

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108489

基于变分贝叶斯的自适应 PF-SLAM 方法研究^{*}

袁 帅, 刘同健, 吴 健, 张 凤, 刘贵夫

(沈阳建筑大学电气与控制工程学院 沈阳 110168)

摘 要:针对移动机器人即时定位与地图构建中时变观测噪声及粒子位置分布对 SLAM 精度的影响,本文提出基于变分贝叶斯的自适应 PF-SLAM 算法,采用高斯混合模型对时变的观测噪声建模,并通过变分贝叶斯方法,迭代估算出混合模型中的未知参数;同时根据粒子权值将粒子划分为固定粒子和优化粒子,通过粒子间的近邻拓扑位置关系调整粒子分布,处理时变观测噪声与优化粒子的位置分布,使得优化的粒子集可以更好地表示机器人位置概率分布,实现观测噪声及粒子位置分布自适应。仿真实验表明本算法对比传统 PF-SLAM 算法定位与地图构建误差降低了 76.45%。实际实验表明本算法处理下的环境轮廓误差对比传统 PF-SLAM 算法的环境轮廓误差减小了 61.87%。该算法有效提高了移动机器人的状态估计精度,为移动机器人即时定位与地图构建提供了新的参考。

关键词: 自适应粒子滤波;变分贝叶斯;同步定位与地图构建;超声波检测技术

中图分类号: TP24 TH-3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 413.10

Research on adaptive PF-SLAM method based on variational Bayesian

Yuan Shuai, Liu Tongjian, Wu Jian, Zhang Feng, Liu Guifu

(College of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

Abstract: To address the time-varying observation noise and particle position distribution on simultaneous localization and mapping (SLAM) accuracy in particle filter SLAM (PF-SLAM) for simultaneous localization and mapping of mobile robots, this article proposes an adaptive PF-SLAM algorithm based on variational Bayes, which adopts a Gaussian mixture model to formulate the time-varying observation noise and iteratively estimates the unknown parameters in the mixture model by using a variational Bayesian method. Meanwhile, the particles are divided into fixed particles and optimized particles according to the particle weights, and the particle positions are adjusted by the topological position distribution relationship between two particles, which handle the time-varying observation noise and optimize the particle position distribution. In this way, the optimized particle set could represent the robot position probability distribution and realize the adaptive observation noise and particle position distribution. Compared with the traditional PF-SLAM algorithm, simulation results show that the positioning and map building error of this algorithm is reduced by 76.45%. Compared with the traditional PF-SLAM algorithm, the actual experiments show that the environmental contour error of this algorithm is reduced by 61.87%. It effectively improves the state estimation accuracy of mobile robot and provides a new reference for mobile robot real-time positioning and map construction.

Keywords: adaptive particle filter; variable Bayes; simultaneous localization and mapping; ultrasonic testing technology

0 引 言

机器人位姿状态描述与环境地图有效建立是即时定位与地图构建^[1] (simultaneous localization and mapping, SLAM) 的基础。粒子滤波 SLAM 算法 (particle filter,

PF) 解决未知环境下移动机器人 SLAM 问题,传统 PF-SLAM 算法使用重采样方法解决权值退化问题后导致了粒子多样性丧失现象且未考虑粒子位置分布对 SLAM 精度的影响。此外,传统 SLAM 方法是建立在基于观测噪声已知情况下,当观测噪声未知或突变时,将会极大影响 SLAM 算法性能。

收稿日期: 2021-08-29 Received Date: 2021-08-29

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金 (62073227, 61863033)、辽宁省教育厅基金 (LJKZ0581, LJKZ0584) 项目资助

针对传统 PF-SLAM 算法重采样后导致的粒子多样性丧失现象及粒子位置分布对 SLAM 精度的影响,文献[2]采用重要性重采样方法从高维概率密度函数中抽取粒子,改善了粒子多样性丧失现象。文献[3]在无迹粒子滤波 SLAM 中使用粒子群方法优化采样,提高了粒子多样性及系统状态估计精度。文献[4]将粒子滤波与互补滤波融合,解决机器人运动结构的非线性及 IMU 硬件条件的局限性,提高了机器人姿态估计精度。文献[5]提出基于运动模式分类的粒子滤波算法,根据运动模式的分类结果在线选择粒子滤波的运动模型,提高了目标估计精度。文献[6]采用排挤机制和启发式蝙蝠算法,通过引入惯性权重提高粒子多样性,一定程度上优化了粒子位置分布。文献[7]提出阈值重采样函数对粒子进行优化采样,改善粒子权值退化问题并提高了粒子多样性。文献[8]应用正态分布概率模型于粒子重采样阶段,更新粒子权值并改善了粒子多样性丧失问题。文献[9]根据粒子的误差协方差矩阵建立不同置信水平的误差椭圆,按几何位置分层,对不同层级粒子进行筛选优化,有效改善了粒子多样性丧失问题。针对 SLAM 中观测噪声时变问题,文献[10]提出多个并行滤波器近似真实环境噪声的多模型自适应算法,但实际运行中需知传感器的精确误差特性,不易实现。文献[11]通过引入渐消记忆因子,实时采样数据的观测噪声,改善了噪声参数不易获取问题。近年来,计算量低、时效好的变分贝叶斯学习方法^[12]被广泛用于 SLAM 问题。文献[13]采用线性变分贝叶斯方法对 SLAM 问题中地图特征和噪声方差进行迭代更新。文献[14]利用变分贝叶斯对移动机器人状态和未知环境噪声参数的联合后验概率进行估计,改善了观测噪声未知或突变导致的滤波发散问题。

