

# 基于实时语义链表构建系统的改善定位研究

蒋 林<sup>1,2</sup>, 杨文琦<sup>1</sup>, 雷 斌<sup>1,3\*</sup>, 李云飞<sup>1</sup>, 汤 勃<sup>1,3</sup>, 朱建阳<sup>1,2</sup>

(1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室, 湖北武汉 430081; 2. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 湖北武汉 430081; 3. 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 湖北武汉 430081)

**摘 要:** 针对移动机器人领域自适应蒙特卡洛定位算法(Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL)在相似及变化场景下易失效的问题, 本文提出基于改进YOLOv8构建语义链表为AMCL提供预定位位姿的方法, 改变粒子权重更新方式, 进而提升定位准确性和鲁棒性. 以YOLOv8为基础, 结合信息聚集-分发机制和注意力尺度序列融合模块增强其Neck部分特征融合能力, 并对模型进行剪枝, 提升精度和速度; 利用激光SLAM(Simultaneous Localization And Mapping)构建二维栅格地图, 通过改进的YOLOv8提取物体语义并映射到地图上, 得到二维语义地图, 根据各连续语义物体之间的关系构建语义链表; 在定位过程中, 将机器人识别到的物体语义信息与语义链表进行匹配, 为AMCL提供预定位位姿, 改变其粒子更新方式进行精确定位, 并基于词袋模型降低免疫障碍物遮挡导致的语义链表断裂. 在相似及变化场景下进行定位对比实验, 实验结果验证了本文算法的有效性.

**关键词:** 特征融合; 模型剪枝; 语义链表; 免疫遮挡; 改善定位

**基金项目:** 国家重点研发计划(No.2019YFB1310000); 国家自然科学基金(No.51874217)

**中图分类号:** TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2025)05-1533-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20240336

## Research on Improved Localization Based on Real-Time Semantic Chain List Systems

JIANG Lin<sup>1,2</sup>, YANG Wen-qi<sup>1</sup>, LEI Bin<sup>1,3\*</sup>, LI Yun-fei<sup>1</sup>, TANG Bo<sup>1,3</sup>, ZHU Jian-yang<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology (Ministry of Education), Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China; 2. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China; 3. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China)

**Abstract:** To address the issue of AMCL (Adaptive Monte Carlo Localization) failure in similar and dynamic environments within the field of mobile robotics, this paper proposes a method based on the improved YOLOv8 to construct a semantic chain list, which provides a pre-localization pose for AMCL, altering the particle weight update mechanism to enhance localization accuracy and robustness. Built on the YOLOv8 architecture, the method integrates the gather-and-distribute mechanism and attentional scale sequence fusion module to enhance the feature fusion capabilities of the Neck section, while pruning the model to improve both accuracy and speed. Laser SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) is used to construct a 2D grid map, and the improved YOLOv8 extracts object semantics and maps them onto the grid map, generating a 2D semantic map. A semantic chain list is constructed based on the relationships between consecutive semantic objects. During localization, the robot's detected object semantic information is matched with the semantic chain list to provide a pre-localization pose for AMCL, modifying the particle update mechanism for precise localization. Additionally, a bag-of-words model is employed to mitigate semantic chain breaks caused by occlusion from obstacles. Localization experiments in similar and dynamic environments validate the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** feature fusion; model pruning; semantic chain list; immunity to occlusion; localization improvement

**Foundation Item(s):** National Key Research and Development Program of China (No.2019YFB1310000); National Natural Science Foundation of China (No.51874217)

### 1 引言

随着机器人技术和人工智能的快速发展,如何构建准确的语义地图并实现精确定位与导航成为了关键性挑战. 在二维语义地图方面, Liu 等人<sup>[1]</sup>使用 Gmapping 算法构建栅格地图,并通过贝叶斯推理生成语义地图. 李秀智等人<sup>[2]</sup>提出一种轻量级目标检测算法,构建出较为初始的二维语义地图. 蒋林等人<sup>[3]</sup>通过 SSD (Single Shot multibox Detector) 算法识别环境中的语义信息,增量式构建二维语义地图. 在三维语义地图方面,李琳等人<sup>[4]</sup>通过 DeepLab V3+ 进行语义分割并将标签映射到三维稠密地图中. Li 等人<sup>[5]</sup>结合改进的双流 YOLOv4 和 RGB-SLAM 建立了能够快速生成全局稀疏图和稠密点云的算法模型. 王立鹏等人<sup>[6]</sup>通过 YOLOv5 生成点云标签并改进 ORB-SLAM2 构建三维语义地图. 与三维地图相比,二维语义地图计算成本更低,适用性更广.

