0 = 3$ 、 $\xi_2 = 12$ 和 $\rho_0 = 12$ 、 $\xi_2 = 2$ 两种条件下, 曲线在 921 步以后明显比 $\rho_0 = 3$ 、 $\xi_2 = 2$ 条件下的曲线位置高. 图 5 表明, 势场距离因子 ρ_0 越大, 机器人越早远离障碍物特征点, 排斥因子 ξ_2 越大, 排斥势位越显著, 机器人远离障碍物特征点越明显. 这说明, 当机器人观测到障碍物特征点时, 通过调整相关参数, 避免与这类特征点发生碰撞.

(2) 随机目标的轨迹预测

随机目标的轨迹预测按 3.1 节的步骤进行, 基于混合“当前”统计模型的交互式多模型概率如图 6 所示. 图 6 中多模型分别为 Model 1: 匀速模型, Model 2: 匀加速模型, Model 3: “当前”统计模型. 随机目标的观测和预测轨迹如图 7 所示.



(a) EKF-SLAM 算法模拟



(b) Fast-SLAM 算法模拟

图 3 动态环境中经典 SLAM 算法的机器人轨迹

Fig.3 The robot trajectories obtained with classic SLAM algorithm in dynamic environments

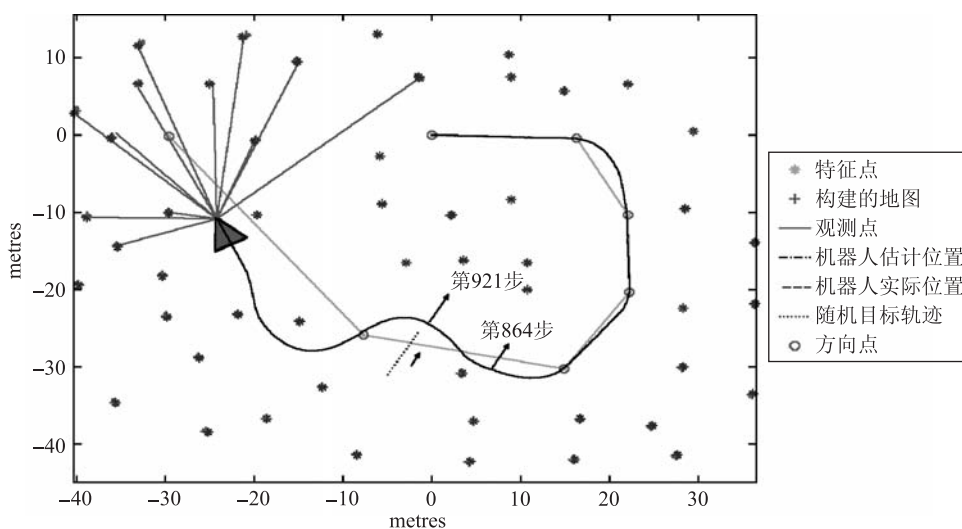


图 4 基于路径规划的机器人 SLAM 模拟图

Fig.4 Simulation of robot SLAM based on path planning

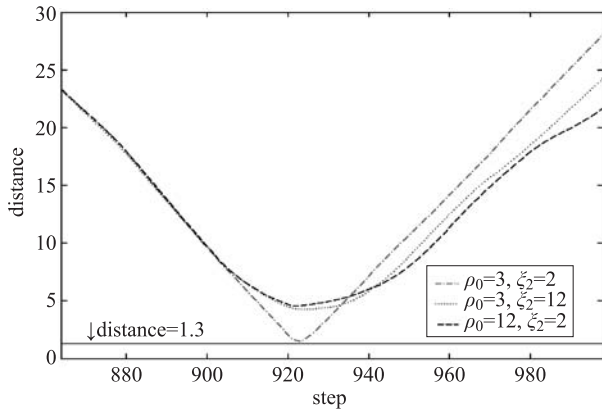


图 5 参数变化对距离的影响

Fig.5 Effect of parameter variation on distance

