

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407509

# 燃气管道巡检四足机器人的改进沙猫群优化 SLAM 算法研究\*

巫宇航<sup>1</sup> 王强<sup>2</sup> 肖瑶<sup>2</sup> 周海婷<sup>2</sup> 吴琳琳<sup>2</sup> 毛炜<sup>3</sup>

(1. 中国计量大学计量测试与仪器学院 杭州 310018; 2. 中国计量大学能源环境与安全工程学院 杭州 310018;  
3. 兰溪新奥燃气有限公司 金华 321100)

**摘要:**为解决燃气管道巡检四足机器人的地图构建问题,提出一种改进沙猫群算法优化的 ISCSO-FastSLAM 算法。首先,引入柯西变异策略提高沙猫群算法跳出局部最优的能力,加快收敛速度,并加入自适应遗传参数增强沙猫群算法的稳定性。再通过改进沙猫群算法输出的位置预测最优解来更新 FastSLAM 算法的预测粒子集,从而提高估计精度。同时利用低权重粒子优化策略代替粒子滤波中原来的重采样步骤,来保证粒子的多样性。然后搭建不同的仿真环境,将多种算法进行仿真对比,仿真结果表明:在 20 m×20 m 的仿真环境下,ISCSO-FastSLAM 算法相比 WOA-FastSLAM 算法对地图的构建更为准确,对机器人位置和环境路标的估计误差分别减小了 17.1% 和 23.3%。最后,利用四足机器人在 60 m×100 m 大小的居民区进行建图实验,实验结果表明:相比 FastSLAM 算法和 WOA-FastSLAM 算法,ISCSO-FastSLAM 算法能够构建更准确的居民区巡检地图,对阀门井、调压箱等巡检关键位置的估计误差分别减小了 16.2% 和 6.0%。

**关键词:** 燃气巡检;沙猫群算法;地图构建;四足机器人;FastSLAM 算法

**中图分类号:** TN958.98;TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:**

## Study on improved sand cat swarm optimized SLAM algorithm for gas pipeline inspection quadruped robot

Wu Yuhang<sup>1</sup> Wang Qiang<sup>2</sup> Xiao Yao<sup>2</sup> Zhou Haiting<sup>2</sup> Wu Linlin<sup>2</sup> Mao Wei<sup>3</sup>

(1. College of Metrology Measurement and Instrument, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. College of Energy Environment and Safety Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

3. Lanxi Xinao Gas Co. Ltd, Jinhua 321100, China)

**Abstract:** To solve the map construction problem of the quadruped robot for natural gas pipeline inspection, an ISCSO-FastSLAM algorithm optimized by the improved sand cat swarm algorithm is proposed. Firstly, the Cauchy variation strategy is introduced to improve the ability of the sand cat swarm algorithm to jump out of the local optimum and accelerate the convergence speed, and the adaptive genetic parameters are added to improve the stability of the sand cat swarm algorithm. Then, the predicted particle set of the FastSLAM algorithm is updated by improving the optimal solution of the position prediction output of the sand cat swarm algorithm to improve the estimation accuracy. Meanwhile, the low weight particle optimization strategy is used to replace the original resampling step in particle filtering to ensure the diversity of particles. Then, different simulation environments are constructed to compare the different algorithms, and the simulation results show that the ISCSO-FastSLAM algorithm constructs the map more accurately than the WOA-FastSLAM algorithm, and the estimation errors of the robot position and the environmental signposts are reduced by 17.1% and 23.3%, respectively, under the simulation environment of 20 m×20 m. Finally, the quadruped robot is used to conduct map construction experiments in a residential area of 60 m×100 m, and the experimental results show that, compared with the FastSLAM algorithm and the WOA-FastSLAM algorithm, the ISCSO-FastSLAM algorithm is able to construct a more accurate map of the residential area inspection, and the estimation errors of the key inspection locations such as valve wells and regulator boxes are reduced by 16.2% and 6.0%, respectively.

**Keywords:** gas inspection; sand cat swarm optimization; map building; quadruped robot; FastSLAM algorithm

收稿日期: 2024-05-12 Received Date: 2024-05-12

\* 基金项目: 浙江省‘尖兵’‘领雁’研发攻关计划(2022C03179)项目资助

## 0 引言

随着燃气用户规模逐渐扩大、燃气管网使用年限增长,在城镇燃气管网中,尤其是阀门井、变压箱等环节极易发生燃气泄漏<sup>[1-2]</sup>,引发火灾、爆炸等事故,严重威胁人民生命财产安全<sup>[3]</sup>。城镇燃气管道覆盖范围的逐渐扩大和能源安全要求的提高,使得传统的人工巡检方式已不能满足日常燃气安全监管的需要,相关人员开始利用移动平台(如无人机(UAV)<sup>[4-5]</sup>、车辆<sup>[6]</sup>等)搭载如基于可调谐半导体激光吸收光谱(tunable diode laser absorption spectroscopy, TDLAS)的等甲烷气体传感器巡检燃气泄漏。四足机器人具有环境适应性强、越障能力强等优点<sup>[7]</sup>。因此,使用四足机器人,在环境复杂度较高的城镇居民小区,对燃气管道的阀门井、变压箱等位置进行泄漏巡检是一种有效的巡检方法。