为了实现自主导航,准确的定位至关重要. Zhang 等人<sup>[7]</sup>提出的 AMCL (Adaptive Monte Carlo Localization) 算法在粒子的置信度较低时可以重新分布粒子来优化机器人定位失败的情况. Peng 等人<sup>[8]</sup>结合激光雷达点云扫描匹配提高 AMCL 定位精度. 谢奥<sup>[9]</sup>基于 EKF 融合多传感器数据增强 AMCL 的鲁棒性. 蒋林等人<sup>[10]</sup>提出利用语义地图提升 AMCL 算法在复杂环境下的准确性及粒子收敛速度. 上述改进算法均提升了定位的精度和速度,但在相似及变化环境中,机器人仍旧容易迷失自身位姿.

针对上述问题,本文提出 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 建图算法生成二维栅格地图,并利用改进的 YOLOv8 算法提取语义信息映射到地图上. 通过构建语义链表和基于词袋模型的免疫遮挡方法,为 AMCL 提供预定位位姿进而改变其粒子权重更新方式,有效提升其在相似及变化场景下的定位性能.

### 2 语义链表构建系统

语义链表构建系统的结构框架如图 1 所示,主要由目标检测、语义建图及构建链表三部分组成.

#### 2.1 改进 YOLOv8 的目标检测算法

移动机器人获取语义信息的主要方式为场景识别、语义分割和目标检测<sup>[11]</sup>. 场景识别仅能理解所在区域,无法精确定位. 目标检测相比语义分割具有更高的计算效率,实时性强,对独立物体识别更加明确,并且对硬件资源需求较低,适合室内语义建图任务. 由于 YOLOv8 的特征融合方式采用传统的 PANet, 对非相邻层的融合能力较差,为此本文提出了一种新的特征融合框架,采用信息聚集-分发 (Gather and Distribute, GD) 机制<sup>[12]</sup>收集不同层级的特征,进行全面融合,并将

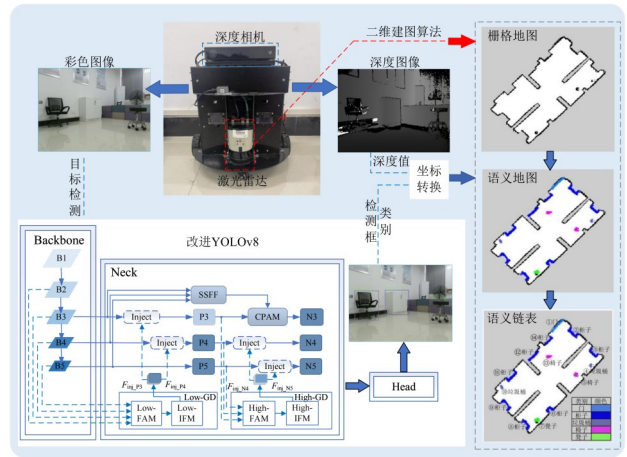


图 1 语义链表构建系统整体框架

信息丰富的特征分发回各层,增强模型表达能力并减少信息损失. 在此基础上,本文还引入了 ASF (Attention scale Sequence Fusion) 注意力尺度序列融合策略<sup>[13]</sup>,进一步细化特征选择并加强模型对不同尺度目标的识别能力.

GD 机制实现聚集-分发需要三个模块:特征对齐模块 (Feature Alignment Module, FAM)、特征信息融合模块 (Information Fusion Module, IFM) 和特征信息分发模块 (Inject). GD 机制包含 Low-GD 和 High-GD 两个分支,其中 Low-GD 用于提取并融合大尺度特征图,通过对特征图 B2、B3、B4、B5 进行融合,得到保留小目标信息的高分辨率特征,其结构如图 2 所示.

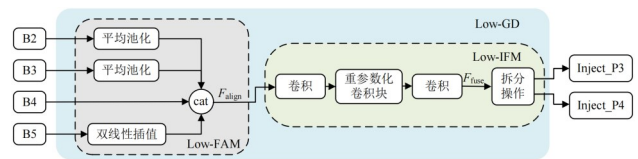


图 2 Low-GD 分支结构图

High-GD 用于提取并融合小尺度特征图,通过 Low-GD 融合得到的特征 P3、P4、P5,再经过 High-GD 进行特征融合,High-GD 分支结构如图 3 所示.

