DOI:10.19652/j.cnki.femt.2204548

基于 IPSO-Gmapping 算法的 SLAM 系统研究*

安 赫[1] 崔 敏[1] 张 鹏[1] 刘 鹏[2]
(1.中北大学仪器与电子学院 太原 030051;2.中北大学电气与控制工程学院 太原 030051)

摘 要:针对传统 Gmapping 算法因粒子耗散导致定位精度不准确的现象,改进粒子群算法(IPSO)结合 Gmapping 算法(IPSO-Gmapping)被提出。通过引入相似度测量参数和新的学习因子,IPSO 算法中粒子的全局开发能力得到提升,同时避免了陷入"局部最优值"的现象。其次将 IPSO 算法应用于传统的 Gmapping 中,使得粒子向高似然区域移动,改善了粒子的分布状态,这也使得 IPSO-Gmapping 算法表现出了极好的性能。分别使用公共数据集和实际场景进行验证,总体的平移旋转误差大幅度降低。通过实验测试表明,所提出的 IPSO-Gmapping 算法使用更少的粒子在位姿估计准确性及建图精确性上优于传统的 Gmapping 算法。

关键词:Gmapping 算法;粒子群最优化;同步定位与建图
中图分类号:TP242.6 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:520.2050

Research on SLAM system based on IPSO-Gmapping algorithm

An He[1] Cui Min[1] Zhang Peng[1] Liu Peng[2]
(1. School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In view of the inaccurate positioning accuracy of the traditional Gmapping algorithm due to particle dissipation, the IPSO-Gmapping algorithm was proposed. By introducing similarity measurement parameters and new learning factors, the global development ability of particles in IPSO algorithm has been improved. And the phenomenon of falling into a "local optimal value" is avoided. Secondly, the optimized IPSO algorithm is applied to the traditional Gmapping algorithm, which makes particles move to the high likelihood region and improves the distribution of particles, which also makes the IPSO-Gmapping algorithm show excellent performance. The overall translation and rotation error is greatly reduced by using the common dataset and the actual scene for verification. Through experimental tests, it is proved that the proposed IPSO-Gmapping algorithm uses fewer particles and is superior to the traditional Gmapping algorithm in the accuracy of pose estimation and mapping accuracy.

Keywords: Gmapping algorithm; particle swarm optimization; simultaneous localization and mapping

0 引 言

即时定位与建图(simultaneous localization and mapping,SLAM)技术为移动机器人的自主定位与导航提供了扎实的理论基础[1]。SLAM 具体指机器人依靠传感器(激光雷达或者摄像头等)感知外部环境信息,实现自主定位、建图、路径规划等功能。该术语自提出后[2],在机器人领域的热度只增不减。

在 SLAM 的实现过程中,定位和建图两个环节是相辅相成的[3]。想要得到机器人的具体位置,需要对外界环境有一个准确的感知,根据外部传感器测量的数据对自身位姿进行估计。要建立更加精确的地图,则需要明确自己的位姿及运动轨迹,而后通过传感器得到的信息计算得到地图[4-8]。Abouzahir 等[9]将 Rao-Blackwellized 粒子滤波(Rao-Blackwellized particle filter,RBPF)方法作为一种新的方法去实现 SLAM,即采取粒子变量分离的思想,将定

收稿日期:2022-11-28
* **基金项目**:技术领域基金(2021-JCJQ-JJ-0726)项目资助

位和建图转换为两个低维度的独立概率求解。该方法降低了状态估计问题的空间维数,得到了广泛应用。然而计算提议分布时RBPF算法过多依赖里程计的运动模型导致了提议分布和目标分布间的较大差距,这便需要更多的粒子去符合目标分布[10]。此外,频繁的重采样会带来粒子退化的问题,建图效果得到影响。