在上述研究基础上,本论文提出基于变分贝叶斯的自适应粒子滤波 SLAM (variational Bayesian based adaptive particle filter -SLAM, VB-APF-SLAM) 算法,使用高斯混合模型近似未知或时变的观测噪声,通过变分贝叶斯方法对未知或时变的观测噪声分布进行估计。同时根据粒子间的近邻拓扑位置关系,将低权值的优化粒子趋近于高权值的固定粒子,优化粒子位置分布的同时提高了粒子多样性,使得优化后的粒子集可以更好的表示机器人概率分布。实验表明,本算法既保证了实时性又提高了移动机器人 SLAM 精度。

1 基于变分贝叶斯的自适应粒子滤波算法 (VB-APF-SLAM)

通过粒子间的近邻拓扑位置关系优化粒子位置分布,并使用高斯混合模型近似时变的观测噪声,通过变分贝叶斯方法估算混合模型的未知参数分布,实现时变观测噪声及粒子位置分布的自适应性。

1.1 基于近邻优化的粒子分布自适应方法

传统 PF-SLAM 算法引入重采样方法导致粒子多样性丧失,且未考虑粒子位置分布对机器人位姿估计精度的影响。本文提出近邻拓扑位置关系优化粒子的位置分布,使粒子可以更好地表示机器人的概率分布,同时提高重采样后的粒子多样性。具体过程如下:粒子位置计算、粒子采样、粒子位置优化、构建新粒子集。

1) 粒子位置计算

粒子 (X_i 与 X_j) 的位置分布关系使用欧氏距离表示,公式如下:

$$d_{ij} = \left[\sum_{k=1}^y |x_{ik} - x_{jk}|^p \right]^{1/p} \quad (1)$$

式中: k 为粒子维度分量, $p=2$ 时为欧氏距离, (可以简单地有效地反映粒子位置拓扑关系) 计算复杂度小。

2) 粒子采样

(1) 使用传统重采样方法对粒子集 Q_K 重采样,得到粒子集 Q_A , 将 Q_A 分为含有高权值粒子的固定组 Q_{GH} 及低权值粒子的优化组 Q_{GA} , 粒子数为 N_{GA} 。

(2) 寻找固定组中最高权值粒子 F_m , 根据粒子拓扑位置关系寻找优化组中距离 F_m 最远的粒子 F_{s1} , 并优化粒子位置 (详见粒子位置优化部分) 得到 F'_{s1} , 将其加入采样组 Q_{GS} ; 搜寻 F_{s1} 近邻 $2 \times \dim$ 粒子, 将这些粒子与 F_{s1} 从优化组中删除 ($\dim$ 为粒子维度, 如 2 维情况下近邻粒子数量为 4)。

(3) 将上一步中 F'_{s1} 放入优化组中, 寻找当前优化组中距离 F'_{s1} 最远的粒子 F_{s2} , 对该粒子位置优化得到 F'_{s2} , 将其加入采样组 Q_{GS} ; 同时搜寻 F_{s2} 近邻 $2 \times \dim$ 粒子, 将这些粒子与 F_{s2} 从优化组中删除。重复上述步骤至优化组粒子数量低于 $2 \times \dim + 1$, 获得 Q_{GS} , 其粒子个数为:

$$M = \lfloor N_{GA}/d \rfloor \quad (2)$$

其中, N_{GA} 为粒子数, $d = 2 \times \dim + 1$ 。

3) 粒子位置优化

通过近邻拓扑位置关系将优化粒子 F_{sj} 趋近于权值较大的固定粒子 F_{am} , 通过欧氏距离, 找到距优化粒子最近的 $2 \times \dim$ 固定粒子, 选择近邻最高权值固定粒子, 通过下式优化粒子位置:

$$F_{sj} = F_{sj} + (F_{am} - F_{sj}) \times (1 - \text{abs}(\text{randn})/\text{step}), j = 1, \dots, M \quad (3)$$

式中: $(1 - \text{abs}(\text{randn})/\text{step})$ 为学习因子, randn 为介于 $(0, 1)$ 区间的正态分布随机数, step 为随机数逼近最优粒子位置程度, 仿真取值为 3σ (σ 为 randn 标准差), F_{sj} 为优化粒子位置, F_{am} 为优化粒子近邻高权值粒子。

4) 构建新粒子集

Q_A 是由传统重采样方法产生的高权值粒子集, 缺乏粒子多样性且未考虑粒子位置分布对机器人概率分布的

影响。本算法将 Q_A 去掉 M 个粒子后,再与 Q_{GS} 重构成新的粒子集 Q'_A 。

1.2 基于变分贝叶斯的观测噪声自适应估计

机器人状态转移方程与观测方程如下:

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}) + u_k \\ y_k &= h(x_k) + v_k \end{aligned} \quad (4)$$

式中: x_k, y_k 分别为系统状态、传感器观测值, u_k 为过程噪声, v_k 为观测噪声。

基于变分贝叶斯的观测噪声自适应方法步骤如下:

1) 初始化概率密度函数 $p(x_0)$ 产生初始粒子, 使用高斯混合模型近似时变的观测噪声:

$$v_k \sim \sum_{l=1}^L \alpha_{k,l} N(\mu_{k,l}, \Lambda_{k,l}^{-1}) \quad (5)$$

式中: L 为高斯混合模型个数, k 时刻高斯项 l 的系数为 $\alpha_{k,l}$, 高斯分布 $N(\mu_{k,l}, \Lambda_{k,l}^{-1})$ 的均值为 $\mu_{k,l}$, 协方差为 $\Lambda_{k,l}^{-1}$ 。时变观测噪声样本用隐变量 Z 表示, 未知参数与隐变量统一为 $\psi_k = [\alpha_k, \mu_k, \Lambda_k, Z]$ 。