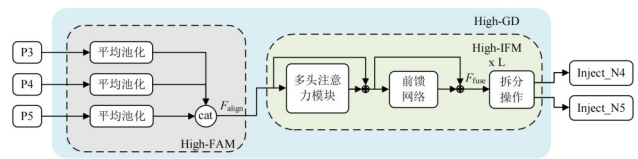


图 3 High-GD 分支结构图

在 ASF 模块中,将主干网络提取的特征图 B3、B4、B5 通过尺度序列特征融合 (Scale-Sequential Feature Fusion, SSFF) 归一化到相同大小,上采样后堆叠在一起输入到 3D 卷积中,用来组合多尺度特征. 然后将 SSFF 得到的多尺度信息与 P3 分支结合,并引入通道和位置注

注意力机制(Channel and Position Attention Mechanism, CPAM),得到N3,再将其与N4和N5输入到Head部分进行最终的检测。

在保证精度的同时,模型的轻量化也尤为关键.为此,本文采用LAMP剪枝方法<sup>[14]</sup>,该算法通过层自适应幅值的剪枝评分,更精确地为每一层定制稀疏度.如式(1)所示,若 $(W[u])^2 > (W[v])^2$ ,则 $\text{score}(u; W) > \text{score}(v; W)$ .

$$\text{score}(u; W) = \frac{(W[u])^2}{\sum_{v \geq u} (W[v])^2} \quad (1)$$

本文采用的数据集包括机器人视角下拍摄的十类室内常见物体:门、柜子、桶、椅子、凳子、桌子、沙发、电脑、床、钟表.数据集共4386张图片,按照7:2:1的比例划分训练集、测试集和验证集,并进行人工标注.训练环境搭建在本地服务器上,具体参数如表1所示.训练参数设置如下:训练轮数为300,批量大小为16,初始学习率为0.001,剪枝比例为2.0,模型大小使用s版本.

表1 深度学习平台配置参数

名称	环境参数
操作系统	Ubuntu20.04
CPU	Intel(R) CPU i5-13490F
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti 16 GB
Pytorch	1.13.1
CUDA	11.7

本文设计了如表2所示的消融实验,由数据可知,基于原始YOLOv8,通过依次加入GD机制、ASF模块和剪枝操作,能够同时保证较高的检测精度和速度.

表2 消融实验结果

YOLOv8	GD	ASF	Prune	GFLOPs /G	Size / MB	mAP@0.5	FPS
√				28.5	21.5	0.817	167
√	√			29.9	26.4	0.842	142
√	√	√		30.7	26.7	<b>0.853</b>	133
√	√	√	√	<b>15.2</b>	<b>9.8</b>	0.851	<b>222</b>

注:加粗数据为最优结果.

将改进YOLOv8与目前主流的YOLO系列算法v5、v6作对比,实验结果如表3所示.实验表明,本文改进后的YOLOv8目标检测算法的精度和速度均达到最优.

表3 不同算法性能对比

Algorithm	GFLOPs/G	Size /MB	mAP@0.5	FPS
YOLOv5	23.8	17.7	0.802	183
YOLOv6	44.0	31.3	0.813	162
YOLOv8	28.5	21.5	0.817	167
Improved-YOLOv8	<b>15.2</b>	<b>9.8</b>	<b>0.851</b>	<b>222</b>

注:加粗数据为最优结果.

## 2.2 获取环境语义链表

为了验证本文语义建图算法在真实场景下的效果,本文搭建了如图4所示的移动机器人平台.

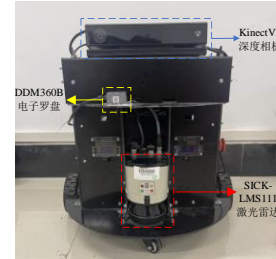


图4 移动机器人平台

由于获取的语义物体位置信息 $(x_c, y_c, z_c)$ 都是在相机坐标系下,需要将相机坐标系下的位置信息转换到栅格地图坐标系下,其转换过程如图5所示.

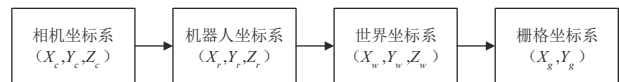


图5 相机坐标系到地图坐标系转换过程

相机坐标系与机器人坐标系之间的转换关系式为

$$\begin{bmatrix} X_r & Y_r & Z_r & 1 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{cr} & \mathbf{T}_{cr} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c & Y_c & Z_c & 1 \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

式中, $\mathbf{R}_{cr}$ 、 $\mathbf{T}_{cr}$ 分别表示相机坐标系与机器人坐标系之间的旋转矩阵和平移矩阵.