基于此,大多数学者做了一系列尝试。2007年,Grisetti等[11]在此基础上引入了改进的提议分布和选择性重采样两个概念,即Gmapping算法,而后被广泛应用。2018年,Vallicrosa等[12]提出H-SLAM,将RPBF同Hilbert Maps相结合,实现了轨迹纠正。2019年,García-Fernández等[13]提出后验线性化SLAM算法,基于近似的Rao-Blackwellised粒子平滑和后验线性化技术,获得了轨迹和地标的精确近似。2021年,Dai等[14]提出一种基于灰狼优化器的RBPF算法,利用灰狼优化器的全局开发能力,在保证粒子数量的同时,提高了映射的准确性;尽管如此,以上基于RBPF改进的Gmapping算法仍有缺陷。

本文提供了一个经过改进的粒子群最优化(IPSO)算法优化Gmapping,利用改进算法的全局搜索与寻优能力使粒子向高似然函数区间内移动,从而改善了原算法的建图与定位等估计特性。试验结果显示,利用相对较少的粒子就能够达到更准确的位姿和准确的地图结构。

1 Gmapping基本原理

Gmapping以RBPF SLAM算法为核心,优化提议分布,即将激光雷达的数据引入了提议分布,同时对于粒子耗散问题,提出了自适应重采样策略[15],提高了计算效率。

1.1 RBPF SLAM算法

RBPF SLAM的关键思想是利用外部传感器的观测信息 $z_{1:t}$ 和里程计信息 $c_{1:t-1}$ 来对环境地图 m 和机器人轨迹 $x_{1:t}$ 进行估计。并用联合后验概率 $p(x_{1:t},m\mid c_{1:t-1},z_{1:t})$ 表示:

$$p(x_{1:t},m\mid c_{1:t-1},z_{1:t})=p(x_{1:t}\mid c_{1:t-1},z_{1:t})p(m\mid c_{1:t},z_{1:t}) \tag{1}$$

式(1)将SLAM问题转化为计算两个后验概率密度的乘积。其中,$p(x_{1:t}\mid c_{1:t-1},z_{1:t})$ 是一个定位问题,利用里程计数据和激光雷达的观测对机器人的位姿进行估计;$p(m\mid c_{1:t},z_{1:t})$ 是地图的估计问题,由当前机器人位姿和传感器的数据对地图进行更新[16]。

RBPF-SLAM算法的主要步骤如下:

1)粒子初始化,在最开始的陌生环境中无法获取机器人的位姿信息,根据移动机器人状态的先验概率 $p(x_0)$ 选取 N 个粒子,每个粒子的起始权重设为 $1/N$。在知道机器人初始位姿的情况系,则将粒子分散在其周围。

2)对提议分布采样,由上一时刻的粒子集和该时刻的传感器数据对当前时刻粒子状态进行估计。

3)计算权重并归一化,一般选取里程计运动模型作为提议分布,依据重要性采样原理,第 i 个粒子的权重:

$$\tilde{\omega}_t^{(i)}=\frac{p(x_{1:t}^{(i)}\mid z_{1:t}^{(i)},c_{1:t-1}^{(i)})}{\pi(x_{1:t}^{(i)}\mid z_{1:t}^{(i)},c_{1:t-1}^{(i)})} \tag{2}$$

4)重采样,根据权重大小对采样后的粒子集进行"优胜劣汰"操作,而后权重大的粒子被多次保留下来。

5)更新地图,结合粒子的当前位姿以及外部传感器获得的观测数据更新地图。

1.2 基于激光数据优化的提议分布

提议分布和真实分布的差异性主要来自于里程计的测量误差与累积误差。加入激光雷达观测值的提议分布更接近真实的后验概率分布函数。该模型方差较小,可将其近似高斯分布处理[17]。提议分布函数如下:

$$p(x_k\mid m_{k-1}^i,x_{k-1}^i,z_k,c_{k-1})=\frac{p(z_k\mid m_{k-1}^i,x_k)\cdot p(x_k\mid x_{k-1}^i,c_{k-1})}{p(z_k\mid m_{k-1}^i,x_{k-1}^i,c_{k-1})} \tag{3}$$