目前,如何在城市居民区进行精确的地图构建是实现燃气管道巡检四足机器人自主巡检的关键问题之一。同步定位与地图构建技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)便是为解决此类问题而被提出的一种重要技术,至今已提出包括卡尔曼滤波、LOAM、FastSLAM 等诸多算法<sup>[8]</sup>。Grisetti 团队将 FastSLAM 算法用于构建栅格地图并应用到实体机器人中,形成经典的 Gmapping 算法<sup>[9]</sup>。Gmapping 算法在室内小场景中有较好的建图效果,但在城镇居民区等大环境中, Gmapping 算法的标准粒子滤波器随着时间的推移会出现权值退化现象,虽然重采样过程能缓解权值退化,但又会导致粒子多样性缺失<sup>[10]</sup>。针对 FastSLAM 存在的问题,学者们提出了利用群优化算法提高 FastSLAM 中的估计精度的方法。其中,有学者通过狮群算法(lion swarm optimization, LSO)、鲸群算法(whale optimization algorithm, WOA)等群智能算法优化 FastSLAM 中的重要性采样过程,对从先验密度函数采样的粒子分布进行优化,从而缓解粒子权值退化<sup>[11-13]</sup>。但上述算法在优化过程中易陷入局部最优,且在计算过程中仍存在盲目搜索等问题<sup>[14]</sup>。还有学者采用量子粒子群算法(quantum particle swarm optimization, QPSO)优化 FastSLAM 中的重采样过程,从而避免粒子多样性缺失,但其对缓解粒子退化问题效果不佳<sup>[15]</sup>。沙猫群优化算法(sand cat swarm optimization, SCSO)是模拟沙猫捕食猎物的生存行为而被提出的一种群智能优化算法<sup>[16]</sup>,相比于遗传算法、粒子群算法等,计算过程简单,具有较强的寻优性能,但仍可能陷入局部最优,直接应用于 FastSLAM 中的粒子滤波无法很好的提高预测精度。

为解决四足机器人在城镇燃气管网阀门井自主巡检过程中的地图构建问题,提出一种改进沙猫群算法优化

的 SLAM 算法。首先,引入柯西变异策略和自适应遗传参数对 SCSO 算法进行改进,然后根据改进 SCSO(improved Sand cat swarm optimization, ISCSO)输出的最优解调整 FastSLAM 中的预测粒子集,改善粒子权值退化现象,并通过优化低权重粒子代替原来的重采样步骤来避免粒子多样性缺失。其次,通过仿真对比了改进算法与传统算法的性能。最后在城镇居民区进行了现场实验,验证改进算法的有效性。

## 1 改进沙猫群优化算法

### 1.1 柯西变异策略

SCSO 算法模拟了沙猫搜寻猎物和攻击猎物两种行为<sup>[17]</sup>。在 SCSO 算法后期,沙猫将会逐渐靠近猎物,容易陷入局部最优,为提高其跳出局部最优的能力,采用柯西变异策略来改进 SCSO 算法。柯西变异来源于连续型概率分布中的柯西分布<sup>[18]</sup>。在开发阶段结束,求得当前最优解后,对最优个体根据式(1)进行变异操作,对比变异前后的位置,选择更好的位置作为新的最优个体。

$$X_{new} = X_{bc} + X_{bc} \times Cauchy(0, 1) \quad (1)$$

其中,  $X_{bc}$  代表当前最优个体,  $X_{new}$  代表变异后的个体,  $Cauchy(0, 1)$  代表标准柯西分布。

### 1.2 自适应遗传参数

沙猫群优化算法在搜索猎物和攻击猎物时,都是通过随机角度进行的,容易陷入盲目搜索,降低算法的稳定性和收敛速度。为此,在 SCSO 算法的迭代过程中加入参数  $S$ <sup>[19]</sup>,且  $S=n$ ,  $n$  小于沙猫群的种群数量  $N$ ,其作用是保留第  $t$  代中较优的  $n$  个个体,替换第  $t+1$  代种群中较差的  $n$  个个体,使下一代整体优于上一代,保证算法的稳定性。参考文献[20]构建一个非线性函数,以实现  $S$  值的自适应调整,在保证稳定性的同时提高算法的收敛速度,表达式如下:

$$S = \text{ceil} \left[ (N - 1) \cdot \sin \left( \frac{t \cdot \pi}{2 \cdot T} \right) \right] \quad (2)$$

式中:  $N$  为种群数量;  $t$  为当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数。

## 2 ISCSO-FastSALM

### 2.1 粒子优化策略

针对 FastSLAM 因重采样导致粒子贫乏而降低算法性能的问题,提出粒子优化策略:

1) 首先计算有效粒子数<sup>[21]</sup>  $N_{eff}$ , 判断是否执行粒子优化步骤,  $N_{eff}$  表达式如下:

$$N_{eff} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_i)^2 \quad (3)$$

其中,  $\omega_i$  是归一化后的权值。

2) 当  $N_{\text{eff}}$  小于设定阈值  $N_{\text{th}}$  时, 将粒子按权重降序排列, 设高权重的粒子数为  $M$ ,  $M$  为小于  $N_{\text{eff}}$  的最大整数, 将粒子集  $P^{[N]}$  划分为高权重粒子集  $P_a^{[M]}$  和低权重粒子集  $P_a^{[N-M]}$ , 按如下表达式利用高权重粒子优化低权重粒子:

$$P_c^i = P_b^i + \alpha(P_a^{\text{rand}} - P_b^i) \quad (4)$$

式中:  $\alpha$  是  $[0, 1]$  之间的随机数;  $P_a^{\text{rand}}$  是从  $P_a^{[M]}$  中随机选取的一个粒子, 重组后的粒子集包含  $P_a^{[M]}$  和  $P_a^{[N-M]}$ 。

