



复杂动态行人场景下的机器人导航

Robot Navigation in Complex and
Dynamic Pedestrian Scenarios

答辩人：陈广大 (BA17011012)

导 师：陈小平 教授

院 系：计算机科学与技术

日 期：2021年5月25日

目 录

- 1 研究背景**
- 2 研究现状与内容**
- 3 基于动作捕获系统的精确深度相机标定**
- 4 基于栅格地图信息融合的多机器人导航**
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统**
- 6 示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人**
- 7 工作总结与展望**



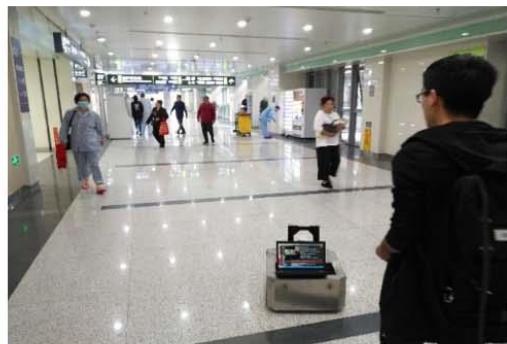
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

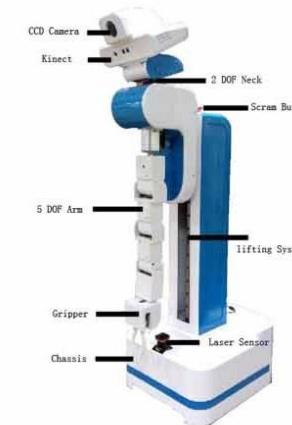
机器人被应用于越来越复杂动态开放的行人场景



(a)



(b)



(c)



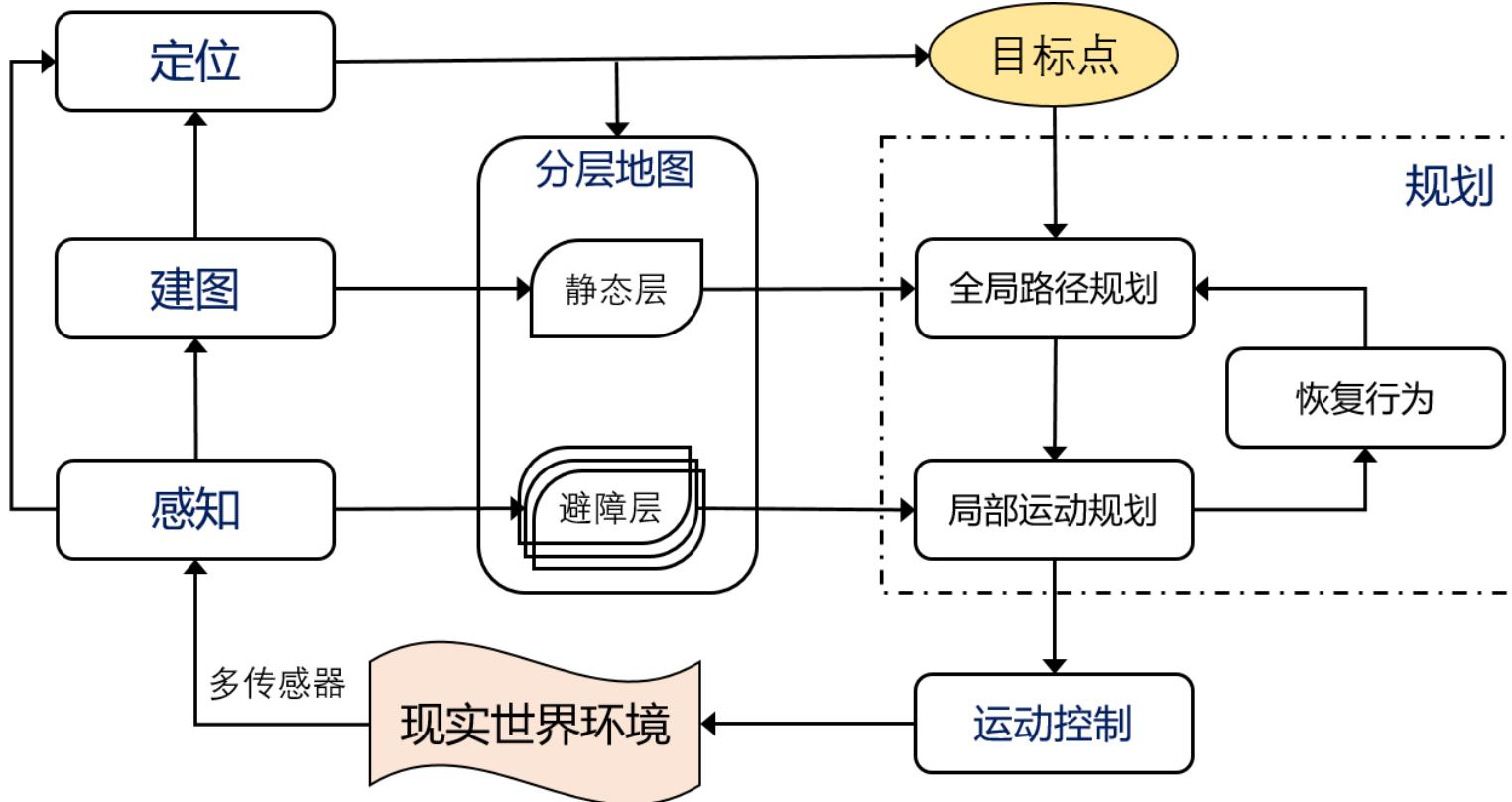
(d)



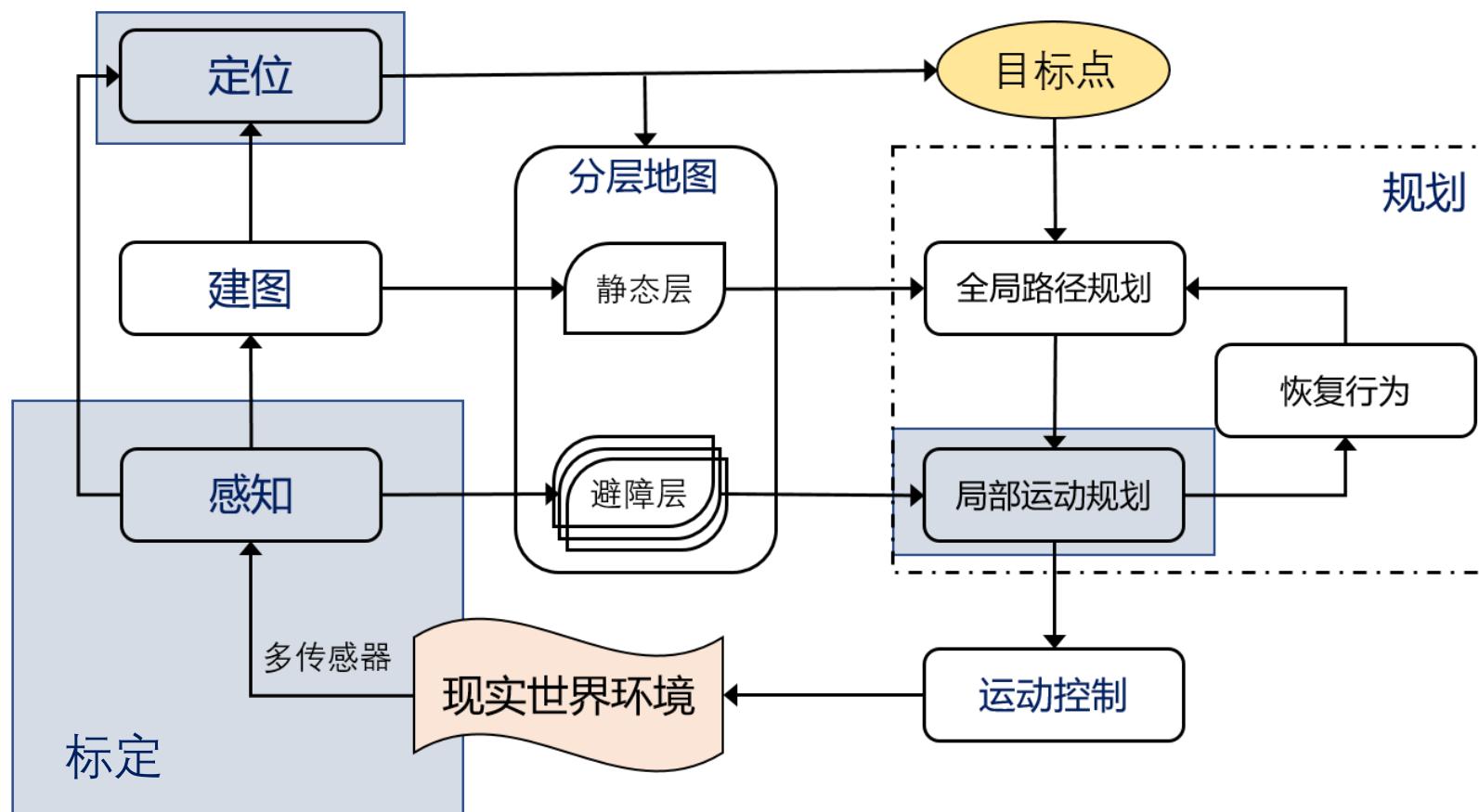
(e)