1.3 重采样策略

考虑到每次循环过程中都要进行重采样,这不仅浪费计算资源,而且导致了粒子耗散。因此,Gmapping设置一个重采样阈值 N_{eff}[18],来表示粒子的重要程度。当它低于设定的阈值时才进行重采样,反之保持不变。

$$N_{\text{eff}}=\frac{1}{\sum_{i=1}^{N}(\tilde{\omega}_t^{(i)})^2} \tag{4}$$

式中:$\tilde{\omega}^{(i)}$ 表示第 i 个粒子归一化的权值。

2 基于改进粒子群最优化的Gmapping算法

2.1 传统粒子群优化算法(PSO)

PSO算法是受鸟群生存过程中的捕食行为启发而提出的智能算法。初始情况下,每只鸟都有其相应的位置和速度。通过群体间信息交互,鸟群中的每个粒子都能找到当前鸟群中的群体最优位置和个体最优位置,以此来调整自己的运动,最终聚集到目标食物附近[19]。

速度和位置更新公式如下:

$$\boldsymbol{V}_{i,d}^{k+1}=\omega\times\boldsymbol{V}_{i,d}^{k}+k_1\times s_1\times(\boldsymbol{P}_{i,d}^{b,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k})+k_2\times s_2\times(\boldsymbol{P}_{i,d}^{g,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k}) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{X}_{i,d}^{k+1}=\boldsymbol{V}_{i,d}^{k+1}+\boldsymbol{X}_{i,d}^{k} \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{V}_{i,d}^{k+1}$ 和 $\boldsymbol{X}_{i,d}^{k+1}$ 分别代表第 $k+1$ 次迭代时第 i 个粒子的第 d 维分量速度矢量和位置矢量;$\boldsymbol{P}_{i,d}^{b,k}$ 和 $\boldsymbol{P}_{i,d}^{g,k}$ 分别为第 i 个粒子的局部最优值和全局最优值;ω 为惯性因子,取值范围在0~1;k_1 和 k_2 分别是同步学习因子和异步学习因子;s_1 和 s_2 是取值在0~1的随机数。

2.2 IPSO算法

PSO是一种随机、并行的算法,但是由于缺乏速度的动态调节,容易陷入局部最优状态,出现"早熟"现象。因此,本文引入相似度测量参数 $D(k)$ 作为评价标准,以此评估临近的两个全局最优值之间的差异程度,从而调整粒子的速度更新模式。$\boldsymbol{p}_{i,d}^{g,k-1}$ 和 $\boldsymbol{p}_{i,d}^{g,k}$ 分别代表粒子 P 在第 $k-1$ 次和第 k 次迭代中的全局最优值,则 $D(k)$ 表示为:

$$D(k)=\left|\frac{\boldsymbol{p}_{i,d}^{g,k}-\boldsymbol{p}_{i,d}^{g,k-1}}{\boldsymbol{p}_{i,d}^{g,k}}\right| \tag{7}$$

设定一个阈值 Δ，当相似度大于或等于该值时，粒子按照先前的模式进行更新；而当相似度值小于该值时，则判定陷入“局部最优值”状态。为此，将历次求解的全局最优值的平均数作为新的学习因子引入，动态调整粒子的速度更新。

$$p_{avg}^{b}=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}p_{i}^{g,k} \tag{8}$$

在添加新的学习因子 p_{avg}^{b} 后，IPSO 算法中计算粒子速度的公式为：

$$\boldsymbol{V}_{i,d}^{k+1}=\begin{cases}\omega\times\boldsymbol{V}_{i,d}^{k}+k_1\times s_1\times(\boldsymbol{P}_{i,d}^{b,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k})+k_2\times\\ \quad s_2\times(\boldsymbol{P}_{i,d}^{g,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k}),\quad D(k)\geqslant\Delta\\ \omega\times\boldsymbol{V}_{i,d}^{k}+k_1\times s_1\times(\boldsymbol{P}_{i,d}^{b,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k})+k_2\times\\ \quad s_2\times(\boldsymbol{P}_{i,d}^{g,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k})+k_3\times s_3\times\\ \quad(\boldsymbol{P}_{avg}^{b,k}-\boldsymbol{X}_{i,d}^{k}),\quad D(k)<\Delta\end{cases} \tag{9}$$