## 2.2 改进沙猫群算法优化的 FastSALM

针对传统 FastSLAM 算法需要增加粒子数提高精度以及重采样导致的粒子贫乏的问题, 引入 ISCSO 算法与粒子优化策略, 对传统 FastSLAM 进行改进。为确保 FastSLAM 的估计精度, 引入最新的观测值来构建沙猫的适应度函数  $f$ , 表达式如下:

$$f = \exp\left[-\frac{1}{2R}(Z_t - Z_{\text{pre}})\right] \quad (5)$$

其中,  $Z_t$  为  $t$  时刻最新的观测值,  $z_{\text{pre}}$  为  $t$  时刻滤波器的预测值,  $R$  为量测噪声方差。

基于改进沙猫群算法优化的 FastSALM 算法步骤为:

步骤 1) 随机采样  $N$  个粒子, 并记录最新的观测值  $z_t$ ;

步骤 2) 进行 ISCSO 优化;

步骤 3) 根据 ISCSO 输出的最优解  $P_{\text{best}}$  更新粒子集  $P^{[N]}$  分布;

步骤 4) 计算每个粒子的权重  $\omega_i$ ;

步骤 5) 计算有效粒子数  $N_{\text{eff}}$ , 若  $N_{\text{eff}}$  小于设定阈值  $N_{\text{th}}$  时执行步骤 6, 否则转到步骤 7);

步骤 6) 根据式 (4) 对  $P^{[N]}$  进行优化;

步骤 7) 输出预测位姿  $P_{\text{Est}}$ , 并更新地图。

其中, ISCSO 优化的步骤为:

步骤 1) 根据粒子集  $P^{[N]}$  初始化沙猫种群  $X^{[N]}$ ;

步骤 2) 对所有沙猫个体  $X_i$  根据式 (5) 计算适应度值  $f_i$ ;

步骤 3) 搜索猎物阶段, 根据适应度值  $f_i$  更新每个沙猫个体  $X_i$  位置;

步骤 4) 攻击猎物阶段, 生成一个随机位置  $X_{\text{rand}}$ , 再根据随机位置  $X_{\text{rand}}$  更新沙猫个体的位置;

步骤 5) 对更新后的沙猫个体  $X_i$  计算适应度值  $f_i$ , 筛选最优个体  $X_{\text{be}}$ , 根据式 (1) 将最优个体变异为  $X_{\text{nc}}$ , 选择变异前后适应度更好的个体作为新的最优个体  $X_{\text{Newbc}}$ ;

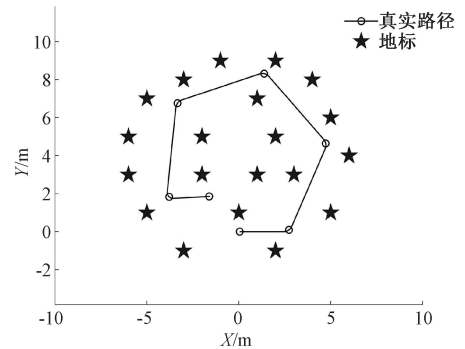
步骤 6) 判断是否达到最大迭代次数  $T$ , 若达到则输出  $X_{\text{Newbc}}$ , 否则返回步骤 3);

## 3 ISCSO-SLAM 算法仿真

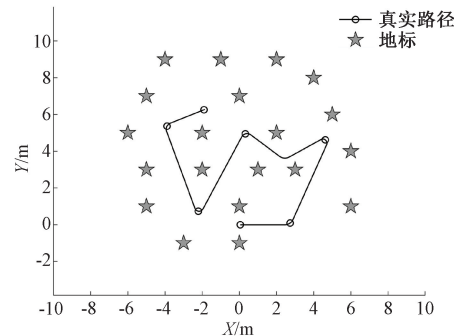
### 3.1 仿真环境

将 FastSALM、基于鲸群算法改进的 FastSLAM 算法 (WOA-FastSLAM)、基于原始沙猫群算法改进的 FastSLAM 算法 (SCSO-FastSALM) 与基于改进沙猫群算法优化的 FastSALM 算法 (ISCSO-FastSALM) 进行仿真对比, 试验平台为 MATLAB R2018a。

模拟四足机器人在城镇燃气阀门井巡检场景中进行建图搭建了  $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$  的仿真环境, 仿真环境如图 1 所示, 图 1(a) 为圆形路径仿真环境, 图 1(b) 为非圆形路径仿真环境。其中圆圈代表机器人巡检路径上的阀门井, 星形标记代表障碍物等环境路标。



(a) 圆形路径仿真环境  
(a) Circular path simulation environment



(b) 非圆形路径仿真环境  
(b) Non-circular path simulation environment

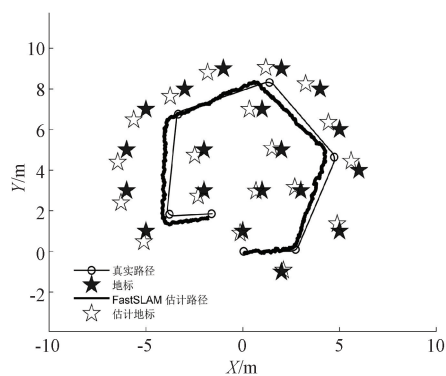
图 1 仿真环境

Fig. 1 Simulation environments

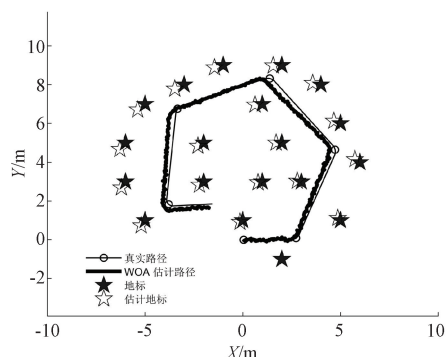
仿真的相关参数设置为: 机器人移动速度  $0.5 \text{ m/s}$ ; 采样间隔  $0.1 \text{ s}$ ; 激光雷达最大量程  $10 \text{ m}$ ; 观测距离误差  $0.5 \text{ m}$ ; 观测角度误差  $5 \text{ rad}$ ; 粒子数为 20。