移动导航是机器人或无人车的基本能力

机器人导航 (Robot Navigation) 是指移动机器人通过其自身携带的传感器感知周围环境信息和自身位置状态, 实现在有障碍(人)的环境中面向目标的自主移动。



- 传感器的精确**标定**是机器人能够成功导航的前提
- 移动机器人的自主移动导航依靠安全高效的**避障算法**
- 机器人稳定导航需要长期鲁棒的**定位算法**



目 录

- 1 研究背景
- 2 研究现状与内容
- 3 基于动作捕获系统的精确深度相机标定
- 4 基于栅格地图信息融合的多机器人导航
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统
- 6 示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人
- 7 工作总结与展望

2.1 标定 (Calibration)

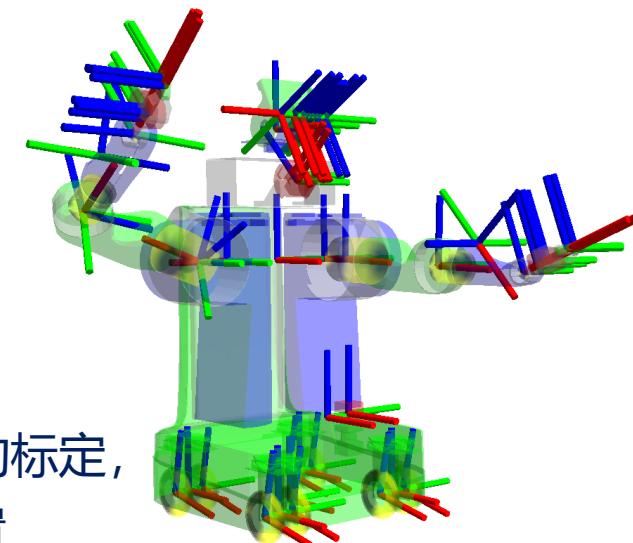
The need for calibration is as old as the field of robotics itself.

--- Sebastian Thrun [36, ICRA-99]

- 机器人有许多坐标系之间的转换关系需要标定[37, ICRA-19]

	L	R	S	M	SW
Guindel et al. [3]	✓	✗	✓	✗	✓
Geiger et al. [4]	✓	✗	~	✓	~
El Natour et al. [5]	✗	✓	~	✓	✗
Velas et al. [6]	✓	✗	~	✓	✓
Alismail et al. [7]	✓	✗	~	✓	✓
Zhang & Pless [8]	✓	✗	~	✓	✓
Peršić et al. [9]	✓	✓	✗	✗	✗
Dhall et al. [10]	✓	✗	~	✓	✓
Mirzaei et al. [11]	✓	✗	~	✓	✗
Sim et al. [12]	✓	✗	~	✓	✗

- 现有的方法大多需要专业人员操作且只能成对的标定，
标定的传感器通常都要同时观察同一个标定装置
- 通用批量标定框架可以实现快速精确的多传感器与机器人
标定[58, ICRA-17]



2.1 标定 (Calibration)

- 基于动作捕获系统的通用批量标定框架

- 自动
- 批量
- 通用

- 多传感器的标定等效为多次解决手眼标定问题

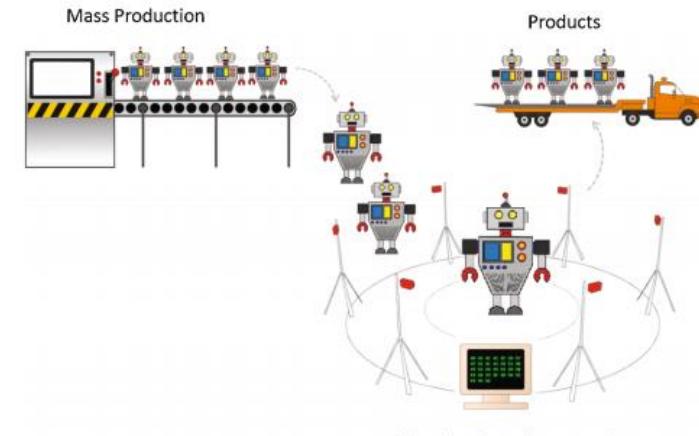
$$\mathbf{AX} = \mathbf{XB}$$

$$\mathbf{A} \cdot_{M_1}^A \mathbf{T} =_{M_1}^A \mathbf{T} \cdot \mathbf{M}_1$$

$$\mathbf{B} \cdot_{M_2}^B \mathbf{T} =_{M_2}^B \mathbf{T} \cdot \mathbf{M}_2$$

$$\mathbf{X} =_A^B \mathbf{T} =_{M_2}^B \mathbf{T} \cdot_{M_1}^{M_2} \mathbf{T} \cdot_{M_1}^A \mathbf{T}^{-1}$$

- 但通用批量标定框架没有涉及常用的RGB-D相机标定，且核心手眼标定精度有待提高



Zheng, Kuisong, et al. "A general batch-calibration framework of service robots." ICIRA 2017.

2.2 避障 (Collision Avoidance)

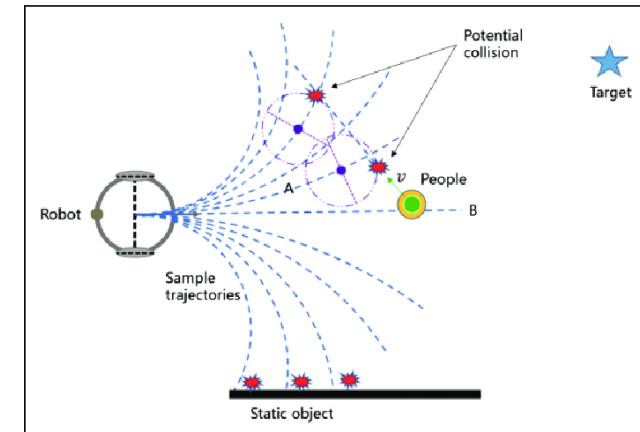
2.2.1 基于人工规则的传统避障算法

- 人工写算法，调参数
- 基于一些不真实的假设
- 动态行人环境依赖完美感知和意图预测
- 不能从历史经验学习提升，人工调规则
- 有些规则难以人为定义，难以泛化