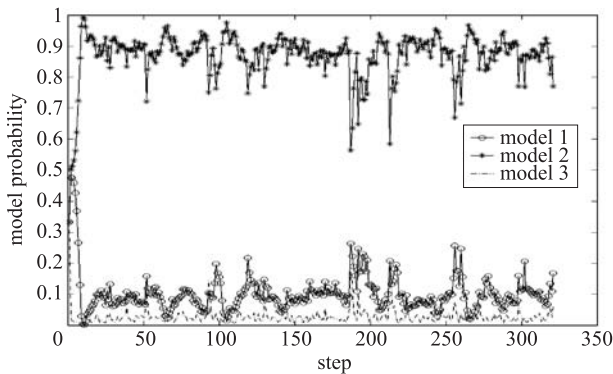


图 6 混合“当前”统计模型的交互式多模型概率

Fig.6 The IMM probability based on hybrid current statistical model

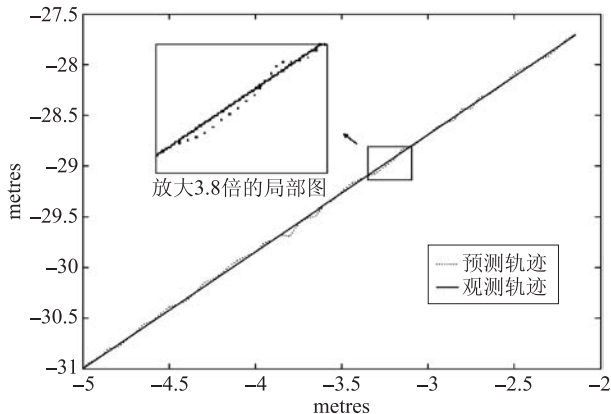


图 7 随机目标的轨迹

Fig.7 The trajectory of random object

从图 6 可知, 模型的概率与随机目标的模型假设基本相符. 图 7 是利用图 6 交互式多模型的 3 个模型概率加权估计融合得到的随机目标的轨迹. 从图 7 可知, 随机目标的观测和预测轨迹基本上重合. 对随机目标预测方法的评价是通过对机器人位姿的一致性估计来实现的.

(3) 机器人位姿的一致性估计

为验证算法的一致性估计, 以 $\rho_0 = 3$ 、 $\xi_2 = 2$ 的

仿真实验为例, 采用提出的算法对机器人进行 50 次蒙特卡洛仿真, 机器人位姿的 NEES 均值曲线如图 8 所示.

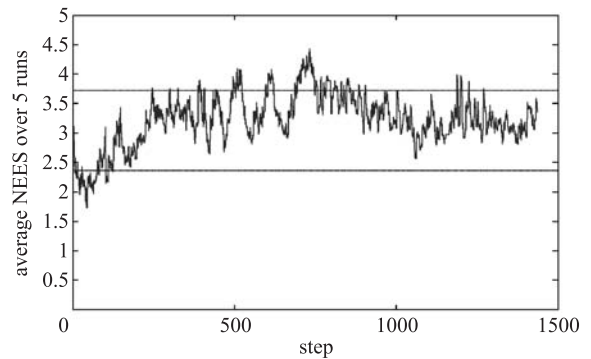


图 8 机器人位姿的 NEES 均值

Fig.8 Average NEES of robot pose

从图 8 可知, 机器人位姿的 NEES 均值服从 χ^2 分布, 曲线基本在 $[2.36, 3.72]$ 之间, 因此可认为该算法是一致性估计.

5 结论 (Conclusion)

本文提出一种在动态环境中基于路径规划的同步定位与地图构建算法. 机器人在同步定位与地图构建的同时, 根据观测的随机目标状态进行路径规划. 算法解决了在动态环境中随机目标同时为障碍物时的机器人 SLAM 问题, 仿真实验验证了算法的有效性.