### 3.2 圆形路径仿真

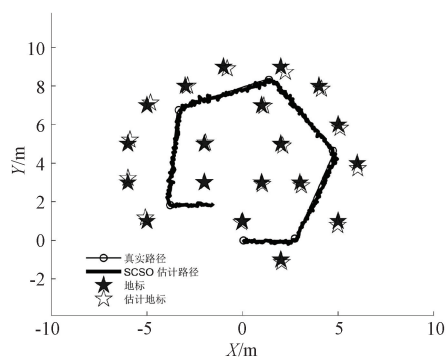
首先进行圆形路径仿真环境下的测试, 仿真结果如图 2 所示。由图 2(a) 可知, 传统 FastSLAM 算法由于累积误差, 机器人轨迹与路标的估计误差随着时间的增加



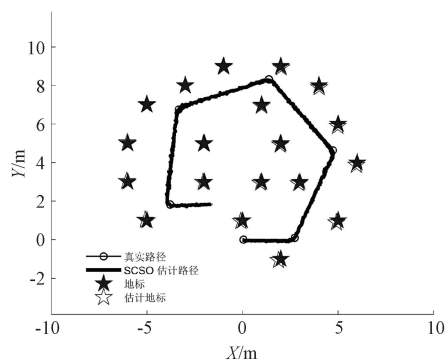
(a) 传统FastSLAM算法仿真结果  
(a) Simulation result of traditional FastSLAM algorithm



(b) WOA-FastSLAM算法仿真结果  
(b) Simulation result of WOA-FastSLAM algorithm



(c) SCSSO-FastSLAM算法仿真结果  
(c) Simulation result of SCSSO-FastSLAM algorithm



(d) ISCSO-FastSLAM算法仿真结果  
(d) Simulation result of ISCSO FastSLAM algorithm

图 2 圆形路径仿真结果

Fig. 2 Circular path simulation results

而增大。在图 2(b) 和图 2(c) 中, WOA-FastSLAM 和 SCSSO-FastSLAM 由于群智能算法的强寻优特性, 对机器人的轨迹与环境路标的估计误差有着明显的降低。而由图 2(d) 可知, ISCSO-FastSLAM 算法估计的机器人轨迹与真实路径最为接近, 且估计路标与实际路标位置也基本一致, 其原因在于 ISCSO-FastSLAM 利用 ISCSO 算法调整了预测粒子集, 能有效提高算法的估计性能, 而粒子优化策略则保证了粒子的多样性。

将 4 种算法对机器人位置估计误差与环境路标的估计误差进行对比, 如图 3、图 4 所示。由图 3 与图 4 可知, 相比于 FastSALM、WOA-FastSLAM 和 SCSSO-FastSALM 算法, ISCSO-FastSALM 算法的对机器人的位置估计误差和对环境路标的估计误差都是最小。

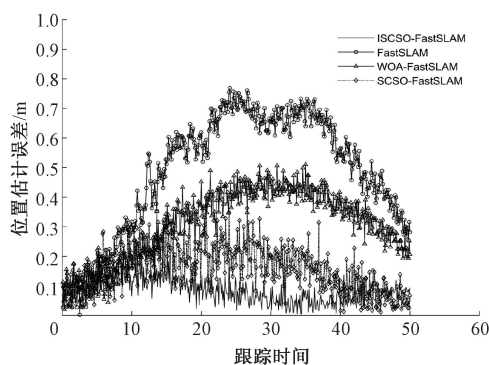


图 3 圆形路径仿真位置估计误差

Fig. 3 Position estimation error in circular path simulation

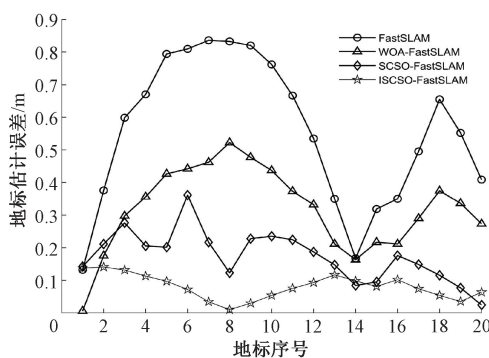


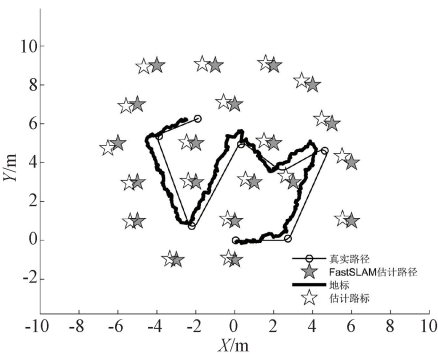
图 4 圆形路径仿真路标估计误差

Fig. 4 Circular path simulation landmark estimation error

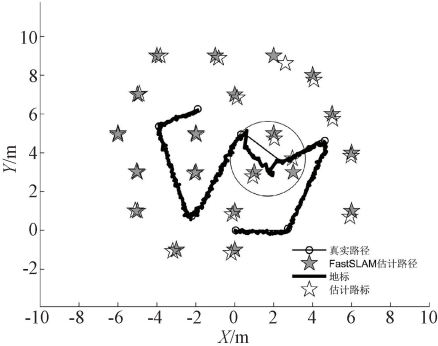
### 3.3 非圆形路径仿真

在非圆形路径仿真环境下进行仿真, 结果如图 5 所示。由图 5(a) 可知, FastSLAM 效果仍是 4 种算法中最差的。从图 5(b) 和 (c) 可以看出, WOA-FastSLAM 与 SCSSO-FastSLAM 的 SLAM 效果总体优于 FastSLAM, 但在图 5(b) 和 (c) 中圈出的区域都出现了较大偏差。而从图 5(d) 可以看出, ISCSO-FastSLAM 的效果要优于其他 3 种