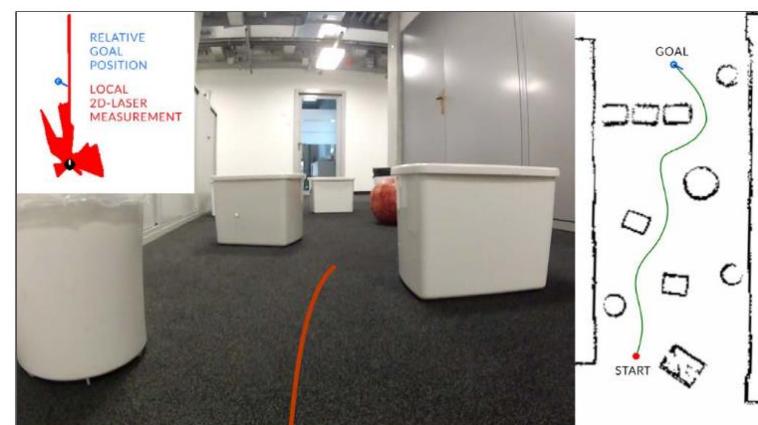
2.2.2 基于监督学习的避障算法

- 需要大量带标签的样本数据
- 样本标签质量决定训练策略的好坏

而深度强化学习从大量的尝试和回报中学习，而不是带标签的数据样本。



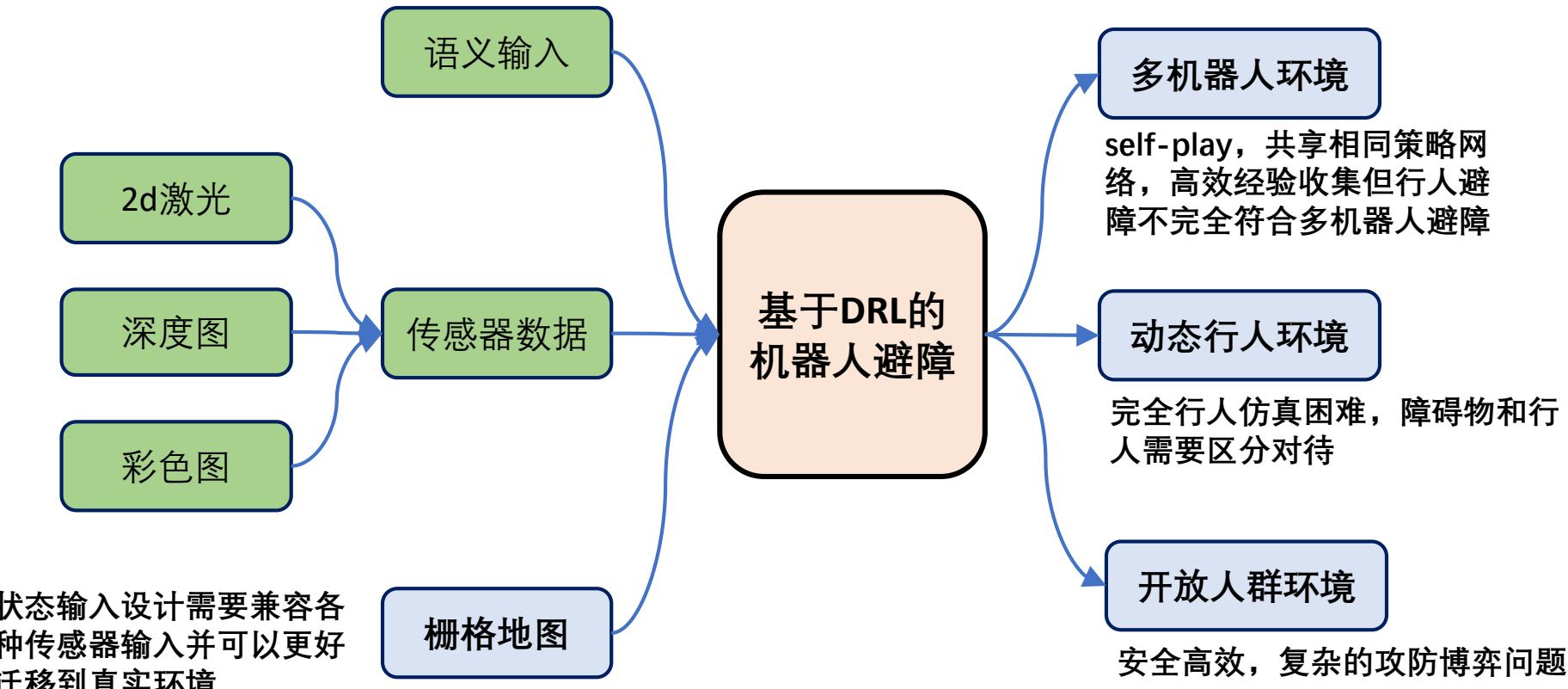
(a) DWA



(b) [12, ICRA-17]

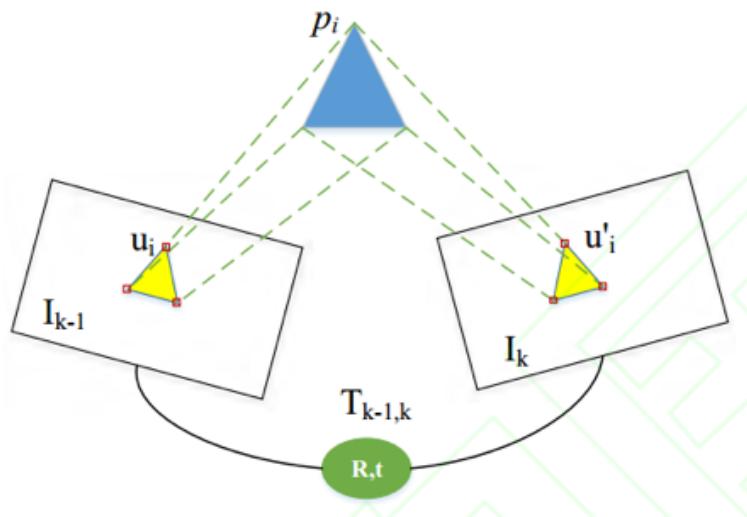
2.2 避障 (Collision Avoidance)

2.2.3 基于深度强化学习的避障算法

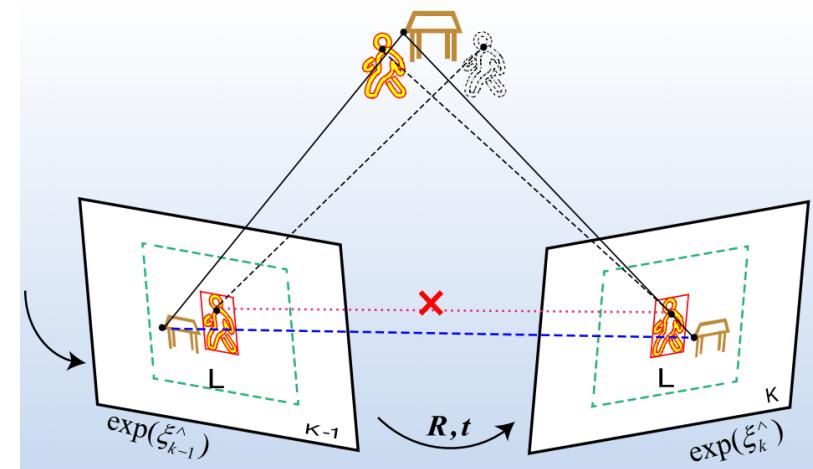


2.3 定位 (Robot Localization)

- 世界静止的假设在高度动态的行人环境中不成立 [21, IROS-12]
- 最直接的解决方法是在感知数据中过滤运动物体 [22, RAS-19]
- 但在密集的人群环境中，此类方法会过滤掉大量传感器数据，从而可能导致定位失败。



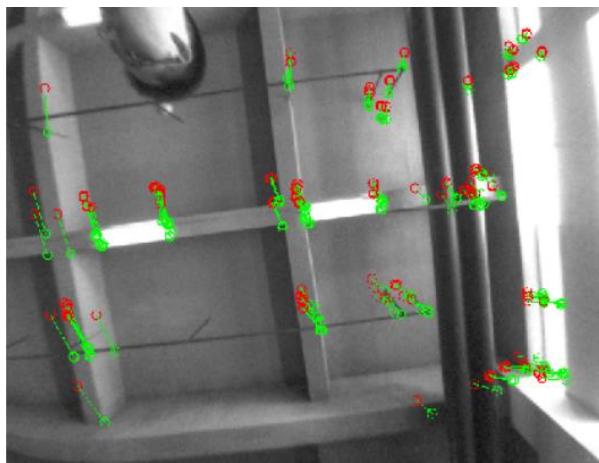
(a) 地标静止假设[21]



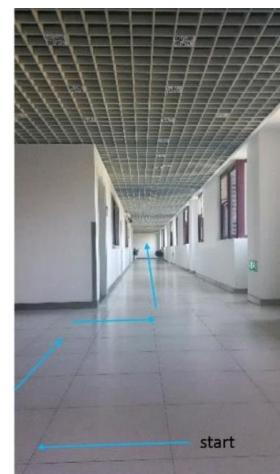
(b) 动态特征过滤[22]

2.3 定位 (Robot Localization)

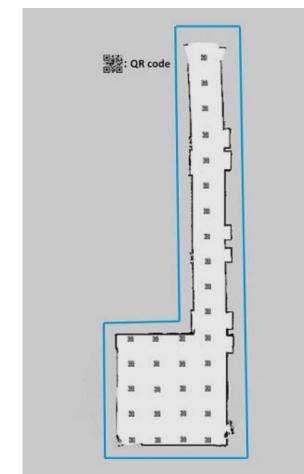
- 视觉天花板定位[28, ICRA-19]，易于受环境纹理和光照影响
- 二维码定位[30, TMECH-17]，大量二维码影响美观，不易部署
- 其他改造环境的部署方案：磁导航方案、RFID 地标定位等
- 一个理想的长期稳定定位解决方案应该是故障感知的并提供恢复机制来**主动校准定位**[7, TRO-16]
- 现有的机器人定位方法都没有提供鲁棒有效且易于部署的解决方案



(a) 天花板定位[28]



(b) 二维码定位[29]