机器人坐标系与世界坐标系之间的转换关系式为

$$\begin{bmatrix} X_w & Y_w & Z_w & 1 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{wr} & \mathbf{T}_{wr} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_r & Y_r & Z_r & 1 \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

式中, $\mathbf{R}_{wr}$ 、 $\mathbf{T}_{wr}$ 分别为世界坐标系与机器人坐标系之间的旋转矩阵和平移矩阵,由SLAM算法获取 $t$ 时刻机器人的位姿 $(x_t, y_t, \theta_t)$ 决定,对于本文有

$$\mathbf{R}_{wr} = \begin{bmatrix} \cos \theta_t & -\sin \theta_t & 0 \\ \sin \theta_t & \cos \theta_t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T}_{wr} = \begin{bmatrix} x_t & y_t & 0 \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

最后将机器人在世界坐标系下获取的语义信息映射到地图坐标系下,计算公式为

$$\begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \end{bmatrix} = \text{int} \left( \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \end{bmatrix} / r \right) \quad (5)$$

式中, $(x_w, y_w)$ 为世界坐标系下语义物体的坐标, $(x_g, y_g)$ 为语义物体在栅格地图坐标系下的坐标, $r$ 为栅格地图的分辨率,本文设定为0.05 m,结果向上取整.

如图6所示,本文通过摆放方块砖来模拟室内结构,并选取了门、柜子、桶、椅子、凳子共5种室内常见的物体作为机器人的定位参考物.

本文方法可与常见建图算法适配,如图7(a)为Gmapping算法,图7(b)为Cartographer算法.不同颜色

代表着不同物体的语义信息。

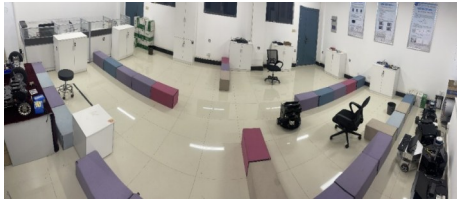


图6 实验场景



(a) Gmapping 构建语义地图 (b) Cartographer 构建语义地图

图7 构建语义地图

如图8所示,以门为起点,顺时针构建语义链表.链表中存储每个物体的类别、相邻物体的类别及距离关系,为每个物体赋予特定信息.



图8 构建语义链表

### 3 基于语义链表的改进 AMCL 算法

本文基于语义链表为 AMCL 提供预定位位姿,并通过粒子状态分布的匹配概率来改进粒子权重更新方式,有效地提高机器人的定位成功率和速度.并基于词袋模型<sup>[15]</sup>提出了一种免疫遮挡的方法,进一步提升了语义定位的鲁棒性.

#### 3.1 基于视觉的全局预定位

本文利用环境中语义物体的链式关系,通过机器人识别物体类别和物体之间的距离实现预定位.以机器人视角下存在两个语义物体为例,图9展示了语义链表的检索流程.

语义链表检索成功后,由深度相机得到两物体到机器人距离  $d_1$  和  $d_2$ ,取两物体在地图坐标系下的轮廓中心为圆心,到机器人的距离为半径,在地图空闲区域上的交点即为机器人在地图坐标系下的位置.

考虑到语义物体可能会被遮挡导致语义链表断裂,本文提出了一种基于词袋模型的免疫遮挡算法.

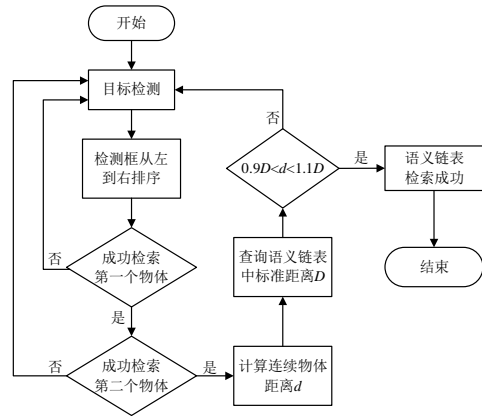


图9 语义链表检索流程图

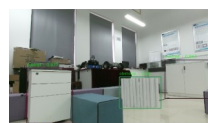
主要步骤如下:

(1)构建场景字典.选取多张机器人视角下的实验场景图片,基于K-means算法创建ORB特征字典.

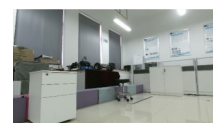
(2)保存关键帧.在构建语义地图时,保存包含语义物体的关键帧,选取的关键帧应涵盖该物体及其上下游物体,以确保语义信息的完整性和连续性.