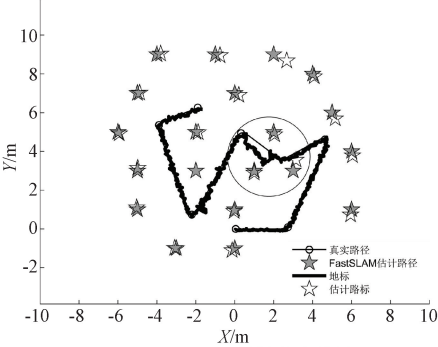




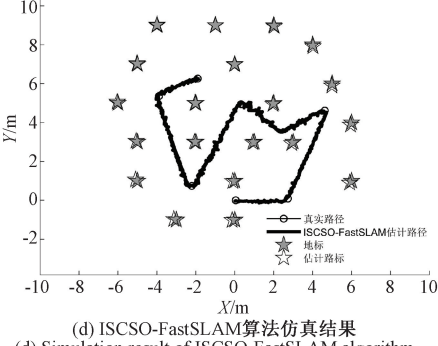
(a) 传统FastSLAM算法仿真结果  
(a) Simulation result of traditional FastSLAM algorithm



(b) WOA-FastSLAM算法仿真结果  
(b) Simulation result of WOA-FastSLAM algorithm



(c) SCSO-FastSLAM算法仿真结果  
(c) Simulation result of SCSO-FastSLAM algorithm



(d) ICSO-FastSLAM算法仿真结果  
(d) Simulation result of ICSO-FastSLAM algorithm

图 5 非圆形路径仿真结果

Fig. 5 Non-circular path simulation results

算法,且在圆圈所在的狭窄区域也未出现较大误差,估计路径与估计路标和真实情况基本保持一致。

将 4 种算法对机器人位置估计误差与环境路标的估计误差进行对比,如图 6、图 7 所示。由图 6 可以看出, FastSLAM 的误差最大,大部分误差在 0.3 ~ 0.7 m。WOA-FastSLAM 与 SCSO-FastSLAM 的效果优于 FastSLAM,大部分误差保持在 0.1 ~ 0.3 m,但在 200 ~ 500 的时间段内,二者的误差达到了 0.9 m 左右。ISCSO-FastSLAM 的误差最小,基本都维持在 0.2 m 的误差以内,仅在 200 ~ 500 的时间段内误差在 0.4 m 左右。而从图 7 中同样可以看出 ICSO-FastSLAM 的误差是 4 种算法中最小的,由此说明 ICSO-FastSLAM 算法的效果要优于其他 3 种算法。

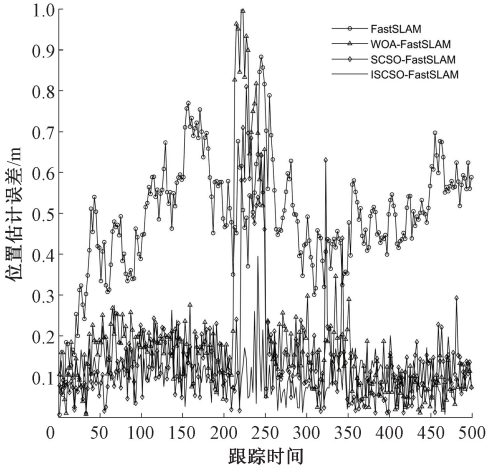


图 6 非圆形路径仿真位置估计误差

Fig. 6 Position estimation error in non-circular path simulation

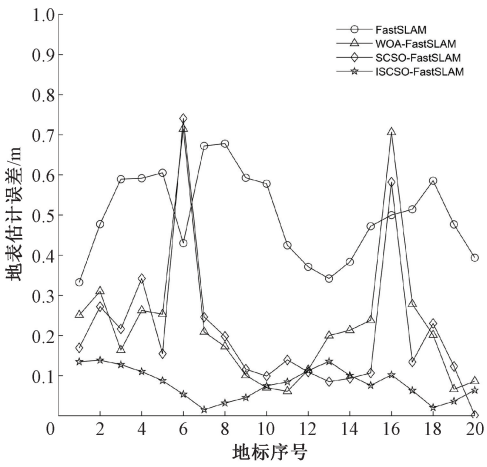


图 7 非圆形路径仿真路标估计误差

Fig. 7 Landmark estimation error in non-circular path simulation

### 3.4 算法重复性测试

为避免实验结果的偶然性,在相同条件下分别进行 20 次独立仿真实验并取均值,采用均方根误差 (RMSE) 作为算法的衡量指标<sup>[22]</sup>,表达式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}$$

(6)