2) 初始化混合模型未知参数的超参数, 其先验分布为高斯-Wishart 分布:

$$\begin{aligned} p(\mu_k, \Lambda_k | m_k^0, \beta_k^0, W_k^0, v_k^0) = \\ \prod_{j=1}^J N(\mu_{k,j} | m_k^0, (\beta_k^0 \Lambda_{k,j})^{-1}) \times W(\Lambda_{k,j} | \Sigma_k^0, v_k^0) \end{aligned} \quad (6)$$

式中: 高斯-Wishart 分布超参数为 m, β, Σ, v 。

3) 在重要性参考函数 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k}^i)$ 中采样 N_p 粒子, 从状态方程中得到先验概率:

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k}^i) = p(x_k^i | x_{k-1}^i) \quad (7)$$

4) 根据超声波传感器的观测值计算粒子权值 ω_k^i :

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \prod_{s=1}^S \frac{p(y_k^s | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k}^i)} \quad (8)$$

5) 使用变分贝叶斯方法循环迭代的估算出混合模型中未知参数分布 ψ_k 的边缘分布 $p(x_k | y_{1:k})$:

$$p(x_k, \psi_k | y_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N_p} \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) p(\psi_k | x_k, y_{1:k}) \quad (9)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, N_p 为采样粒子总数, ω_k^i 为粒子权值。

2 仿真实验结果与分析

粒子位置分布自适应及粒子多样性优化的仿真实验环境如下: Intel Core i5 4460 处理器、内存 6 G、MATLAB 2017。选用如下过程模型和观测模型:

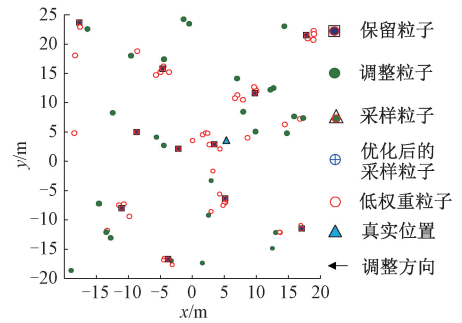
$$x(t) = 0.5x(t-1) + \frac{25x(t-1)}{1 + [x(t-1)]^2} + 8\cos(1.2(t-1)) + u(t) \quad (10)$$

$$z(t) = \frac{x(t)^2}{20} + v(t) \quad (11)$$

式中: $u(t)$ 和 $v(t)$ 为零均值高斯噪声。初始变量标准差 $initvar = 1$, 观测噪声方差 $R = 1$ 。

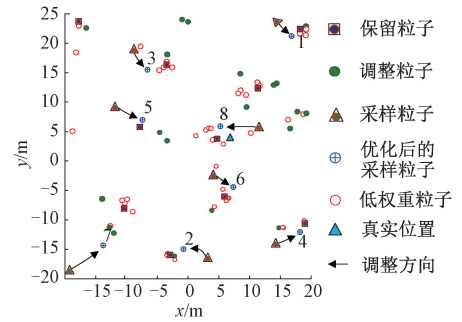
2.1 粒子位置分布优化及多样性仿真验证

图 1~3 为自适应粒子滤波算法 (APF) 与粒子群算法 (PSO)、蝙蝠算法 (BAT) 的粒子位置分布及粒子多样性的仿真对比。如图 1(a) 所示, 传统重采样方法未考虑粒子位置分布对滤波精度的影响且导致了粒子多样性丧失现象。APF 算法参考粒子间近邻拓扑位置关系将低权重粒子保留并趋近于近邻高权重粒子, 如图 1(b) 所示, 使得粒子位置分布更接近机器人概率分布。如图 1(c) 将传统重采样的粒子集与优化后的采样粒子重构为新粒子集, 新粒子集具有更好的粒子位置分布及粒子多样性, 提高了 PF-SLAM 的估计精度。



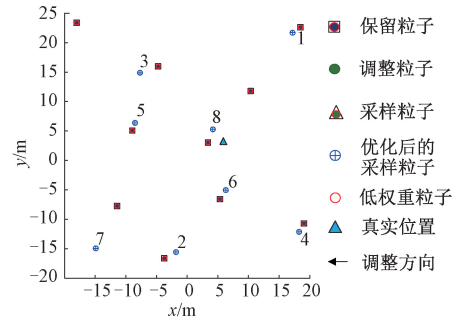
(a) 传统重采样粒子分布

(a) Traditional resampling particles distribution



(b) 基于近邻关系的粒子位置优化

(b) Particles position optimization based on APF



(c) 更新的粒子分布

(c) Updated particles distribution

图 1 自适应粒子滤波算法的粒子分布调整示意图

Fig. 1 Particles distribution adjustment diagram of the APF algorithm

图 2(a) 为 PSO 算法初始粒子分布图,由 PSO 算法初始化特性决定,其高权值粒子数较少。图 2(b) 显示粒子在搜索空间中单独搜寻局部最优粒子和全局最优粒子,使其位置向高权值粒子靠近。与 APF 算法的位置优化方式相比,PSO 算法中无法寻到最优位置的低权值粒子被直接淘汰,图 2(c) 为 PSO 算法采样粒子集。