2.3 IPSO-Gmapping 算法

将当前最新的运动控制量和传感器获得的观测量作为输入值，Gmapping 算法通过状态方程式(10)对当前时刻样本中的每个粒子进行预测得到 X'_k。

$$X'_k=g_k(C_k,Z_k)+\varepsilon_k \tag{10}$$

粒子速度和位置更新公式如下：

$$V_i(t+1)=\begin{cases}\omega\times V_i(t)+k_1\times s_1\times(X'_p-X'_k)+\\ \quad k_2\times s_2\times(X'_g-X'_k),\quad D(k)\geqslant\Delta\\ \omega\times V_i(t)+k_1\times s_1\times(X'_p-X'_k)+\\ \quad k_2\times s_2\times(X'_g-X'_k)+k_3\times s_3\times\\ \quad(X'_{avg}-X'_k),\quad D(k)<\Delta\end{cases}$$

$$X_i(t+1)=X'_i(t)+V_i(t) \tag{11}$$

对于粒子权重的选择，将粒子的最适度与其匹配。

IPSO-Gmapping 算法步骤如下：

1)根据传感器观测信息初步预测粒子集位姿；

2)执行扫描匹配算法；

3)根据提议分布进行粒子采样，更新粒子权重；

4)根据当前的粒子权值将粒子进行分类；

5)对于高权重粒子根据式(11)更新粒子状态；

6)计算更新后的粒子权值并归一化；

7)重采样，计算有效粒子数若小于 $N/2$ 时进行重采样；

8)更新地图；

9)更新粒子集。

IPSO-Gmapping 算法的流程如下。

IPSO-Gmapping 算法 (X_t,c_{t-1},z_t) 111

for $i=1$ to N do

$\hat{x}_t^i\sim p(x_t|x_{t-1},c_t)$

end for

$x_t^i\leftarrow\text{IPSO}(\hat{x}_t^i,z_t,m_{t-1})$

//calculate the weight

$\tilde{\omega}_t^i\leftarrow Weight(x_t,z_t,m_{t-1})$

//Update particle set

$X_t\leftarrow(x_t,\hat{x}_t,\tilde{\omega}_t,m_{t-1})$

$N_{\text{eff}}\sim 1/\sum_{i=1}^{N}(\tilde{\omega}_t^{(i)})^2$

//Resample

if

$N_{\text{eff}}<N/2$

Then

$X_t\leftarrow\text{Resample}(X_t)$

end if

//update map

3 实验结果与分析

首先对于改进的 PSO 算法同原算法进行了比较实验；其次，对于本文所提出的优 IPSO-Gmapping 算法，将其同传统的 Gmapping 进行比较，并使用激光 SLAM 数据集验证算法的有效性；最后，通过现实实验场景比较了两者的性能。本文使用 Metric Evaluator 对定位效果进行评估。

$$\varepsilon(\delta)=\sum_{ij}(\delta_{ij}-\delta_{ij}^{*})^2 \tag{12}$$

式中：δ_{ij} 代表估计位姿 i 和 j 之间的相对误差；δ_{ij}^{*} 则代表相对应的真实位姿间的误差。

3.1 基于 IPSO 算法仿真

为了评估所提出的 IPSO 算法，即 IPSO 算法的有效性，对其进行了仿真模拟实验。仿真设置迭代次数 100，为了提升收敛速度本文将惯性因子设为 0.729，而对于寻优精度方面将 3 个学习因子均设为 1.495，种群大小为 30。仿真结果如图 1 所示。