2.4 研究内容

● 标定

- 基于动作捕获系统的精确深度相机标定

第三章
深度相机标定

● 避障

基于栅格地图信息融合的深度强化学习避障算法

- 多机器人避障
- 动态行人避障
- 开放人群避障

第四章
多机器人DRL避障

● 定位

- 基于二维码激光联合主动全局重定位方法

第五章
行人环境导航系统

● 示范应用

- 成都大熊猫博物馆导览机器人

第六章
大熊猫博物馆部署

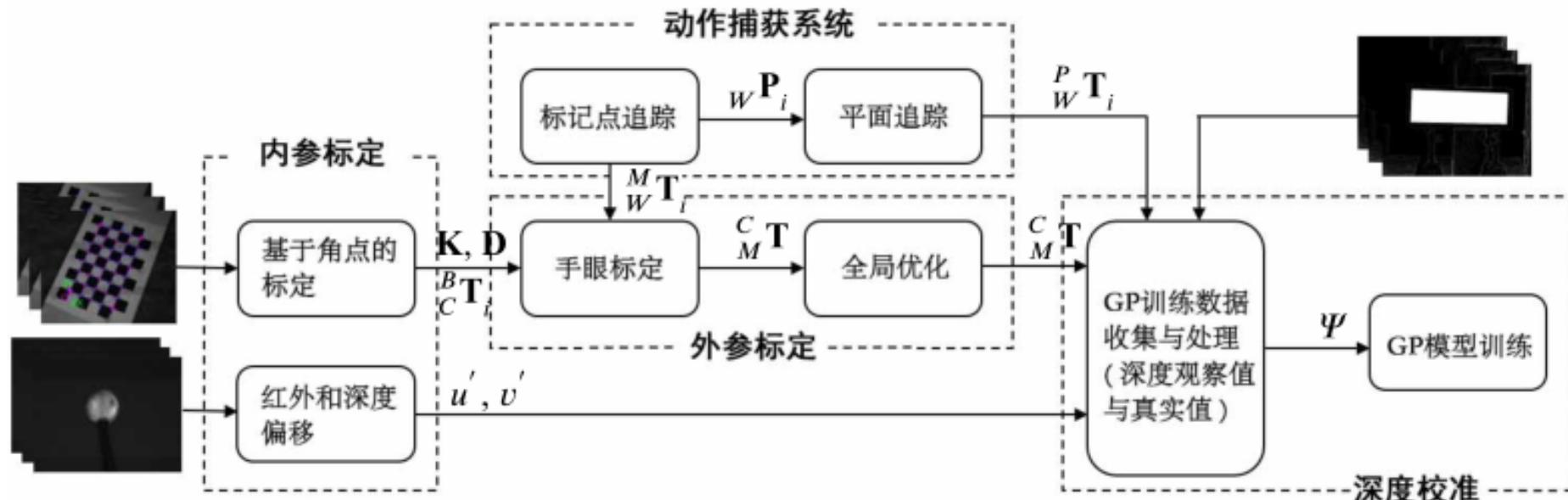
目 录

- 1 研究背景
- 2 研究现状与内容
- 3 **基于动作捕获系统的精确深度相机标定**
- 4 基于栅格地图信息融合的多机器人导航
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统
- 6 示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人
- 7 工作总结与展望

3.1 系统框架

从一组深度图和彩色图恢复出彩色 3D 点云信息的步骤如下：

- 深度图像素点投影到3D: $\overset{o}{\mathbf{M}}_I = \text{project}(\mathbf{K}_I, \mathbf{D}_I, u_I^i, v_I^i)$ ← 内参标定
- 根据深度测量计算空间坐标: $\overset{o}{\mathbf{M}}_I = \overset{o}{\mathbf{M}}_I \cdot z(u_D^i, v_D^i)$ ← 深度校准
- 转换到彩色相机坐标系: $\mathbf{M}_R = \overset{R}{\mathbf{T}}_I \cdot \overset{o}{\mathbf{M}}_I$ ← 外参标定
- 重投影到彩色图像素点: $(u_R^i, v_R^i) = \text{repr}(\mathbf{K}_R, \mathbf{D}_R, \mathbf{M}_R)$ ← 内参标定
- 获取彩色信息: $c(u_R^i, v_R^i)$



3.2 参数标定

$$\begin{matrix} {}^B_W \mathbf{T} = {}^C_B \mathbf{T}^{-1} \cdot {}^C_M \mathbf{T} \cdot {}^M_W \mathbf{T} = {}^C_B \mathbf{T}^{-1} \cdot {}^C_M \mathbf{T} \cdot {}^M_W \mathbf{T} \end{matrix}$$

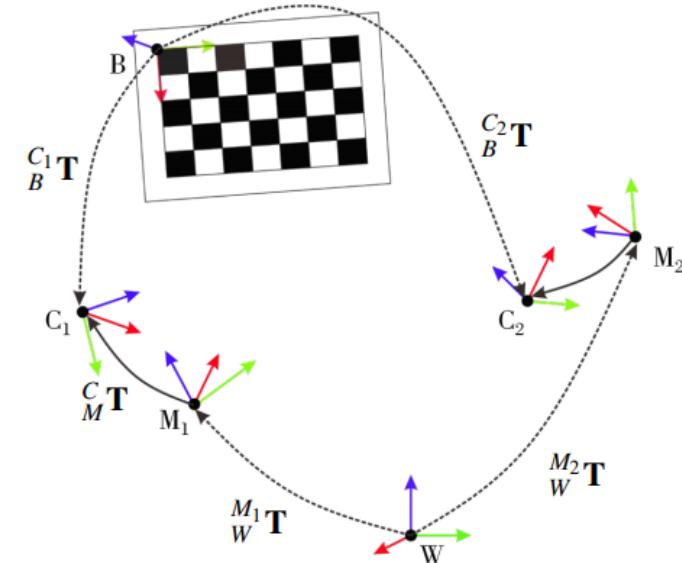
手眼标定: $\frac{{}^C_2 \mathbf{T} \cdot {}^C_M \mathbf{T}}{{}^C_1 \mathbf{T}} = \frac{{}^C_M \mathbf{T} \cdot {}^M_2 \mathbf{T}}{{}^C_1 \mathbf{T}}$

$$\mathbf{AX} = \mathbf{XB}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R} & \vec{\mathbf{t}} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}_A \mathbf{R}_X = \mathbf{R}_X \mathbf{R}_B$$

$$(\mathbf{R}_A - \mathbf{I}) \mathbf{t}_X = \mathbf{R}_X \mathbf{t}_B - \mathbf{t}_A$$



[73, ICRA-11]

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I}_9 - \mathbf{R}_A \otimes \mathbf{R}_B & \mathbf{0}_{9 \times 3} \\ \mathbf{I}_3 \otimes \mathbf{t}_B^T & \mathbf{I}_3 - \mathbf{R}_A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} vec(\mathbf{R}_X) \\ \mathbf{t}_X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{9 \times 1} \\ \mathbf{t}_A \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{M} \otimes \mathbf{N} = \begin{bmatrix} M_{11}\mathbf{N} & \cdots & M_{1n}\mathbf{N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ M_{m1}\mathbf{N} & \cdots & M_{mn}\mathbf{N} \end{bmatrix}$$

$$vec(\mathbf{M}) = [M_{11}, \dots, M_{1n}, \dots, M_{21}, \dots, M_{mn}]^T$$

线性方程组: $\mathbf{C}_i \mathbf{x} = \mathbf{d}_i$

3.2 参数标定

$$\frac{B}{W}\mathbf{T} = \frac{C_1}{B}\mathbf{T}^{-1} \cdot \frac{C_1}{M_1}\mathbf{T} \cdot \frac{M_1}{W}\mathbf{T} = \frac{C_2}{B}\mathbf{T}^{-1} \cdot \frac{C_2}{M_2}\mathbf{T} \cdot \frac{M_2}{W}\mathbf{T}$$

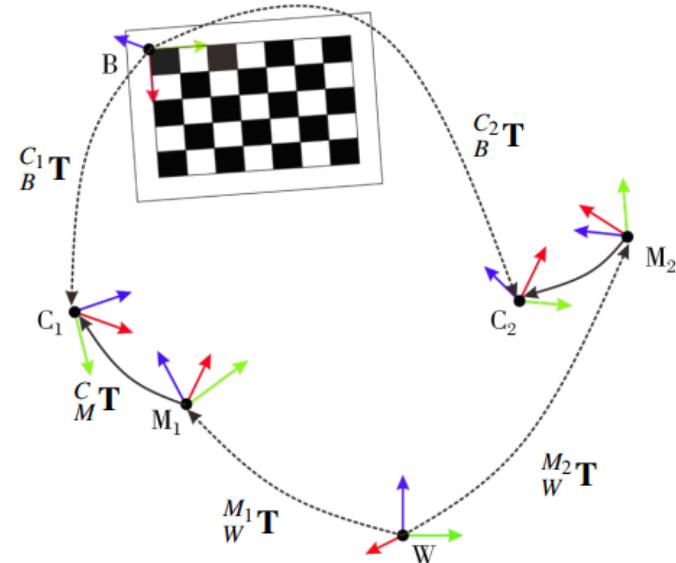
手眼标定: $\frac{C_2}{C_1}\mathbf{T} \cdot \frac{C}{M}\mathbf{T} = \frac{C}{M}\mathbf{T} \cdot \frac{M_2}{M_1}\mathbf{T}$