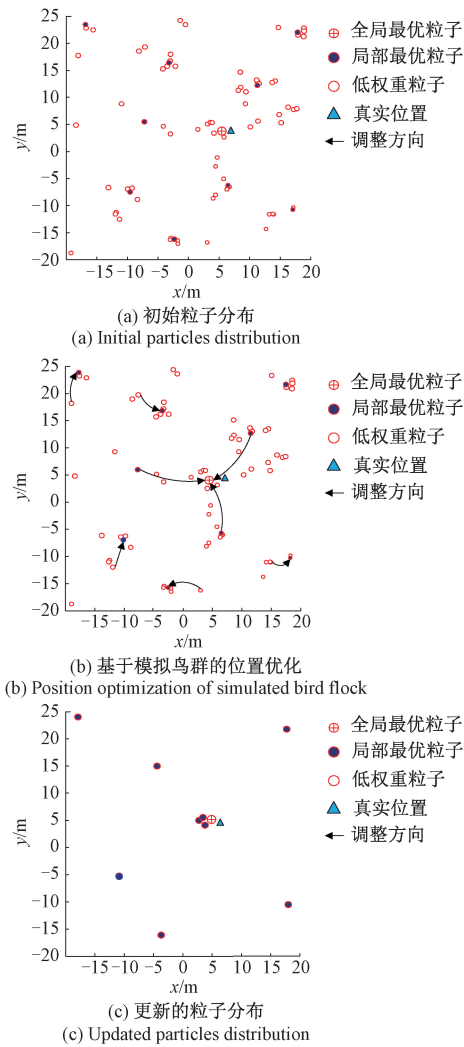


图 2 粒子群算法的粒子分布调整示意图

Fig. 2 Particles distribution adjustment diagram of the PSO algorithm

图 3(a) 为 BA 算法的初始粒子分布图,图 3(b) 显示低权值粒子向最优粒子移动、高权值粒子进行方向不定的随机移动。相比与 PSO 算法,BAT 算法的低权值粒子随着高权值粒子的随机飞行易于摆脱局部极值吸引,使趋近全局最优的粒子增多,但距离高权值粒子较远的其他粒子仍会被淘汰。图 3(c) 为 BAT 算法的采样粒子集。APF 算法通过粒子间近邻拓扑位置关系,将低权值粒子趋近高权值的粒子位置,稳定且保留了更多采样粒子,优化粒子位置分布的同时进一步提高了粒子多样性。综上

所述,APF 算法使粒子更均匀的分布在可能区域内,在真实位置附近的权值较大,且复制数量较多,保证了最优位置的估计精度。

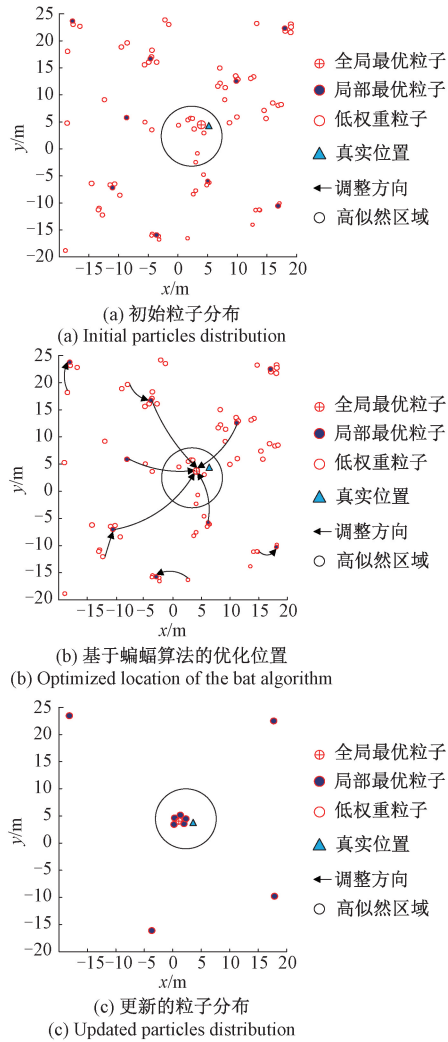


图 3 蝙蝠算法的粒子分布调整示意图

Fig. 3 Particles distribution adjustment diagram of the BAT algorithm

表 1、2 在不同系统噪声 ($Q=5$ 或 $Q=10$)、不同采样粒子数 ($N_{GA}=20, 30, 40, 50, 100$) 的情况下,对 3 种算法的均方根误差及运行时间进行仿真数据采集,实验结果表明,本算法既缩短了系统的运行时间又提高了系统的状态估计精度。

2.2 移动机器人 SLAM 仿真验证

移动机器人 SLAM 仿真实验环境如图 4 所示,黑色十字、米字、圆圈分别代表 135 个随机特征点位置、机器人估计的特征点位置和机器人运动的 17 个路标点,折线为移动机器人预定前进路线,综上模拟 SLAM 中传感器扫描的环境特征。无填充、阴影填充的三角形分别

表 1 4 种算法的仿真对比结果 ($Q=10,initvar=1$)

Table 1 Simulation comparison results of the four algorithms ($Q=10,initvar=1$)

参数	RMSE				运算时间/s			
	PF	PSO-PF	BAT-PF	APF	PF	PSO-PF	BAT-PF	APF
$N_{GA}=20, Q=10,initvar=1$	8.414 9	8.366 7	7.957 5	7.624 3	0.224 8	0.239 9	0.347 1	0.222 3
$N_{GA}=30, Q=10,initvar=1$	8.006 9	7.856 3	7.495 4	6.899 6	0.222 3	0.242 3	0.378 8	0.229 2
$N_{GA}=40, Q=10,initvar=1$	7.700 4	7.295 7	7.058 4	6.516 1	0.224 8	0.249 5	0.408 9	0.224 1
$N_{GA}=50, Q=10,initvar=1$	7.065 7	6.797 5	6.769 5	6.251 0	0.227 3	0.257 3	0.444 4	0.229 6
$N_{GA}=100, Q=10,initvar=1$	6.416 2	6.261 1	6.024 9	5.519 3	0.239 1	0.289 2	0.596 0	0.247 7