4 种算法仿真实验的 RMSE 对比如表 1 所示。由表 1 可知, FastSALM 算法的误差最大, 当粒子数相同时 WOA-FastSLAM 和 SCSO-FastSALM 算法的估计误差相。以粒子数为 10 时为例, FastSALM 算法的位置和路标估计误差在 0.6~0.7 m, WOA-FastSLAM 的位置和路标估计误差在 0.35 m 左右, SCSO-FastSALM 算法的位置和路标估计误差在 0.29~0.32 m, 而 ISCSO-FastSALM 的估计误差在 4 种算法中最小, 误差在 0.19~0.21 m。在粒子数为 100 时, ISCSO-FastSALM 与 FastSALM 相对位置 和路标估计误差减小了 53.2% 和 60.5%; 与 WOA-FastSALM 相比, 估计误差分别减小了 17.1% 和 23.3%; 与 SCSO-FastSALM 相比, 估计误差分别减小了 7.9% 和 19.6%。此外, ISCSO-FastSALM 只用 10 个粒子就比 FastSALM 使用 100 个粒子的估计误差更小, 由此可以看出 ISCSO-FastSALM 算法的准确性与稳定性优于其他 3 种算法。

表 1 位置与地标估计误差

Table 1 RMSE in location and landmark estimation

粒子数	算法	位置 RMSE/m	路标 RMSE/m
10	FastSALM	0.640 6	0.677 1
	WOA-FastSLAM	0.349 1	0.341 1
	SCSO-FastSALM	0.314 2	0.298 7
	ISCSO-FastSALM	0.208 8	0.192 1
50	FastSALM	0.479 1	0.538 7
	WOA-FastSLAM	0.231 9	0.242 9
	SCSO-FastSALM	0.212 2	0.236 9
	ISCSO-FastSALM	0.191 7	0.173 1
100	FastSALM	0.377 3	0.427 6
	WOA-FastSLAM	0.212 7	0.220 5
	SCSO-FastSALM	0.191 6	0.210 3
	ISCSO-FastSALM	0.176 4	0.169 1

4 巡检环境地图构建实验

为验证算法的有效性, 本节使用四足机器人, 在巡检现场进行环境地图构建实验。四足机器人如图 8 所示, 其搭载了激光雷达与 TDLAS 传感器, 并且安装了 Ubuntu18.04 系统, 配置了机器人操作系统 (robot operating system, ROS)。

如图 9(a) 所示, 试验场地为某乡镇居民小区内, 图 9(b) 所示为该区域的埋地燃气管道布线图, 其中圆圈为阀门井与调压箱所在位置。根据阀门井与调压箱位置选取从变压箱#1 经过变压箱#2 再到阀门井#3 的 60 m×100 m 直角街道 (图 9(a) 中线框圈定区域) 作为实验区域。

分别采用 FastSALM 算法和 WOA-FastSLAM 与

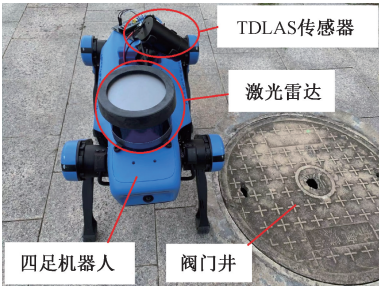


图 8 四足机器人  
Fig. 8 Quadruped robot



(a) 居民区卫星图  
(a) Satellite image of residential areas



(b) 埋地燃气管线图  
(b) Buried gas pipeline diagram

图 9 测试场地  
Fig. 9 Test site

ISCSO-FastSLAM 对实验区域进行巡检环境地图构建, 结果如图 10 所示。在图 10(a) 中, 传统 FastSALM 算法所构建的地图在黑色矩形方框 1、2 中的两处放大的区域发生了重叠现象, 并且从变压箱#2 再到阀门井#3 的街道发生了变形弯曲。在图 10(b) 中, WOA-FastSLAM 所构建的地图中的街道并未发生明显的变形, 但在图 10(b) 黑色矩形方框 1 中放大的区域依然存在重叠与结构错乱的问题。而如图 10(c) 所示, 利用 ISCSO-FastSLAM 算法构建的地图更为清晰, 直线度更好, 在拐角处 1 也未出现变形等现象。这是因为 ISCSO-FastSLAM 算法利用改进的沙猫群算法优化了传统 FastSLAM 算法中的粒子滤波环