(3)确定相似帧.如图10所示,当机器人识别到非语义定位的物体时,通过TF-IDF计算当前帧与关键帧的相似度,以确定最为相似的关键帧.

(4)判断被遮挡物体类别.将当前帧和步骤(2)所得到的相似帧所具有的物体语义信息进行向量化表示,本文的物体类型列表为(door, cabinet, bucket, chair, stool),通过当前帧和相似帧的语义向量差即可得到被遮挡物体的类别.



(a) 凳子被遮挡的情况



(b) 相似帧

图10 基于词袋模型免疫障碍物遮挡

通过该被遮挡物体上下游物体的类别和距离  $d$  判断出具体区域并利用其上下游物体进行预定位,如图11所示为免疫遮挡过程的整体流程图.

#### 3.2 融合预定位改进 AMCL 算法

针对目前 AMCL 算法的局限性,本文利用视觉传感器信息与建立好的语义链表进行匹配,并通过物体语义信息反推机器人的位姿估计,用计算机器人位姿估计和粒子状态分布的匹配概率来改进粒子滤波定位过程中粒子权重更新方式.对粒子集进行重新采样,经过多次迭代直到粒子收敛,最终得到机器人的准确位置.具体流程图如图12所示.

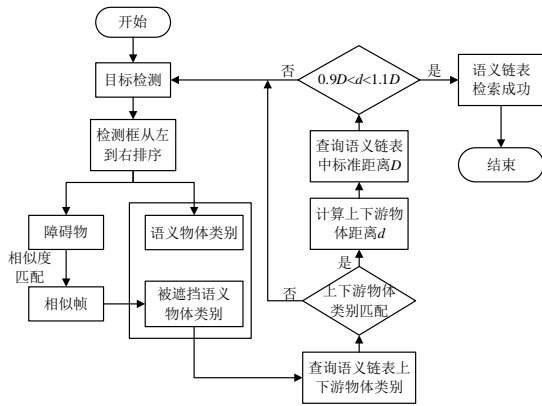


图 11 免疫遮挡流程

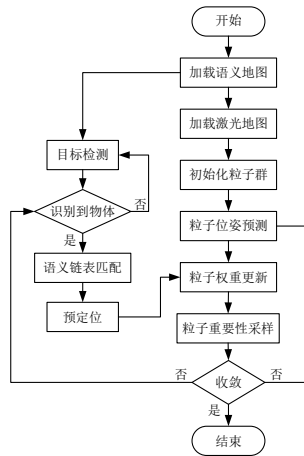


图 12 改进 AMCL 算法流程

### 4 AMCL 定位实验结果与分析

在前文自主搭建的室内环境下,将本文算法与文献[10]算法以及原始 AMCL 算法在相似环境和相似变化环境下进行定位对比实验. 如图 13 所示,区域②和区域③为轮廓高度相似的环境.

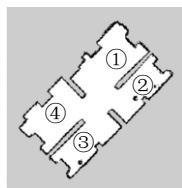


图 13 实验环境区域划分

#### 4.1 相似环境下的对比实验

如图 14(a)所示,机器人位于区域②内,在地图上的位置如图 14(b)中红色圆圈处.

首先进行原始 AMCL 定位实验,定位开始时如图 15 中第 1 张图所示,在地图上随机均匀生成一组粒子. 在相似环境中,激光数据在不同相似区域间表现出高度一致性,导致基于这些数据生成的粒子权重不能准确反映机器人的实际位置,因此在重采样过程后无法有

效排除错误位姿的粒子. 如图 15 中第 4 张图所示,粒子错误收敛至区域③内.

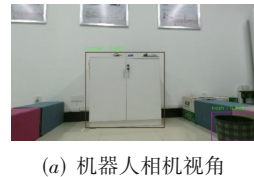


图 14 相似环境下机器人所在位置

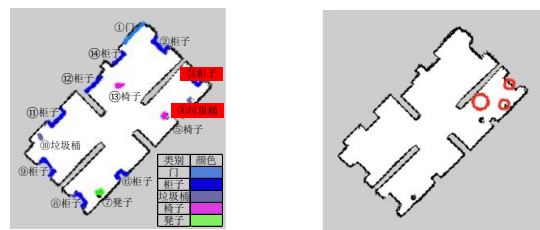


图 15 原始 AMCL 粒子收敛过程

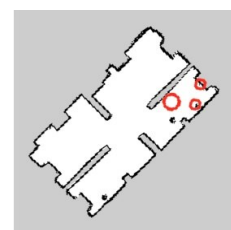
接下来进行本文算法的定位实验,机器人执行原地旋转操作,如图 16(a)所示,在当前视角下机器人通过目标检测算法识别到柜子和桶,在语义链表中查找对应的类别,如图 16(b)所示,分别与③柜子和④桶匹配,然后将柜子与桶之间的距离  $d$  和语义链表中的标准距离  $D$  进行比较,语义链表匹配成功后,最后根据两物体到机器人的距离  $d_1$  和  $d_2$  得到推算位姿,如图 16(c)所示,小圆圈代表语义物体的位置,大圆圈代表机器人的位置.