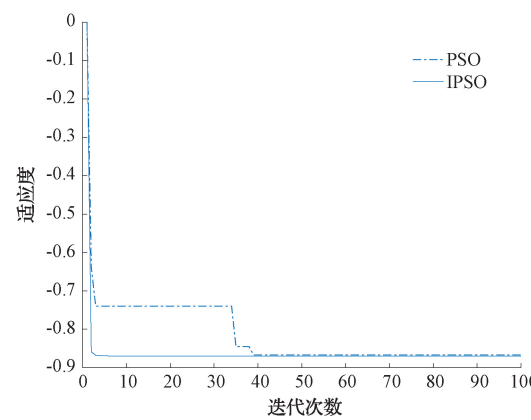


图 1 IPSO 与传统 PSO 迭代对比

从图 1 可以看出，IPSO 算法相对于传统的 PSO 迭代次数更少，可以在短时间内迅速收敛到极值部分。此外，

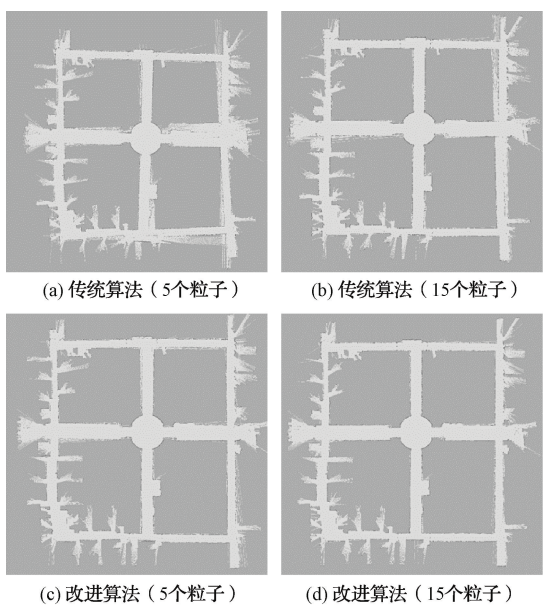
为了验证IPSO算法的有效性，避免其偶然性，本文又进行了100次仿真实验，如表1所示，平均迭代次数和平均最适度粒子出现的时间等参数都验证了所改进算法的优越性。

表1 PSO算法改进前后数据对比

算法	平均迭代次数	平均最适度粒子出现时间/s
PSO	23.5	0.218
IPSO	4.2	0.187

3.2 数据集仿真实验

ACES Building数据集面积较小，环境结构相对简单。两种算法分别使用5个粒子和15个粒子进行数据集仿真，结果如图2所示。传统算法使用5个粒子，地图中有多处“假墙”现象，且整体建图杂乱。当使用15个粒子时，地图精度相较5个粒子有所提高，但某些区域的“假墙”现象仍存在。当本文把IPSO算法融合Gmapping后，分别使用5和15个粒子进行建图。结果表明改进后的算法可以获得一个相对清晰、精确的轮廓。两者的定位误差分析如表2所示。定位误差由平移误差和旋转误差两部分组成，计算工具的结果包含了误差的平均值。从表2可以看出，当使用相同的粒子数时，误差均有减少；平移误差减少了56%，旋转误差减少了60%。



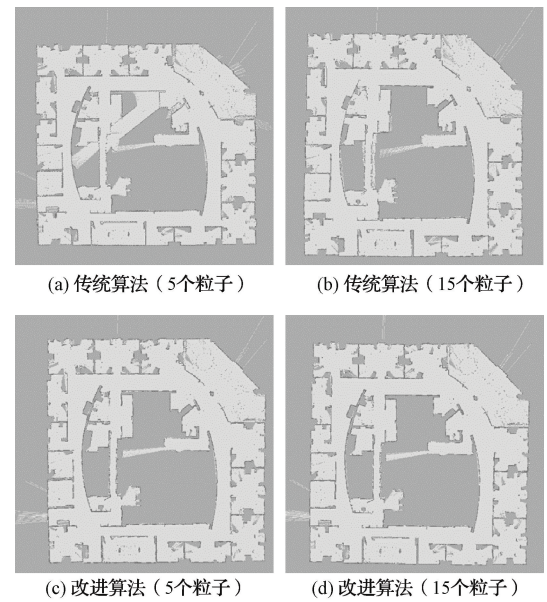
(a) 传统算法（5个粒子） (b) 传统算法（15个粒子）
(c) 改进算法（5个粒子） (d) 改进算法（15个粒子）