节,使其能够更好的预测与估计四足机器人的实际位置,从而构建更为精确的环境地图,利于四足机器人后续的路径规划与自主巡检。

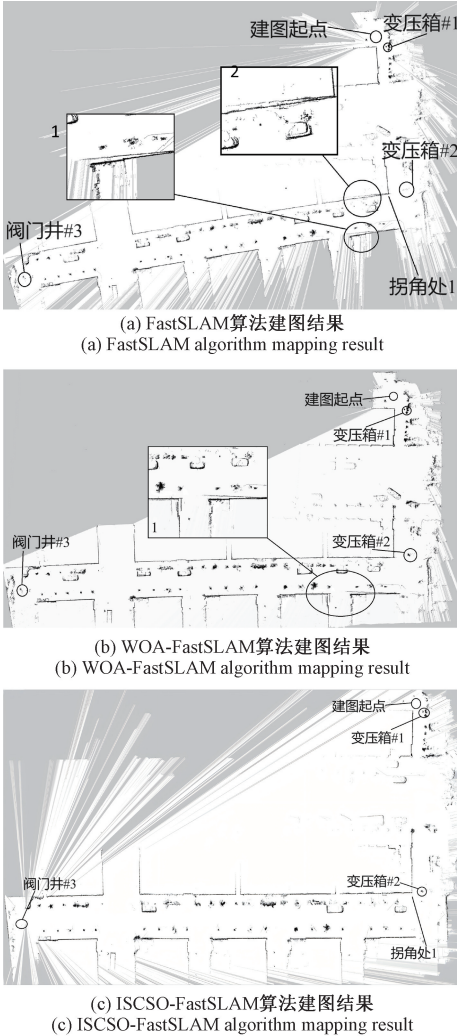


图 10 巡检环境建图实验结果

Fig. 10 Inspection environment mapping experiment results

在实验测试环境中树木较稀疏,RTK-GNSS 信号不易被遮挡,其定位精度较为可靠。因此可以将变压器#1、变压器#2 和阀门井#3 这 3 个位置的 RTK-GNSS 定位数据作为真值。以建图起点作为坐标原点,利用 ImageJ 软件获取 3 种算法所构建地图中相应位置的图测值,便能计算出 3 种算法的估计误差,结果记录在表 2 中。如表 2 所示,FastSALM 算法对 3 处阀门井与变压器位置的估计误差在 1.0~1.6 m 范围内,WOA-FastSALM 对 3 处阀门井与变压器位置的估计误差在 1.0~1.3 m 范围内,ISCSO-FastSALM 算法对 3 处阀门井与变压器位置的估计误差在 0.9~1.2 m 范围内。ISCSO-FastSALM 算法相比于 FastSALM 算法,误差减小了 16.2%,相比于 WOA-FastSALM 算法,误差减小了 6.0%。

表 2 3 种算法对变压器#1、#2 和阀门井#3 位置估计误差  
Table 2 Position estimation errors of the three algorithms for regulator boxes #1, #2, and valve well #3

位置	FastSALM 误差/m	WOA-FastSALM 误差/m	ISCSO-FastSALM 误差/m
变压器#1	1.05	1.01	0.92
变压器#2	1.31	1.23	1.17
阀门井#3	1.58	1.24	1.18

在对现场进行地图构建后,在变压器#2 处模拟燃气泄漏,根据如图 11 所示的地图利用四足机器人进行了对变压器#1、变压器#2 和阀门井#3 所在区域的路径规划与自主巡检,并在变压器#2 附近测得浓度为 540~1 486 mg/m<sup>3</sup> 的燃气泄漏,验证了 ISCSO-FastSALM 算法构建的地图应用于城镇燃气管道阀门井等处的燃气巡检四足机器人自主巡检的有效性。

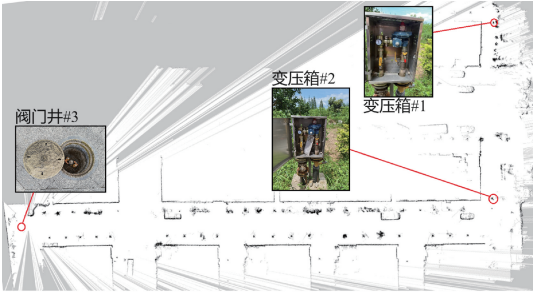


图 11 巡检地图

Fig. 11 Inspection map

## 5 结 论

为实现燃气管道巡检四足机器人的自主巡检,首先便需要对巡检现场进行地图构建。通过引入自适应遗传参数和柯西变异策略改进沙猫群优化算法容易陷入局部最优的缺点并增加算法的稳定性。再利用改进沙猫群算法优化 FastSALM 算法中的预测粒子集,并对低权重粒子进行优化重组,从而减少算法对环境地图的估计误差。仿真结果表明 ISCSO-FastSALM 算法能有效减少地图构建的误差,与 WOA-FastSALM 相比对位置和路标估计误差减小了 17.1%和 23.3%。最后,在某居民区(60 m×100 m 范围)利用四足机器人进行了现场建图实验,结果表明 ISCSO-FastSALM 算法相比于传统算法可更好地构建巡检现场的环境地图。在城市居民区进行精确的地图构建是实现燃气管道巡检四足机器人自主巡检的前提。基于 ISCSO-FastSALM 算法的建图结果,结合定位与路径规划技术,巡检四足机器人能更好的实现对城市居民区内的燃气管道,尤其是阀门井、变压器等薄弱环节的自主巡检,保障城镇居民燃气使用安全。