MCS系统误差很低，主要误差来源是传感器自身状态估计和时间同步误差

$$\begin{aligned} l &= [l_1(\mathbf{X}|(\frac{M_i}{W}\mathbf{T}, t_{M_i})_{i=1}^l) + l_2(\frac{C}{B}\mathbf{T}, \frac{C}{M}\mathbf{T}|(\frac{C_i}{B}\mathbf{T}, t_{C_i})_{i=1}^k)] \\ &= \sum_{i=2}^{k_M} \rho(\|d_M(\frac{M_{i-1}}{W}\mathbf{T}, \frac{M_i}{W}\mathbf{T}, \frac{M}{W}\mathbf{T}(t_{M_{i-1}}), \frac{M}{W}\mathbf{T}(t_{M_i}))\|_{\Sigma_M}^2) \\ &\quad + \sum_{i=2}^{k_C} \rho(\|d_C(\frac{C_{i-1}}{B}\mathbf{T}, \frac{C_i}{B}\mathbf{T}, \frac{C}{B}\mathbf{T}(t_{C_{i-1}}), \frac{C}{B}\mathbf{T}(t_{C_i}))\|_{\Sigma_C}^2) \end{aligned}$$

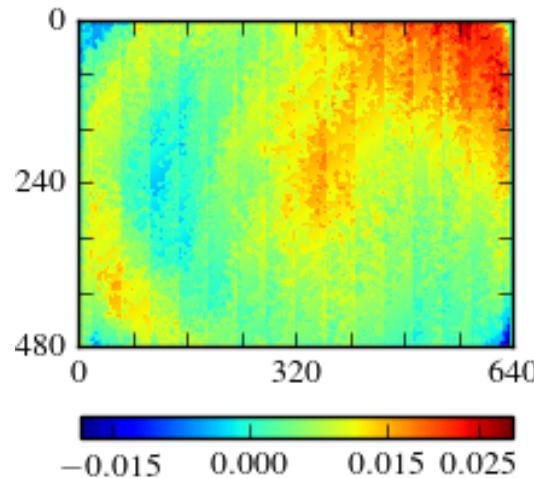
其中, $\frac{C}{B}\mathbf{T}(t) := \frac{W}{B}\mathbf{T} \cdot \frac{M}{W}\mathbf{T}(t) \cdot \frac{C}{M}\mathbf{T}$, $\frac{M}{W}\mathbf{T}(t) = \mathbf{X}(t)$

$$\rho(s) = \log(1 + s) \quad d(\mathbf{A}, \mathbf{A}', \mathbf{B}, \mathbf{B}') = d(\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A}', \mathbf{B}^{-1}\mathbf{B}')$$

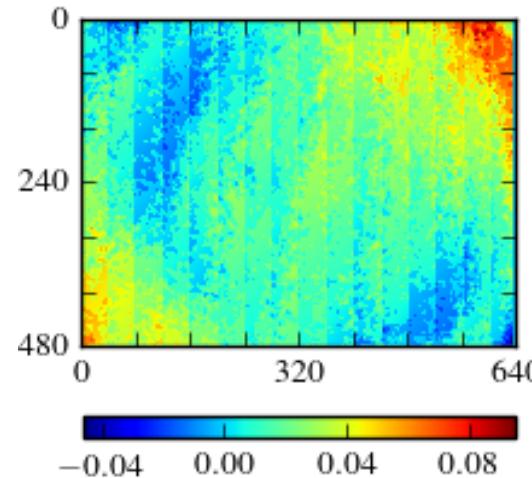


3.3 深度校准

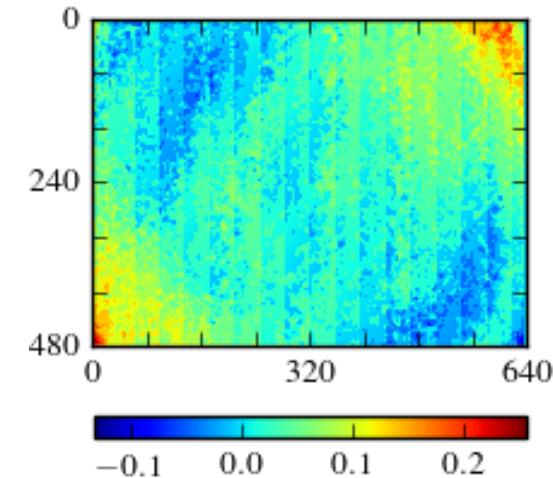
- 深度校准的主要问题是如何准确地获得深度图像中每个像素点对应的真实深度值
- Teichman 等人[70, RSS-13]：SLAM地图作为深度测量真实值
- Basso 等人[50, TRO-18]：假设最近的深度测量没有误差，并且在同一像素位置的相近深度测量的深度误差相同



(a) 1m处深度误差



(b) 2m处深度误差



(c) 3m处深度误差

3.3 深度校准

➤ 平面追踪

- 平面粘贴三个反光标记A, B, C:

$$P_A = [x_A, y_A, z_A]^T$$

$$P_B = [x_B, y_B, z_B]^T$$

$$P_C = [x_C, y_C, z_C]^T$$

- 求解平面坐标系P的位姿

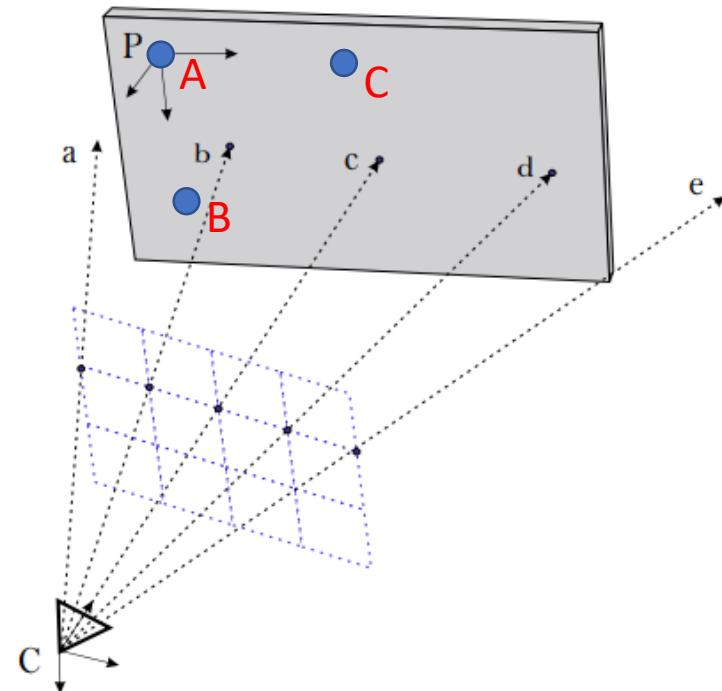
$$\mathbf{R} = (\vec{x}, \vec{y}, \vec{z})$$

奇异值分解(SVD) $\mathbf{R} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T$

$$\mathbf{R}' = \mathbf{U} \cdot \mathbf{V}^T$$

$${_W^P} \mathbf{T} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}' & P_A \\ \mathbf{0} & 1 \end{pmatrix}$$

➤ 深度数据获取



3.3 深度校准

➤ 平面追踪

- 平面粘贴三个反光标记A, B, C

$$\mathbf{P}_A = [x_A, y_A, z_A]^T$$

$$\mathbf{P}_B = [x_B, y_B, z_B]^T$$

$$\mathbf{P}_C = [x_C, y_C, z_C]^T$$

- 求解平面坐标系P的位姿

$$\mathbf{R} = (\vec{x}, \vec{y}, \vec{z})$$

奇异值分解(SVD) $\mathbf{R} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T$

$$\begin{pmatrix} {}^P_W \mathbf{T} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}' & \mathbf{P}_A \\ \mathbf{0} & 1 \end{pmatrix}$$

➤ 深度数据获取

算法 2.1 深度数据获取

Input: ${}^P_W \mathbf{T}, {}^M_W \mathbf{T}$, 测量的深度图 \mathbf{D} ;