图2 ACES数据集仿真效果

表2 定位误差

算法	粒子数	平移误差/m	旋转误差/rad
Gmapping	5	0.32	0.47
	15	0.27	0.35
IPSO-Gmapping	5	0.16	0.14
	15	0.10	0.15

Intel Research Lab数据集有丰富的环境特征面积约为28 m×28 m。图3分别为Gmapping和IPSO-Gmapping算法在Intel下的仿真结果，其中粒子数设置5和15个。



(a) 传统算法（5个粒子） (b) 传统算法（15个粒子）
(c) 改进算法（5个粒子） (d) 改进算法（15个粒子）

图3 Intel Research Lab数据集仿真效果

图3(a)中，传统的算法因建图扭曲而出现了“另一条路”，这是由于粒子数较少而引起的对路径估计不准确现象。当粒子数增多这个现象也得以改善，但是仍有建图不清晰、某些地方有一定程度偏移的问题存在。本文所提出的IPSO-Gmapping算法克服了这些问题，并且在建图和定位上取得了好的效果。两者的定位精度如表3所示，总体的平移误差降低了68%，旋转误差降低了62%。

表3 定位误差

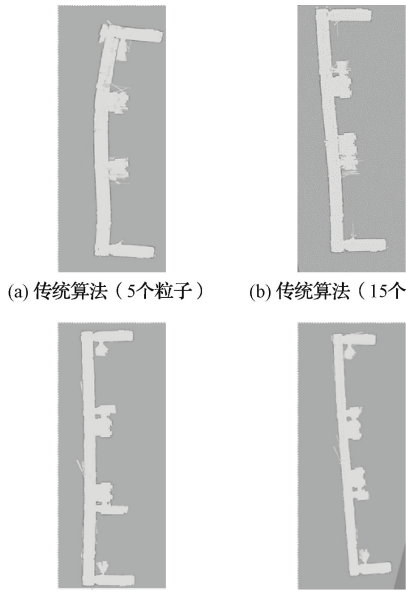
算法	粒子数	平移误差/m	旋转误差/rad
Gmapping	5	0.47	0.27
	15	0.25	0.26
IPSO-Gmapping	5	0.15	0.12
	15	0.07	0.08

3.3 实际场景应用

实验平台是一辆装载思岚A1雷达和阿克曼转弯CAR底盘的冰达小车。实验环境选择中北大学主楼的实验室走廊，面积约为50 m×10 m，如图4所示。

针对主楼的长廊环境，对于Gmapping和IPSO-Gmapping算法，仍旧使用5和15粒子来构建地图。从图5可以看出，当传统算法使用5个粒子时，传统算法的映射效果即建图一致性很差。转弯处有漂移现象，走廊整体形状弯曲。当使用15个粒子时，这个问题得到了改善。而对于本文提出的IPSO-Gmapping算法则取得了较好的建图效果。当使用5个粒子时，走廊形状略微弯曲，但地

图 4　实验环境：主楼长廊



(a) 传统算法（5个粒子）　(b) 传统算法（15个粒子）

(c) 改进算法（5个粒子）　(d) 改进算法（15个粒子）

图 5　主楼长廊建图

图轮廓清晰，机器人位姿估计准确。而当使用 15 个粒子时，长廊整体平直，精度较高，地图的一致性和准确程度上都有明显的改善。

4　结　论

提出了一种 IPSO 算法，通过增加相似度测量参数和新的学习因子，提高了粒子的全局开发能力，也缓解了粒子陷入局部最优值的现象。同时，将 IPSO 算法应用于 Gmapping SLAM 中，使得采样粒子向高似然区间移动。与原算法相比，该算法可以使用更少的粒子来获得准确的位姿和精确的地图构建效果。仿真实验和实际应用中都验证了这一结果。此外，相较传统的 Gmapping 算法，由于本算法引入了 IPSO 算法，使得该算法的计算量有些许增加，后续将在降低算法复杂度方面进行研究。

参 考 文 献

[1] 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，2021，44(4)：35-39.