(a) 机器人相机视角



(b) 语义链表匹配



(c) 机器人位姿推算

图 16 相似环境下预定位过程

如图 17 中第 1 张图为机器人的预定位位姿,粒子集以高斯分布的形式分布在预定位位姿处,在更新过程中增大距离预定位较近粒子的权重,减小距离预定位较远粒子的权重. 经过多次迭代后,权重大的粒子得以保留,而权重小的粒子被淘汰,如图 17 中第 4 张图所示,粒子最终成功收敛到正确的位置处.

分别对原始算法、文献[10]算法、本文算法在区域②

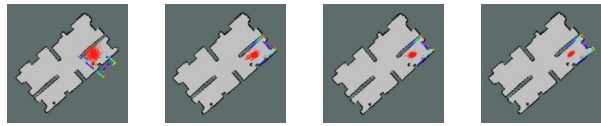


图 17 改进 AMCL 粒子收敛过程

内进行 35 次定位实验. 实验结果如表 4 所示, 原始算法定位成功率仅为 31.4%. 而本文算法和文献[10]算法均利用环境中语义信息进行预定位, 故定位成功率较高, 分别为 85.7% 和 91.4%. 虽然本文算法增加了一定的计算量, 但对重定位的鲁棒性和准确度提升是明显的, 且整体的平均定位时间更短, 相比原始算法定位平均效率提升了 58.7%.

表 4 相似环境下定位成功率及时间对比

定位算法	定位次数/次	成功次数/次	定位成功率/%	平均定位时间/s
原始 AMCL 算法	35	11	31.4	26.5
文献[10]算法	35	30	85.7	12.8
本文 AMCL 算法	35	32	91.4	10.9

在粒子收敛速度方面, 如图 18 所示, 原始算法的粒子迭代 58 次左右时达到收敛, 文献[10]和本文算法在 30 次左右可达到收敛, 本文算法收敛速度大约为原始算法的 1.93 倍. 在相似环境下, 本文在保证高定位成功率的同时, 粒子收敛速度也较快.

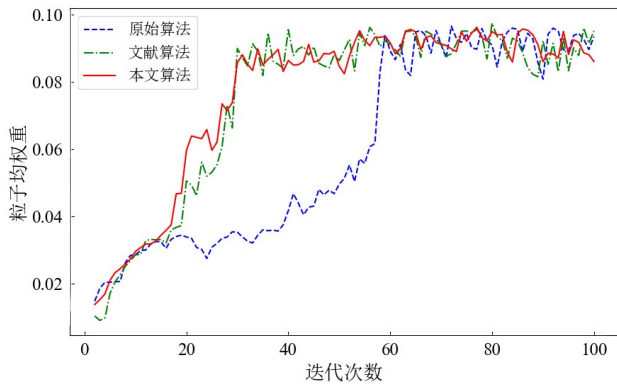


图 18 相似环境下粒子收敛对比图

### 4.2 相似变化环境下的对比实验

为了验证改进 AMCL 算法在变化场景下的定位鲁棒性, 如图 19 所示, 本文改变了区域②的框架并利用白色柱状物模拟桶被遮挡的情况, 进一步验证改进算法的鲁棒性.

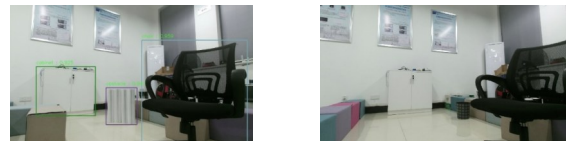
利用本文 AMCL 算法进行定位, 如图 20(a) 所示, 当前时刻机器人识别到了非语义定位物体, 故将检测到的当前帧与保存的关键帧进行基于词袋模型的相似度匹配, 得到匹配度最高的相似帧如图 20(b) 所示. 当前帧语义向量为 (0, 1, 0, 1, 0), 相似帧语义向量为 (0,



(a) 环境改变前 (b) 环境改变后 (c) 地图上的位置

图 19 环境改变前后及机器人位置

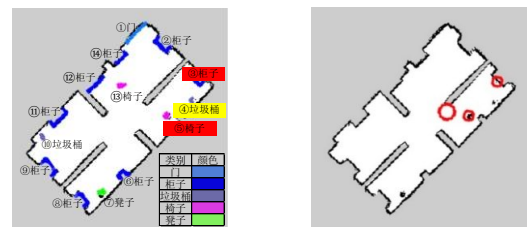
1, 1, 1, 0), 二者的向量差为 (0, 0, 1, 0, 0), 故判断出被遮挡的物体为桶.