表 2 4 种算法的仿真对比结果 ($Q=5,initvar=1$)

Table 2 Simulation comparison results of the four algorithms ($Q=5,initvar=1$)

参数	RMSE				运算时间/s			
	PF	PSO-PF	BAT-PF	APF	PF	PSO-PF	BAT-PF	APF
$N_{GA}=20, Q=5,initvar=1$	8.401 5	7.657 8	7.467 1	6.963 2	0.225 1	0.238 6	0.341 4	0.225 5
$N_{GA}=30, Q=5,initvar=1$	7.740 4	6.996 6	7.146 3	6.181 4	0.221 0	0.243 9	0.378 6	0.221 8
$N_{GA}=40, Q=5,initvar=1$	7.375 8	6.683 6	6.535 8	5.765 2	0.226 1	0.251 7	0.415 2	0.233 3
$N_{GA}=50, Q=5,initvar=1$	6.977 2	6.279 2	5.849 8	5.348 9	0.225 6	0.259 7	0.443 2	0.233 7
$N_{GA}=100, Q=5,initvar=1$	6.136 6	5.827 8	5.198 6	4.713 6	0.231 0	0.293 6	0.590 4	0.245 0

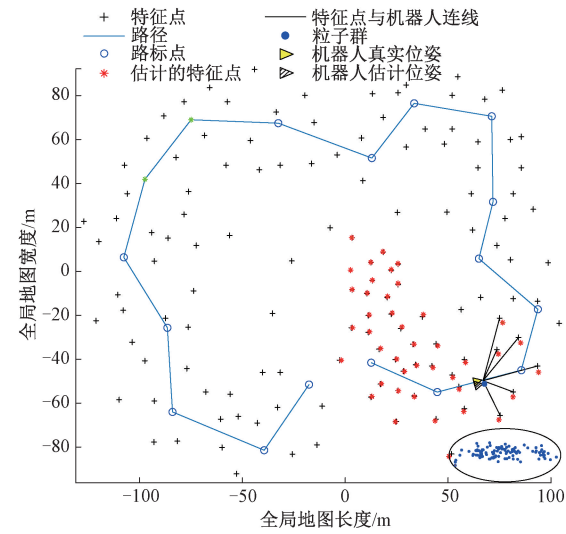


图 4 机器人定位与建图仿真结果

Fig. 4 Robot positioning and mapping simulation results

为移动机器人真实位姿与估计位姿。

仿真参数设定:机器人移动速度 3 m/s,传感器探测距离为 0~30 m,控制信号时间间隔为 0.025 s,初始变量标准差 $initvar=5$ 。图中黑色椭圆为机器人位姿估计时粒子群放大图,由 100 个圆点(粒子)组成。

- 1) 基于近邻优化的多种重采样仿真验证
- 将 APF 算法与 15 种不同的重采样方法融合,改进

重采样方法的粒子位置分布,并应用于相同条件下的移动机器人定位与建图中,对比重采样改进前后的机器人位姿估计误差均值(average relative error, ARE):

$$ARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - X_m|$$

(12)

其中, X_i 为机器人量测位姿, X_m 为机器人估计位姿, n 为机器人控制次数。

如图 5 所示,实心统计条为 15 种重采样算法改进前的机器人位姿估计误差均值,斜线填充为 APF 算法对重采样方法改进后的机器人位姿估计误差均值。仿真数据表明,基于 APF 算法改进后的误差均值整体小于重采样方法改进前的误差均值,证明了 APF 算法的有效性及通用性。

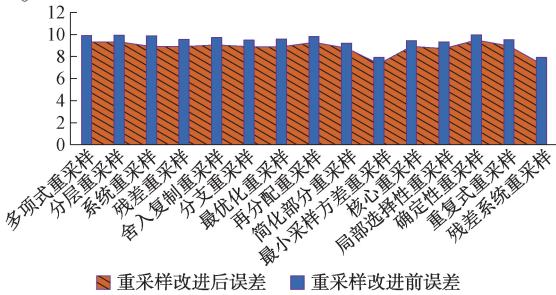


图 5 重采样算法改进前后的 SLAM 误差对比

Fig. 5 SLAM error comparison before and after resampling algorithm improvement

2) 基于变分贝叶斯的自适应 PF-SLAM 仿真验证

图 6 以机器人运行控制次数为横坐标;机器人位姿估计误差为纵坐标;使用高斯混合模型近似时变的观测噪声,在相同条件下,对比不同算法处理时变观测噪声的移动机器人位姿估计误差。其中方形标记线条代表 PF-SLAM 算法机器人位姿误差;圆形标记线条代表基于 EM 处理时变噪声的 PF-SLAM 算法机器人位姿误差;三角形标记线条代表基于 VB-PF-SLAM 算法机器人位姿误差;六边形标记线条代表 VB-APF-SLAM 算法的机器人位姿误差。仿真结果表明,相比于其他 3 种算法,VB-APF-SLAM 算法的机器人位姿误差更小,具有更高的 SLAM 精度。