## 参考文献

- [ 1 ] 王轶宏, 翟越, 李艳, 等. 城市燃气管网泄漏蒸气云爆炸事故风险评估[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(2): 194-201.  
WANG T H, ZHAI Y, LI Y, et al. Risk assessment of vapor cloud explosion accident of urban gas pipe network under leakage condition [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(2): 194-201.
- [ 2 ] 李聪, 鲁一霏, 陈辰, 等. 城镇燃气管网事故应急救援特征分析及救援能力评估[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2023, 63(10): 1537-1547.  
LI C, LU Y F, CHEN CH, et al. Analysis of emergency rescue characteristics and evaluation of rescue capability for accidents associated with urban gas pipeline network[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2023, 63(10): 1537-1547.
- [ 3 ] LU H, ISELEY T, BEHBAHANI S, et al. Leakage detection techniques for oil and gas pipelines: State-of-the-art [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 98: 103249.
- [ 4 ] GOLSTON L, AUBUT N, FRISH M, et al. Natural gas fugitive leak detection using an unmanned aerial vehicle: localization and quantification of emission rate [J]. Atmosphere, 2018, 9(9): 333.
- [ 5 ] MARTINEZ B, MILLER T W, YALIN A P. Cavity Ring-Down methane sensor for small unmanned aerial systems[J]. Sensors, 2020, 20(2): 454.
- [ 6 ] ZHENG K Y, YU L, ZHENG CH T, et al. Vehicle-Deployed Off-Axis integrated cavity output spectroscopic CH<sub>4</sub>/C<sub>2</sub>H<sub>6</sub> sensor system for mobile inspection of natural gas leakage [J]. ACS Sensors, 2022, 7(6): 1685-1697.
- [ 7 ] TAHERI H, MOZAYANI N. A study on quadruped mobile robots [J]. Mechanism and Machine Theory, 2023, 190: 105448.
- [ 8 ] 邓鹏, 罗静. 复杂环境下机器人多传感器融合定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 48-57.  
DENG P, LUO J. Robot multi-sensor fusion localization method in complex environment [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(12): 48-57.
- [ 9 ] 郑川川, 柯福阳, 汤琴琴. 融合改进 D\* 与 Gmapping 算法的自主导航仿真研究[J]. 计算机仿真, 2023, 40(10): 452-457, 518.  
ZHENG CH CH, KE F Y, TANG Q Q. Autonomous navigation simulation based on improved D\* and Gmapping algorithm [J]. Computer Simulation, 2023, 40(10): 452-457, 518.
- [ 10 ] 袁帅, 刘同健, 吴健, 等. 基于变分贝叶斯的自适应 PF-SLAM 方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 258-266.  
YUAN SH, LIU T J, WU J, et al. Research on adaptive PF-SLAM method based on variational Bayesian [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 258-266.
- [ 11 ] 周宁亚, 黄友锐, 韩涛. 基于狮群优化的 FastSLAM 算法 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(7): 206-211.  
ZHOU N Y, HUANG Y R, HAN T. FastSLAM algorithm based on lion swarm optimization [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(7): 206-211.
- [ 12 ] 武风波, 刘瑶, 朱代先, 等. 鲸群优化的粒子滤波算法研究[J]. 应用光学, 2021, 42(5): 859-866.  
WU F B, LIU Y, ZHU D X, et al. Particle filter algorithm based on whale swarm optimization [J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(5): 859-866.
- [ 13 ] 许哲, 吴家跃. 一种改进天牛群算法优化的 RBPF-SLAM 模型研究 [J]. 测绘科学, 2023, 48(6): 112-118.  
XU ZH, WU J Y. Research on RBPF-SLAM model optimized by improved beetle swarm algorithm [J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(6): 112-118.
- [ 14 ] 崔昊杨, 张宇, 周坤, 等. 基于仿生算法改进粒子滤波的 SLAM 算法精度预测 [J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 166-172.  
CUI H Y, ZHANG Y, ZHOU K, et al. Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter [J]. Control and Decision, 2021, 36(1): 166-172.
- [ 15 ] 伍永健, 陈跃东, 陈孟元. 量子粒子群优化下的 RBPF-SLAM 算法研究 [J]. 智能系统学报, 2018, 13(5): 829-835.  
WU Y J, CHEN Y D, CHEN M Y. Research on RBPF-SLAM algorithm based on quantum behaved particle swarm optimization [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13(5): 829-835.
- [ 16 ] 蒋开正, 吕丽平. 改进沙猫群优化算法优化堆叠降噪自动编码器的发动机故障诊断 [J]. 机械设计, 2023, 40(8): 56-62.  
JIANG K ZH, LYU L P. Improved sand cat swarm optimization algorithm for engine fault diagnosis of stacked noise reduction automatic encoder [J]. Journal of Machine Design, 2023, 40(8): 56-62.
- [ 17 ] WU D, RAO H H, WEN CH SH, et al. Modified sand cat swarm optimization algorithm for solving constrained



- engineering optimization problems [J]. Mathematics, 2022, 10(22): 4350.
- [18] WANG W C, TIAN W C, CHAU K, et al. An improved bald eagle search algorithm with cauchy mutation and adaptive weight factor for engineering optimization [J]. Cmes-Computer Modeling In Engineering & Sciences, 2023, 136(2): 1603-1642.
- [19] WANG G G, DEB S, CUI ZH H. Monarch butterfly optimization [J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31: 1995-2014.
- [20] 陈志强, 曹梦龙, 赵文彬. 帝王蝶算法优化粒子滤波在 SLAM 中的应用研究 [J]. 系统仿真学报, 2023, 35(6): 1351-1361.
- CHEN ZH Q, CAO M L, ZHAO W B. Research on application of monarch butterfly algorithm optimized particle filter in SLAM [J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(6): 1351-1361.
- [21] 张毅, 郑潇峰, 罗元, 等. 基于高斯分布重采样的 Rao-Blackwellized 粒子滤波 SLAM 算法 [J]. 控制与决策, 2016, 31(12): 2299-2304.
- ZHANG Y, ZHEN X F, LUO Y, et al. SLAM algorithm with gaussian distributed resampling rao blackwellized particle filter [J]. Control and Decision, 2016, 31(12): 2299-2304.
- [22] 李阳, 李维刚, 赵云涛, 等. 基于莱维飞行和随机游动策略的灰狼算法 [J]. 计算机科学, 2020, 47(8): 291-296.

LI Y, LI W G, ZHAO Y T, et al. Grey wolf algorithm base on levy flight and random walk strategy [J]. Computer Science, 2020, 47(8): 291-296.

## 作者简介



巫宇航, 2022 年于江西理工大学获得学士学位, 现为中国计量大学硕士研究生, 主要研究方向为巡检机器人自主导航技术。  
E-mail: S22020804063@cjlu.edu.cn

**Wu Yuhang** received his B. Sc. degree from Jiangxi University of Science and Technology in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in China Jiliang University. His main research interests include autonomous navigation technology for inspection robots.



王强 (通信和者), 1998 年于中南工业大学获得学士学位, 2002 年于中南大学获得硕士学位, 2005 年于浙江大学获得博士学位, 现为中国计量大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能检测技术、无损检测技术。

E-mail: qiangwang@cjlu.edu.cn

**Wang Qiang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Central South University of Technology in 1998, M. Sc. degree from Central South University in 2002 and Ph. D. degree from Zhejiang University in 2005, respectively. Now he is a professor in China Jiliang University. His main research interests include intelligent inspection technology and non-destructive testing technology.