(a) 桶被遮挡 (b) 相似帧

图 20 相似度匹配

根据语义物体的类别在语义链表中进行匹配, 查找上下游物体类别与之相匹配的桶位置. 如图 21(a) 所示 (黄色代表被遮挡的物体, 红色代表用于预定位的语义物体), 初步判断当前帧的语义物体在语义链表中的位置分别是③柜子, ④桶, ⑤椅子, 将柜子与椅子之间的距离  $d$  和语义链表中的标准距离  $D$  进行比较, 匹配成功后根据两物体到机器人的深度距离  $d_1$  和  $d_2$  反解出机器人的位姿, 如图 21(b) 所示.



(a) 语义链表匹配 (b) 机器人位姿推算

图 21 视觉预定位过程

在预定位成功后, 将推算的机器人位姿发布, 然后 AMCL 通过订阅该话题进行预定位, 如图 22 中第 1 张图为机器人的预定位位姿, 控制机器人不断地原地旋转, 如图 22 中第 4 张图所示, 粒子最终成功收敛到正确的位置处.

分别对本文算法、文献[10]算法、原始算法在区域②

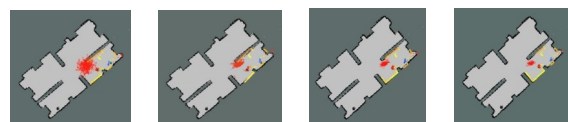


图 22 本文算法粒子收敛过程

内进行 35 次定位实验. 实验结果如表 5 所示, 本文算法正确恢复了遮挡物体类别, 仍保持着较高的定位成功率, 为 88.6%. 虽然文献[10]算法可利用语义信息进行定位, 但由于环境变化导致语义物体被遮挡, 定位成功率受到较大影响, 仅为 45.7%. 原始算法定位成功率仅为 17.1%. 在定位平均效率方面, 本文算法相比原始算法提升了 55.3%.

表 5 相似变化环境下定位成功率及时间对比

定位算法	定位次数 /次	成功次数 /次	定位成 功率/%	平均定位 时间/s
原始 AMCL 算法	35	6	17.1	28.4
文献[10]算法	35	16	45.7	23.9
本文 AMCL 算法	35	31	88.6	12.7

在粒子收敛速度方面, 如图 23 所示, 改进后的算法收敛速度大约为原始算法的 1.76 倍, 收敛速度显著提升.

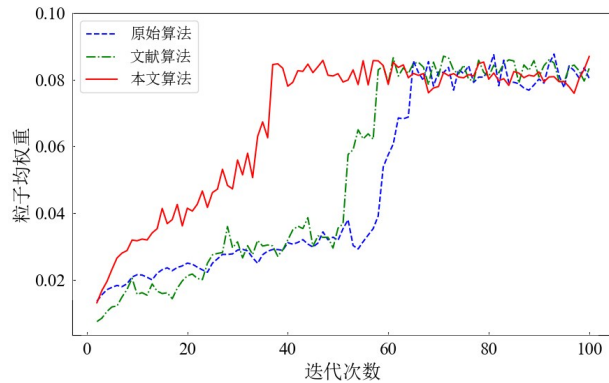


图 23 相似变化环境下粒子收敛对比图

## 5 结论

本文通过结合 GD 机制和 ASF 模块改进 YOLOv8 的 Neck 部分, 增强了特征融合能力, 并进行剪枝操作. 通过改进后的 YOLOv8 提取环境中物体的语义信息并映射到栅格地图上, 生成语义地图并构建语义链表. 通过语义链表为 AMCL 提供预定位位姿, 并提出了一种免疫遮挡方法, 有效提升了 AMCL 算法在相似及变化场景下的定位准确性和鲁棒性.

### 参考文献

[1] LIU Z Y, CHEN D, VON WICHERT G. 2D semantic mapping on occupancy grids[C]//ROBOTIK 2012, 7th German Conference on Robotics Munich: VDE, 2012: 1-6.