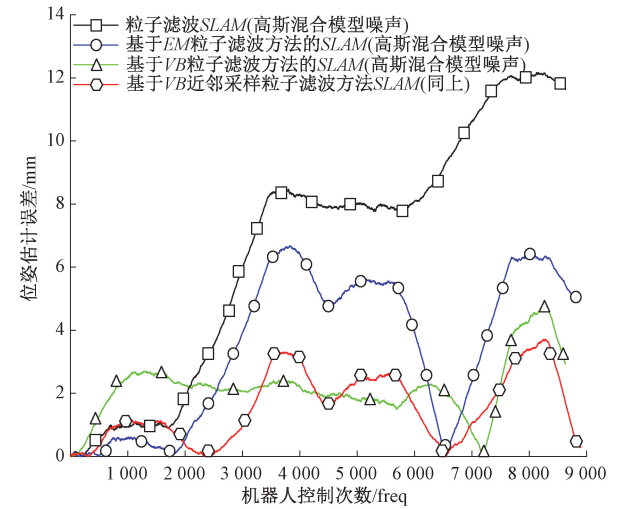


图 6 4 种算法的机器人位姿误差对比结果

Fig. 6 Comparison results of robot pose errors for four algorithms

2.3 实验结果与分析

在仿真实验的基础上进行实际实验验证,使用绘图板(60 cm×90 cm)及不同半径的圆柱体搭建不规则七边形的室内实验环境如图 7(a)所示,图 7(b)为室内环境具体结构图。

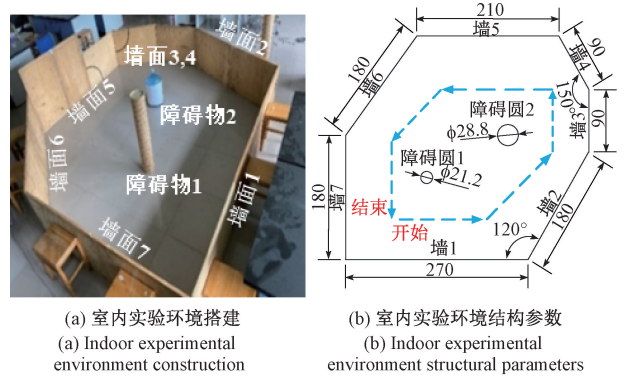


图 7 搭建的室内实验环境

Fig. 7 Reconstructed indoor experimental environment

图 8(a)中分别为移动机器人上搭载超声波传感器(HC-SR04)、驱动电机(28BYJ-48 步进电机)、控制装置(C8051F340 仿真板)和运动装置(STM32 仿真板)和带有 3 个全向轮的机器人移动平台。图 8(b)为装配后的移动机器人全貌。

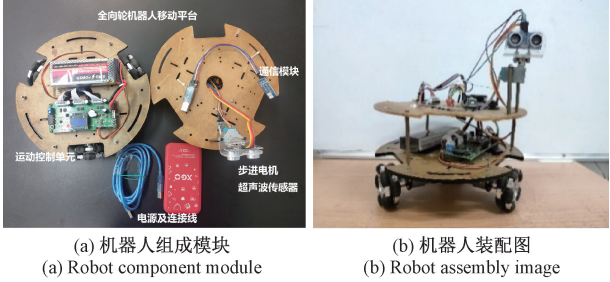


图 8 环境检测实验平台

Fig. 8 Environmental testing experimental platform

1) 基于 VB-APF-SLAM 算法的机器人定位与建图

实际实验中因无法获取机器人运动过程中的真实位姿,却能够通过超声波传感器得到环境轮廓模型数据,因此算法的准确性验证需要通过在不同算法处理下,实际环境轮廓模型之间的线特征误差来表明。

考虑到传统超声波传感器检测时测量值存在误差且容易受到周围环境产生噪声的影响。本文采用 3 位置超声波检测方法^[15],可以过滤噪声,将复杂、不规则的环境轮廓分解为微小范围内近似于直线与圆弧的基础轮廓,简化环境模型,并提升数据关联性。图 9(a)为未经算法处理的超声波传感器直接量测的环境地图,图 9(b)为使用 VB-APF-SLAM 算法处理超声波传感器获取的量测信息后构建的环境地图。

2) 移动机器人 SLAM 实验对比与分析

在上述实验环境下,分别采用 PF-SLAM 算法、VB-PF-SLAM 算法、VB-APF-SLAM 算法与机器人驱动模型结合,处理超声波传感器获取的测量信息,对比不同算法处理下的环境轮廓数据。移动机器人驱动模型与观测模型如下:

$$\mathbf{X}_k = F(\mathbf{X}_{k-1}, \mu_k) = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ g_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t m_k \cos(g_{k-1} + \alpha_k) \\ \Delta t m_k \sin(g_{k-1} + \alpha_k) \\ \Delta t m_k \sin(\alpha_k) / WB \end{bmatrix}$$

(13)

$$\mathbf{Y}_k = \begin{bmatrix} l \\ \phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \\ \arctan\left(\frac{y_i - y_k}{x_i - x_k} - g_k\right) \end{bmatrix}$$

(14)

式中: $\mathbf{X}_k = (x_k, y_k, g_k)^\top$ 为 k 时刻系统的状态向量, x_k, y_k, g_k 代表移动机器人在二维正交坐标系下的位置和方向信息, m_k, α_k 为系统控制变量,其中 m_k 为机器人移动速度,