参考文献 (References)

- [1] Bailey T, Nieto J, Guivant J, et al. Consistency of the EKF-SLAM algorithm[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 3562-3568.
- [2] Bailey T, Nieto J, Nebot E. Consistency of the FastSLAM algorithm[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 424-429.
- [3] Mitsou N, Tzafestas C. Maximum likelihood SLAM in dynamic environments[C]//IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 152-156.
- [4] Blanco J-L, Gonzalez J, Fernández-Madriral J-A. A consensus-based approach for estimating the observation likelihood of accurate range sensors[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 4032-4037.
- [5] Wang H M, Hou Z G, Tan M. Mapping dynamic environment using Gaussian mixture model[C]//IEEE International Conference on Cognitive Informatics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 424-429.
- [6] Wang C C, Thorpe C, Thrun S. Online simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects: Theory and results from a ground vehicle in crowded urban areas[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003: 842-849.

- [7] Miller I, Campbell M. Rao-Blackwellized particle filtering for mapping dynamic environments[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 3862-3869.
- [8] Dong J F, Wijesoma S, Shacklock A P. Extended Rao-Blackwellised genetic algorithmic filter SLAM in dynamic environment with raw sensor measurement[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 1473-1478.
- [9] Huang G Q, Rad A B, Wong Y K. Online SLAM in dynamic environments[C]//International Conference on Advanced Robotics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 262-267.
- [10] Shu Y C, Han P H. Simultaneous topological map prediction and moving object trajectory prediction in unknown environments[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1594-1599.
- [11] Wang C-C. Simultaneous localization, mapping and moving object tracking[D]. Pittsburgh, USA: Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2004.
- [12] Sariff N, Buniyamin N. An overview of autonomous mobile robot path planning algorithms[C]//Student Conference on Research and Development "Towards Enhancing Research Excellence in the Region". Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 183-188.
- [13] Stentz A. The focussed D* algorithm for real-time replanning [C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1995: 1652-1659.
- [14] 肖本贤, 齐东流, 刘海霞, 等. 动态环境中基于模糊神经网络的 AGV 路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(9): 2401-2404.
Xiao Benxian, Qi Dongliu, Liu Haixia, et al. AGV path planning in the dynamic environment based-on fuzzy neural network[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(9): 2401-2404.
- [15] 王科俊, 徐晶, 王磊, 等. 基于可拓遗传算法的机器人路径规划 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(7): 1135-1138.
Wang Kejun, Xu Jing, Wang Lei, et al. The path planning for robots based on the genetic extension algorithms[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2006, 38(7): 1135-1138.
- [16] 高云峰, 黄海. 复杂环境下基于势场原理的路径规划方法 [J]. 机器人, 2004, 26(2): 114-118.
Gao Yunfeng, Huang Hai. A path planning algorithm based on potential field for complex environment[J]. Robot, 2004, 26(2): 114-118.
- [17] 沈晶, 顾国昌, 刘海波. 未知动态环境中基于分层强化学习的移动机器人路径规划 [J]. 机器人, 2006, 28(5): 544-547, 552.
Shen Jing, Gu Guochang, Liu Haibo. Mobile robot path planning based on hierarchical reinforcement learning in unknown dynamic environment[J]. Robot, 2006, 28(5): 544-547, 552.
- [18] Dissanayake M W M 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.
- [19] 梁彦, 程咏梅, 贾宇岗, 等. 交互式多模型算法性能分析 [J]. 控制理论与应用, 2001, 18(4): 487-492.
Liang Yan, Cheng Yongmei, Jia Yugang, et al. Analysis on the performance and properties of interacting multiple models algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2001, 18(4): 487-492.
- [20] Ge S S, Cui Y J. New potential functions for mobile robot path planning[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(5): 615-620.
- [21] Vincent T L, Grantham W J. Nonlinear and optimal control systems[M]. USA: John Wiley & Sons, 1997.
- [22] Singer R A, Sea R G. A new filter for optimal tracking in dense multitarget environments[C]//Annual Allerton Conference on Circuit and System Theory. USA: University of Illinois, 1971: 201-211.
- [23] Bar-Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation[M]. USA: John Wiley & Sons, 2001: 234-235.

作者简介:

弋英氏 (1976-), 男, 博士生. 研究领域: 移动机器人同步定位与地图构建.

刘 丁 (1957-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 复杂系统优化, 智能机器人.