Output: 用于训练 GP 模型的数据集 Ψ ;

1 ${}^I_M \mathbf{T} = hand_eye_calibration();$

2 初始化平面范围 $(x_{min}, x_{max}, y_{min}, y_{max})$;

3 初始化 IR 图像和深度图的偏移 u', v' ;

4 **for** $i \in range(\mathbf{D})$ **do**

5 ${}^P_I \mathbf{T}_i = {}^P_W \mathbf{T}_i \cdot {}^M_W \mathbf{T}_i^{-1} \cdot {}^I_M \mathbf{T}^{-1};$

6 $\mathbf{P}_i = plane({}^P_I \mathbf{T}_i);$

7 **for** $pixel(u, v) \in \mathbf{D}_i.size()$ **do**

8 $u_I = u + u';$

9 $v_I = v + v';$

10 $\mathbf{M}_I = project(u_I, v_I);$

11 $\mathbf{M}'_I = cross(\mathbf{M}_I, \mathbf{P}_i);$

12 $\mathbf{M}'_P = {}^P_I \mathbf{T} \cdot \mathbf{M}'_I;$

13 **if** $(\mathbf{M}'_P.x \in [x_{min}, x_{max}] \wedge \mathbf{M}'_P.y \in [y_{min}, y_{max}])$ **then**

14 $\Psi = \Psi \cup \{(u, v, \mathbf{D}_i(u, v), \mathbf{M}'_P.z)\}$

15 **end**

16 **end**

17 **end**

18 **return** Ψ ;

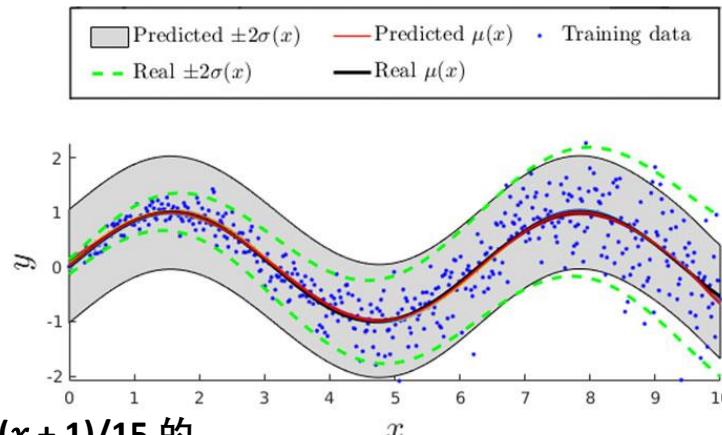
平面追踪

相机射线与平面交点

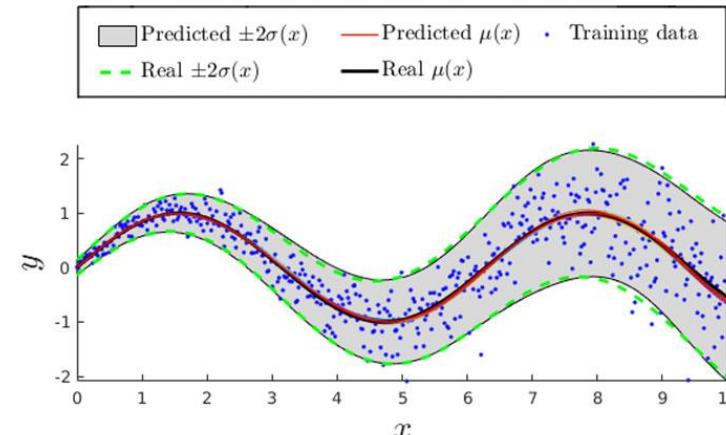
判断交点是否在平面内

3.3 深度校准

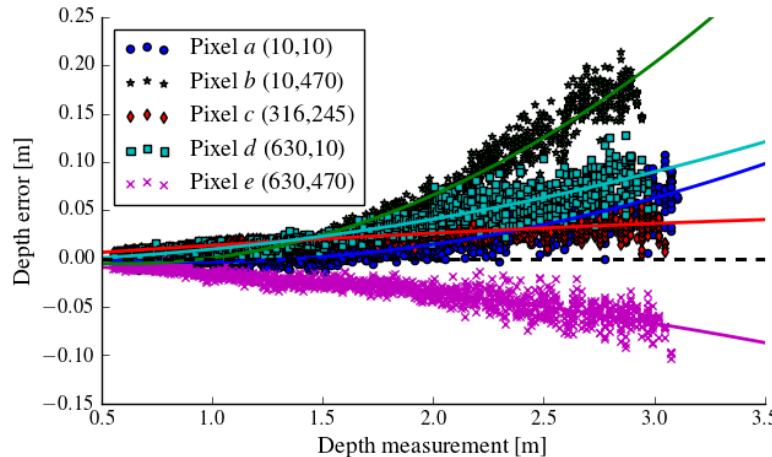
➤ 异方差高斯过程



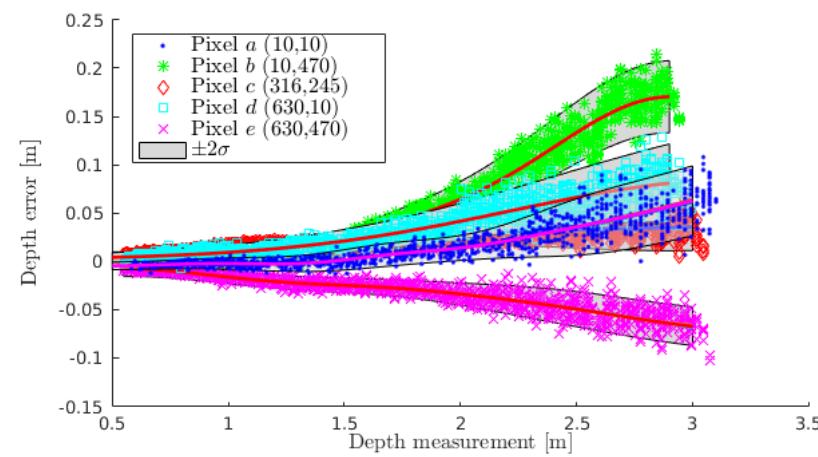
方差 $\nu = (x + 1)/15$ 的示例函数 $y = \sin(x)$: (a) 标准GP



(b) 异方差GP [77, MNRAS-16]

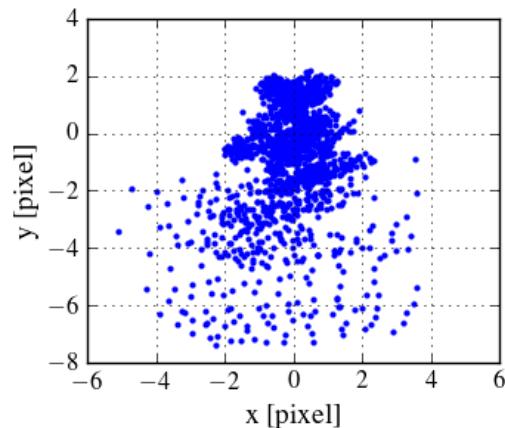


(c) 多项式校准 [50, TRO-18]