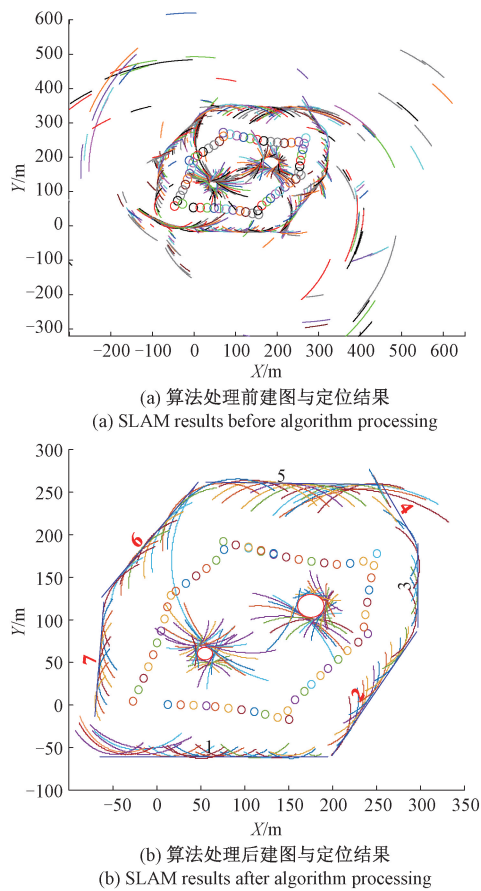


图 9 超声波传感器构建环境地图

Fig. 9 Ultrasonic sensors build environmental maps

α_k 为机器人前轮相对于机器人底座的偏转角度。 Δt 为传感器采样的时间间隔, WB 为前后轮之间的轴距。环境轮廓的观测量 $Y_k = (l, \phi)^T$, 其中 l 为环境物体与传感器间的距离, ϕ 为环境物体相对传感器的方向。

表 3 为 3 种算法处理后的墙面轮廓重构的线特征参数, 用极坐标 ρ, θ 表示, 其表达式为:

$$\rho = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta$$

(15)

式中: ρ 是从空间的原点到要表示直线的垂直距离(原点到直线的垂直距离), θ 为通过空间原点的法线与 x 轴的夹角。

由表 3 数据可知, 在 3 种算法滤波后墙 1 的线特征参数 ρ, θ 比较接近, 这是由于机器人在初始位置计算的结果。因此, 对于其他墙面的线特征参数误差比较, 基于 VB-APF-SLAM 算法处理下的参数平均误差较 PF-SLAM 算法的平均参数误差减小了 61. 87%, 较 VB-PF-SLAM 算法的平均参数误差减小了 39. 83%。

表 4 为 3 种算法处理下, 两个不同圆柱体轮廓重构的结果对比, 其中 (x, y) 为圆心位置及 R 为两圆柱体的半径。由表 4 的圆柱轮廓重构数据表明, 基于 VB-APF-SLAM 算法处理下的圆柱轮廓平均误差较 PF-SLAM 算法的平均误差减小了 58. 21%, 较 VB-PF-SLAM 算法的参数误差减小了 42. 15%。

实验数据结果表明, 对比 PF-SLAM 算法、VB-PF-SLAM 算法, VB-APF-SLAM 算法处理超声波量测信息得到的环境轮廓数据具有更高的精度。

表 3 3 种算法的墙面轮廓重构结果对比
Table 3 Comparison of wall profile reconstruction results of three algorithms

真实值			PF-SLAM			VB-PF-SLAM			VB-APF-SLAM		
墙面	$Rho(\rho)$	$Theta(\theta)$	墙面	$Rho(\rho)$	$Theta(\theta)$	墙面	$Rho(\rho)$	$Theta(\theta)$	墙面	$Rho(\rho)$	$Theta(\theta)$
1	60.000 0	270.000 0	1	59.922 2	270.212 3	1	59.922 2	270.212 3	1	59.922 2	270.212 3
2	207.846 0	330.000 0	2	202.040 5	328.233 5	2	203.921 4	328.717 5	2	205.732 0	323.130 8
3	300.000 0	360.000 0	3	294.532 6	348.556 4	3	296.313 5	352.765 1	3	298.431 5	357.392 4
4	353.060 0	30.000 0	4	343.591 5	30.898 4	4	348.250 2	30.519 0	4	350.757 1	29.740 0
5	263.820 0	90.000 0	5	280.880 7	90.950 0	5	271.380 0	90.642 7	5	266.392 0	90.320 1
6	144.853 0	144.000 0	6	139.820 5	147.190 5	6	140.392 8	146.291 0	6	146.281 6	145.530 6
7	60.000 0	180.000 0	7	68.849 4	175.588 6	7	65.371 4	176.350 5	7	62.356 0	181.159 0

表 4 3 种算法的圆柱轮廓重构结果对比

Table 4 Comparison of wall profile reconstruction results of three algorithms

障碍圆	真实值		PF	PF	VB-PF	VB-PF	VB-APF	VB-APF
			算法估计值	算法误差	算法估计值	算法误差	算法估计值	算法误差
1	x	60.000 0	58.578 2	1.421 8	59.368 5	0.631 5	59.690 7	0.309 4
	y	60.000 0	58.196 3	1.803 7	58.990 1	1.009 9	59.270 5	0.729 5
	R	10.634 6	11.964 3	1.329 7	11.126 9	0.490 5	10.392 3	0.242 3
2	x	180.000 0	183.021 6	3.021 6	182.498 5	2.498 5	181.390 0	1.390 0
	y	120.000 0	118.157 6	1.842 4	118.928 5	1.071 5	119.3533	0.646 7
	R	14.444 0	15.762 4	1.318 4	15.339 1	0.895 1	14.990 4	0.546 4
平均误差			C_1	1.518 4	C_1	0.710 6	C_1	0.427 1
			C_2	2.060 8	C_2	1.488 3	C_2	0.861 0

3 结 论

针对传统 PF-SLAM 中粒子位置分布对 SLAM 精度的影响及观测噪声突变的问题,本文提出基于变分贝叶斯的自适应 PF-SLAM 算法。通过粒子间的近邻位置关系优化粒子位置分布,并提高了粒子多样性,使得粒子可以更好的表示机器人概率分布,实现粒子位置分布的自适应性,并采用高斯混合模型近似时变的观测噪声,利用变分贝叶斯方法迭代估算出混合模型中未知参数分布,实现观测噪声的自适应性。进而提高移动机器人 SLAM 精度。