[2] 胥德玉，杨智刚，胡成彬. 基于高斯采样优化 Gmapping 的 SLAM 方法[J]. 信息与电脑(理论版)，2022，34(7)：76-79，83.

[3] 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，2021，35(9)：1-9.

[4] 张福斌，王凯，廖伟飞，等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法[J]. 仪器仪表学报，2022，43(7)：139-148.

[5] WANG S，WU Z，ZHANG W. An overview of SLAM[C]. Proceedings of 2018 Chinese Intelligent Systems Conference. Springer，2019：673-681.

[6] TUNA G，GULEZ K，GUNGOR V C，et al. Evaluations of different simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithms[C]. IECON 2012 — 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society. IEEE，2012：2693-2698.

[7] 任明宇，陈万米，张圆圆. 融合激光和视觉信息的机器人 SLAM 方法研究[J]. 电子测量技术，2019，42(13)：92-97.

[8] 郑兵，陈世利，刘蓉. 基于萤火虫算法优化的 Gmapping 研究[J]. 计算机工程，2018，44(9)：22-27.

[9] ABOUZAHIR M，ELOUARDI A，BOUAZIZ S，et al. An improved Rao-Blackwellized particle filter based-SLAM running on an OMAP embedded architecture[C]. 2014 Second World Conference on Complex Systems (WCCS). IEEE，2014：716-721.

[10] WANG Y，WANG X. Research on SLAM road sign observation based on particle filter[J]. Computational Intelligence and Neuroscience，2022 ：4478978.

[11] GRISETTI G，STACHNISS C，BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. IEEE Transactions on Robotics，2007，23(1)：34-46.

[12] VALLICROSA G，RIDAO P. H-SLAM：Rao-Blackwellized particle filter slam using Hilbert maps[J]. Sensors，2018，18(5)：1386.

[13] GARCÍA-FERNÁNDEZ Á F，HOSTETTLER R，SÄRKKÄ S. Rao-blackwellized posterior linearization backward SLAM[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology，2019，68(5)：4734-4747.

[14] DAI X，SUN X，HE J，et al. Improved grid-based Rao-Blackwellized particle filter slam based on grey wolf optimizer[J]. Journal of Beijing Institute of Technology，2021，30(z)：23-34.

[15] JO H G，CHO H M，JO S，et al. Efficient grid-based Rao-Blackwellized particle filter SLAM with interparticle map sharing[J]. IEEE/ASME Transac-

tions on Mechatronics, 2018, 23(2): 714-724.

[16] ZHENG B, CHEN S L, LIU R. Research on gmapping based on firefly algorithm optimization[J]. Computer Engineering, 2018, 44(9): 22-27.

[17] LEE J, BANG H. A robust terrain aided navigation using the Rao-Blackwellized particle filter trained by long short-term memory networks [J]. Sensors, 2018, 18(9): 2886.

[18] SHEN M, SUN J, PENG H, et al. Improving localization accuracy in connected vehicle networks using Rao-Blackwellized particle filters: Theory, simulations, and experiments[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20 (6): 2255-2266.

[19] HUANG J, XING Y, YOU H, et al. Particle swarm optimization-based noise filtering algorithm for photon cloud data in forest area[J]. Remote Sensing, 2019, 11(8): 980.

作 者 简 介

安赫,硕士研究生,主要研究方向为多传感器数据融合。

E-mail: heeann0416@163.com

崔敏(通信作者),博士,硕士生导师,主要研究方向为MEMS计量测试。

E-mail: cmcm_1980930@163.com

张鹏,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为多传感器综合感知。

E-mail: sxyczhangpeng@126.com

刘鹏,博士,硕士生导师,主要研究方向为多机器人混合编队、多传感器数据融合。

E-mail: pengliu@nuc.edu.cn