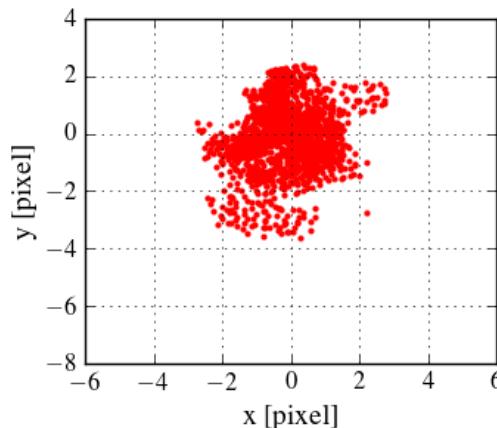


(d) 异方差GP校准

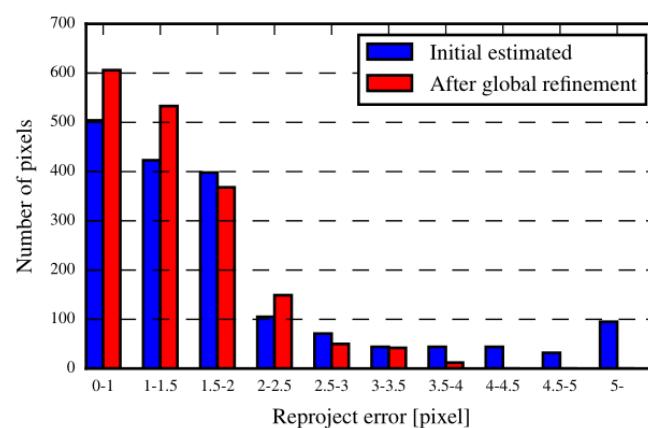
3.4 实验——手眼标定



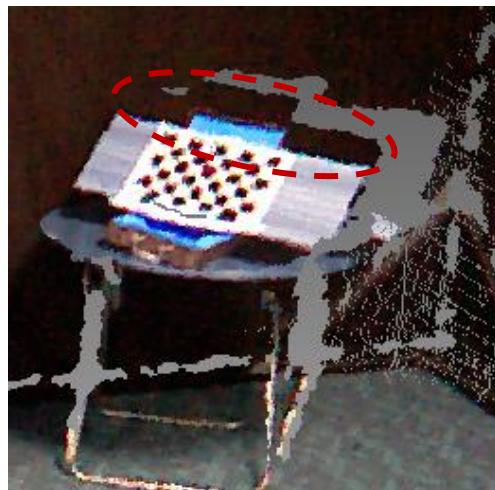
(a) 没有使用全局优化



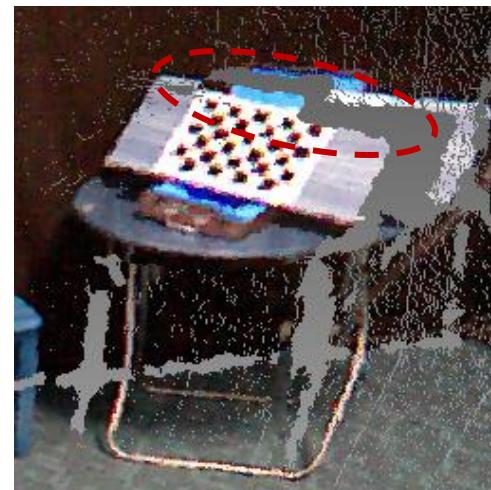
(b) 使用全局优化后



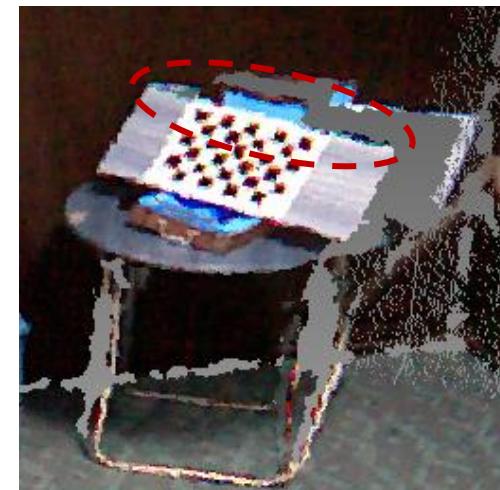
(c) 前后重投影误差分布



(d) 原始

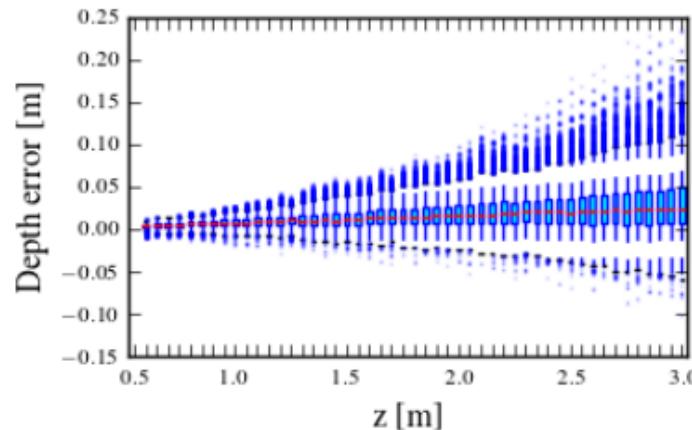


(e) Herrera 等人的标定

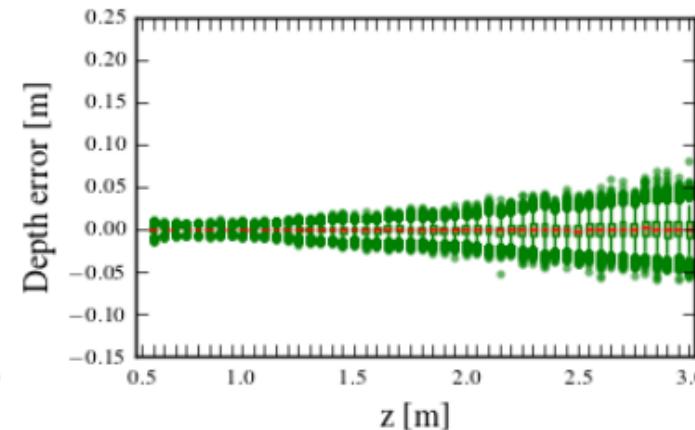


(f) 我们的方法

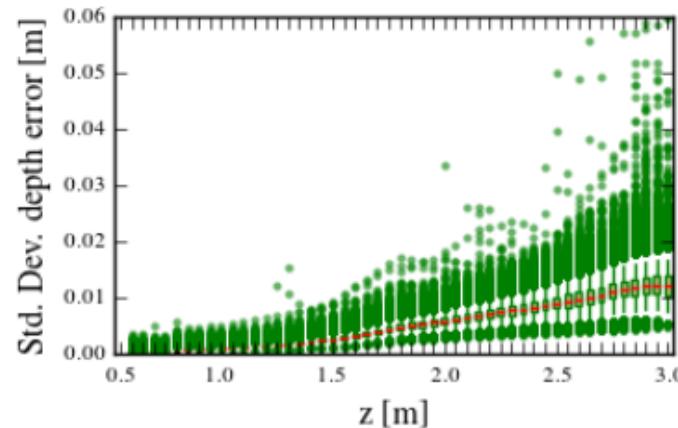
3.4 实验——深度校准



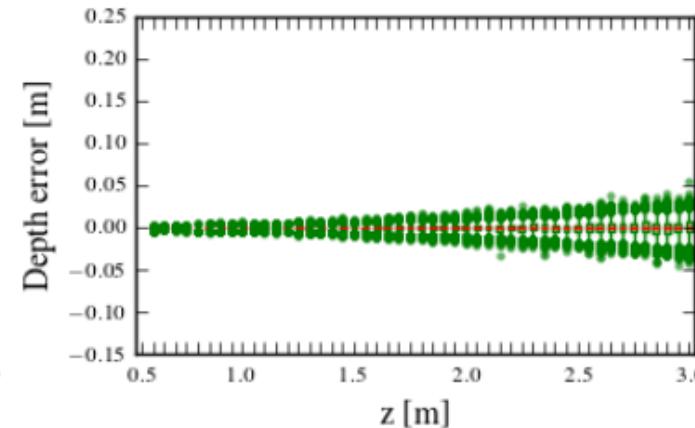
(a) 原始深度误差



(b) 二次多项式校准后的深度误差
[50, TRO-18]