仿真实验结果表明,本算法与粒子群算法、蝙蝠算法相比,具有更高精度与时效性;对传统重采样方法的改进具有通用性;在未知噪声突变的情况下,VB-APF-SLAM 算法与传统 PF-SLAM 算法、EM-PF-SLAM 算法、VB-PF-SLAM 算法相比具有更高的移动机器人 SLAM 精度。室内环境实验结果表明,通过本算法处理超声波传感器采集的测量信息,所得到的环境轮廓精度明显高于传统 PF-SLAM 算法、VB-PF-SLAM 算法处理的环境轮廓精度。这对解决未知环境下的移动机器人 SLAM 问题具有一定指导意义。

参考文献

[1] 孙曼晖, 杨绍武, 易晓东, 等. 基于 GIS 和 SLAM 的机器人大范围环境自主导航[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 586-592.
SUN M H, YANG SH W, YI X D, et al. Autonomous navigation of robot in large-scale environments based on GIS and SLAM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 586-592.

[2] 罗伟丽, 周芸, 张博龙. 非线性非高斯条件下基于粒子滤波的目标跟踪[J]. 国外电子测量技术, 2021,

320(7): 45-51.

LUO W L, ZHOU Y, ZHANG B L. Target tracking based on particle filter in nonlinear non-Gaussian condition [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 320(7): 45-51.

[3] HE B, YING L L, ZHANG S J, et al Autonomous navigation based on unscented-Fast-SLAM using particle swarm optimization for autonomous underwater vehicles[J]. Measurement, 2015, 71(7): 89-101.

[4] 杨傲雷, 金宏宙, 陈灵, 等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 226-233.

YANG AO L, JIN H ZH, CHEN L, et al. Mobile robot relocalization method fusing deep learning and particle filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 226-233.

[5] 苑晶, 李阳, 董星亮, 等. 基于运动模式在线分类的移动机器人目标跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 568-577.

YUAN J, LI Y, DONG X L, et al. Target tracking with a mobile robot based on on-line classification for motion patterns[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 568-577.

[6] 仇新, 张禹, 苏晓明. 基于启发式算法的移动机器人 SLAM[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 23(1): 45-50.

ZHANG X, ZHANG Y, SU X M. Simultaneous localization and mapping of mobile robot based on heuristic algorithm [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 23(1): 45-50.

[7] 何佳泽, 张寿明. 2D 激光雷达移动机器人 SLAM 系统研究[J]. 电子测量技术, 2021, 360(4): 35-39.

HE J Z, ZHANG SH M. Research on SLAM system of 2D lidar mobile robot [J]. Electronic Measurement

- Technology, 2021, 360(4): 35-39.
- [8] 焦传佳, 江明, 徐劲松, 等. 基于激光信息的移动机器人定位研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 249(9): 1-9.
- JIAO CH J, JIANG M, XU J S, et al. Research on mobile robot localization based on laser Information[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 249(9): 1-9.
- [9] 徐诚, 王鑫鑫, 段世红, 等. 基于误差椭圆重采样的粒子滤波跟踪算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 76-84.
- XU CH, WANG X X, DUAN SH H, et al. Particle filter tracking algorithm based on error ellipse resampling[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 76-84.
- [10] LI Y W, WANG C, GONG J F. A multi-model probability SOC fusion estimation approach using an improved adaptive unscented Kalman filter technique[J]. Energy-Oxford, 2017, 141 (1): 1402-1415.
- [11] 班朝, 任国营, 王斌锐, 等. 基于 IMU 的机器人姿态自适应 EKF 测量算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 33-39.
- BAN CH, REN G Y, WANG B R, et al. Research on IMU-based robot attitude adaptive EKF measurement algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 33-39.
- [12] SHEN K, JING Z L, DONG P. A consensus nonlinear filter with measurement uncertainty in distributed sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(11): 2751611.
- [13] 徐巍军. 基于贝叶斯滤波器的移动机器人同时定位与地图创建算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- XU W J. Research on Bayesian filters based simultaneous localization and mapping algorithms for mobile robots[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [14] 张抒扬, 董鹏, 敬忠良. 变分贝叶斯自适应容积卡尔曼的 SLAM 算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(4): 12-18.
- ZHANG SH Y, DONG P, JING ZH L. Variational bayesian adaptive volume kalman SLAM algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 51(4): 12-18.
- [15] 袁帅, 吴健, 曹阳, 等. 基于三位置超声波检测的改进强跟踪 UKF-SLAM 方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(5): 261-269.
- YUAN SH, WU J, CAO Y, et al. Research on improved strong tracking UKF-SLAM method based on three-position ultrasonic detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(5): 261-269.

作者简介



袁帅(通信作者), 分别在 2000 年和 2003 年于沈阳建筑大学获得学士和硕士学位, 2012 年于中国科学院大学获得博士学位, 现为沈阳建筑大学教授, 主要研究方向为计算机应用技术、机器人定位与建图、计算机图像处理。

E-mail: reidyuan@163.com

Yuan Shuai (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Shenyang Jianzhu University in 2000 and 2003, and received his Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2012. He is currently a professor at Shenyang Jianzhu University. His main research interests include computer application, robot localization and mapping, computer image processing.



刘同健, 在 2019 年于沈阳城市建设学院获得学士学位, 现为沈阳建筑大学硕士研究生, 主要研究方向为粒子滤波, 机器学习算法应用, 移动机器人即时定位与地图构建。

E-mail: liutongjian1014@163.com

Liu Tongjian received his B. Sc. degree from Shenyang Urban Construction University in 2019. He is currently a master student at Shenyang Jianzhu University. His main research interests include particle filter, machine learning, simultaneous localization and mapping of mobile robot.