[2] 李秀智, 李尚宇, 贾松敏, 等. 实时的移动机器人语义地图构建系统[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2769-2778.

LI X Z, LI S Y, JIA S M, et al. System of real time mobile robot semantic map building[J]. Chinese Journal of Scien-

tific Instrument, 2017, 38(11): 2769-2778. (in Chinese)

- [3] 蒋林, 向超, 朱建阳, 等. 加载语义似然估计的粒子滤波重定位[J]. 电子学报, 2021, 49(2): 306-314.
- JIANG L, XIANG C, ZHU J Y, et al. Particle filter relocation with semantic likelihood estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(2): 306-314. (in Chinese)
- [4] 李琳, 吴怀宇, 张天宇. 基于改进 DeepLabV3+ 的语义地图构建[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(10): 1015002.
- LI L, WU H Y, ZHANG T Y. Constructing semantic map of mobile robots based on improved DeepLab V3+[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(10): 1015002. (in Chinese)
- [5] LI G F, FAN H W, JIANG G Z, et al. RGBD-SLAM based on object detection with two-stream YOLOv4-MobileNetv3 in autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(3): 2847-2857.
- [6] 王立鹏, 张佳鹏, 张智, 等. 基于深度学习的移动机器人语义 SLAM 方法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(2): 306-313.
- WANG L P, ZHANG J P, ZHANG Z, et al. Research on a semantic SLAM method of a mobile robot based on deep learning[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(2): 306-313. (in Chinese)
- [7] ZHANG L, ZAPATA R, LÉPINAY P. Self-adaptive Monte Carlo localization for mobile robots using range finders[J]. Robotica, 2012, 30(2): 229-244.
- [8] PENG G, ZHENG W, LU Z Z, et al. An improved AMCL algorithm based on laser scanning match in a complex and unstructured environment[J]. Complexity, 2018, 2018(1): 2327637.
- [9] 谢奥. 基于改进 AMCL 的 AGV 全局定位算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- XIE A. Research on AGV Global Positioning Algorithm Based on Improved AMCL[D]. Jinan: Shandong University, 2020. (in Chinese)
- [10] 蒋林, 李云飞, 汤勃, 等. 基于语义物体尺寸链的改进自适应蒙特卡洛动态定位研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(15): 49-59.
- JIANG L, LI Y F, TANG B, et al. Dynamic localization research on improved AMCL based on the dimensional chain of semantic objects[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(15): 49-59. (in Chinese)
- [11] 张淑珍, 何镇, 查富生, 等. 基于可调场景语义标注范围的家庭室内语义地图构建[J]. 中国惯性技术学报, 2024, 32(4): 371-378.
- ZHANG S Z, HE Z, ZHA F S, et al. Semantic map con-

struction for indoor home environment based on adjustable scene semantic annotation scope[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(4): 371-378. (in Chinese)

- [12] WANG C C, HE W, NIE Y, et al. Gold-YOLO: Efficient object detector via gather-and-distribute mechanism[EB/OL]. (2023-10-23)[2025-01-21]. <https://arxiv.org/abs/2309.11331v5>.
- [13] KANG M, TING C M, TING F F, et al. ASF-YOLO: A

novel YOLO model with attentional scale sequence fusion for cell instance segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2024, 147: 105057.

- [14] LEE J, PARK S, MO S, et al. Layer-adaptive sparsity for the magnitude-based pruning[EB/OL]. (2023-03-09)[2025-01-21]. <https://arxiv.org/abs/2010.07611v2>.
- [15] GÁLVEZ-LÓPEZ D, TARDOS J D. Bags of binary words for fast place recognition in image sequences[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(5): 1188-1197.

### 作者简介



蒋林 男, 1976年12月出生于湖北省荆门市. 博士, 教授, 博士研究生导师. 主要研究方向为智能移动机器人环境探测、语义地图构建及定位导航研究.

E-mail: [jianglin76@wust.edu.cn](mailto:jianglin76@wust.edu.cn)



雷斌 男, 1979年12月出生于湖北省襄阳市. 博士, 副教授, 硕士研究生导师. 主要研究方向为智能机器人、群体机器人编队控制、定位导航、无线传感器网络和模式识别.

E-mail: [leibin@wust.edu.cn](mailto:leibin@wust.edu.cn)



杨文琦 男, 2000年12月出生于北京市. 硕士研究生. 主要研究方向为移动机器人语义建图及定位.

E-mail: [1225392119@qq.com](mailto:1225392119@qq.com)