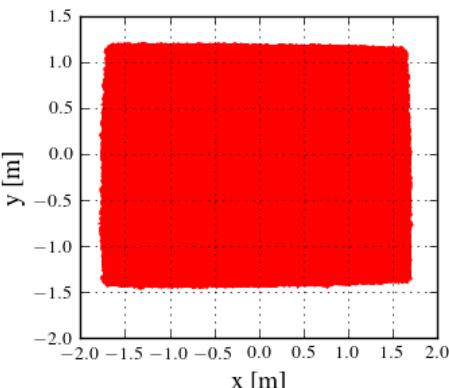
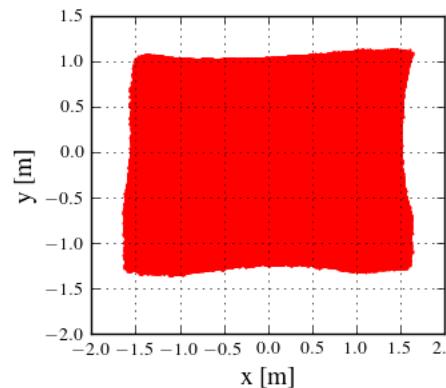
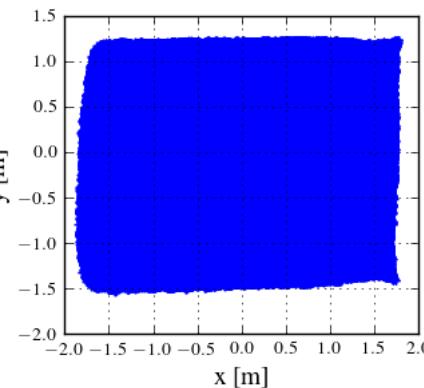
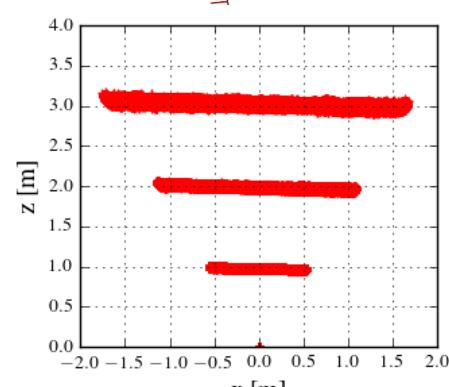
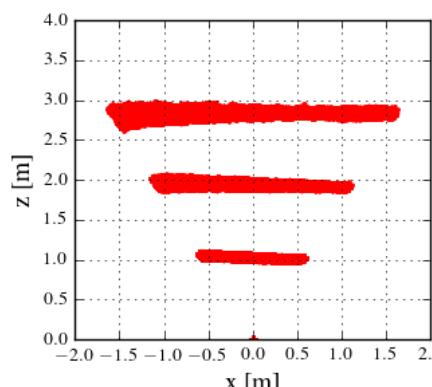
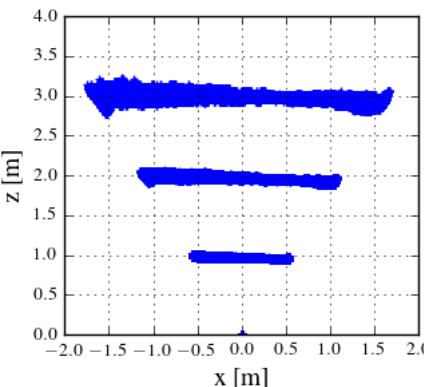
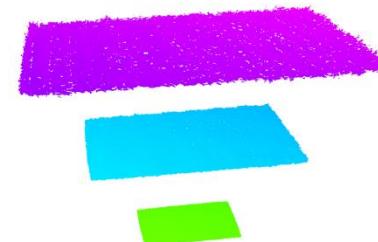
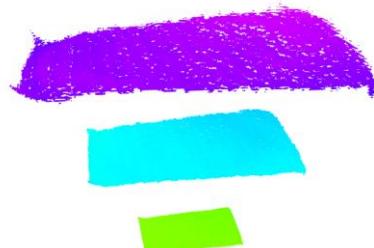
(c) GP 模型的深度误差标准偏差



(d) GP 模型校准后的深度误差

3.4 实验——深度校准

点云：



目 录

- 1 研究背景
- 2 研究现状与内容
- 3 基于动作捕获系统的精确深度相机标定
- 4 **基于栅格地图信息融合的多机器人导航**
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统
- 6 示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人
- 7 工作总结与展望

4.1 强化学习组件定义

➤ 状态 (State) 定义

- 三帧栅格地图 $\mathbf{M}_t^i = f_\lambda(\mathbf{c}_t^i, \Omega^i)$,
- 三帧机器人位姿

➤ 动作 (Action) 定义

- 机器人的角速度与线速度连续空间

➤ 回报函数 (Reward) 定义

$$r_t = r_t^g + r_t^a + r_t^c + r_t^s.$$

奖励塑造技术 (Reward Shaping) :

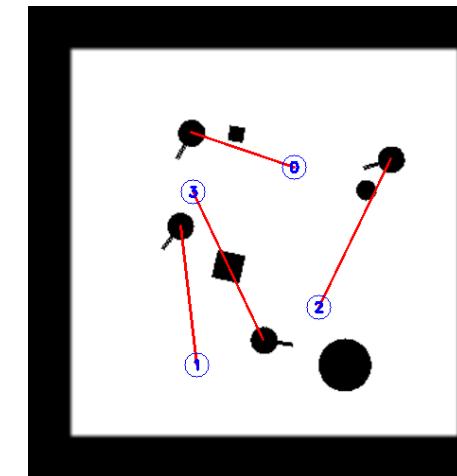
$$r_t^g = \eta(\|\mathbf{p}_{t-1} - \mathbf{p}_g\| - \|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_g\|)$$

研究目标:

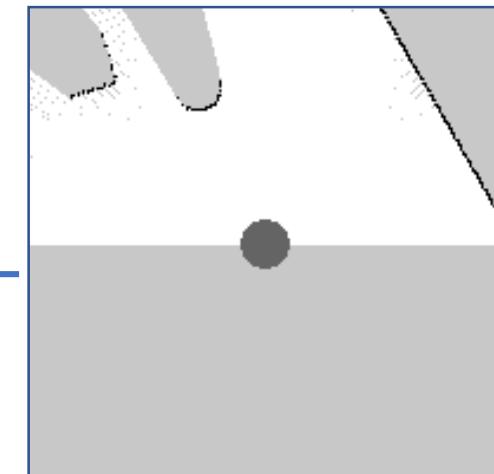
$$\arg \min_{\theta} \mathbb{E}\left[\sum_{i=0}^{N-1} t_g^i \mid \pi_{\theta}\right],$$

s.t. for each $0 \leq i \leq N-1, 0 \leq j \leq N-1, i \neq j$, and $1 \leq k \leq M$,

$$\mathbf{p}_{t+1}^i = \mathbf{p}_t^i + \Delta t \cdot \pi_{\theta}(\mathbf{o}_{t-m+1}^i, \dots, \mathbf{o}_t^i), \quad \mathbf{p}_{t_g^i}^i = \mathbf{p}_g^i, \quad \Omega^i(\mathbf{p}_t^i) \cap \Omega^j(\mathbf{p}_t^j) = \emptyset, \text{ and } \Omega^i(\mathbf{p}_t^i) \cap B_k = \emptyset.$$



(a) 仿真环境



(b) 局部栅格地图

```

1 初始化策略网络  $\pi_\theta$  和状态值网络  $V_\phi$  参数。
2 初始化空白经验缓存池 Buffer.
3 for  $epoch = 1, \dots, E$  do
4     // 并行收集数据
5     for  $step t = 1, \dots, T_{ep}$  do
6         for  $robot i = 0, \dots, N - 1$  do
7              $\mathbf{a}_t^i = \pi_\theta(\vec{\mathbf{o}}_t^i)$ 
8              $V_t^i = V_\phi(\vec{\mathbf{o}}_t^i)$ 
9              $\vec{\mathbf{o}}_{t+1}^i, r_t^i = step(\mathbf{a}_t^i)$ 
10            Add  $(\vec{\mathbf{o}}_t^i, \mathbf{a}_t^i, r_t^i, V_t^i)$  to Buffer
11             $\vec{\mathbf{o}}_t^i \leftarrow \vec{\mathbf{o}}_{t+1}^i$ 
12            if Buffer is full or trajectory length >  $T_m$  then
13                Cut trajectory by  $V_{t+1}^i = V_\phi(\vec{\mathbf{o}}_{t+1}^i)$ .          缓冲区已满或超时
14            else if  $\|\mathbf{p}_t^i - \mathbf{p}_g^i\| < d_{arr}$  or there exists some  $1 \leq k \leq M$ , s.t.,
15                 $\Omega^i(\mathbf{p}_t^i) \cap B_k \neq \emptyset$  or there exists some  $0 \leq j \leq N - 1$ , s.t.,  $i \neq j$ 
16                and  $\Omega^i(\mathbf{p}_t^i) \cap \Omega^j(\mathbf{p}_t^j) \neq \emptyset$  then          到达目标点或发生碰撞
17                    Finish episode by  $V_{t+1}^i = 0$ .
18    end
19 end

```

1 // 更新策略网络

2 **for** $m = 1, \dots, E_\pi$ **do**

3 Compute $L^{PPO}(\theta)$ by Equation (3.2), i.e.,

$$L^{PPO}(\theta) = \sum_{t=1}^{T_{ep}} \min \left(\frac{\pi_\theta(\mathbf{a}_t | \vec{\mathbf{o}}_t)}{\pi_{\theta_{old}}(\mathbf{a}_t | \vec{\mathbf{o}}_t)} \hat{A}_t, g(\epsilon, \hat{A}_t) \right), \text{ where}$$

$$g(\epsilon, \hat{A}) = \begin{cases} (1 + \epsilon)\hat{A} & \hat{A} \geq 0, \\ (1 - \epsilon)\hat{A} & \hat{A} < 0, \end{cases}$$

4 **if** $KL[\pi_{\theta_{old}} | \pi_\theta] > 1.5KL_{target}$ **then**

5 **break**

6 **end**

7 Update θ with the learning rate lr_θ using Adam w.r.t. $L^{PPO}(\theta)$ by
Equation (3.1).

8 **end**

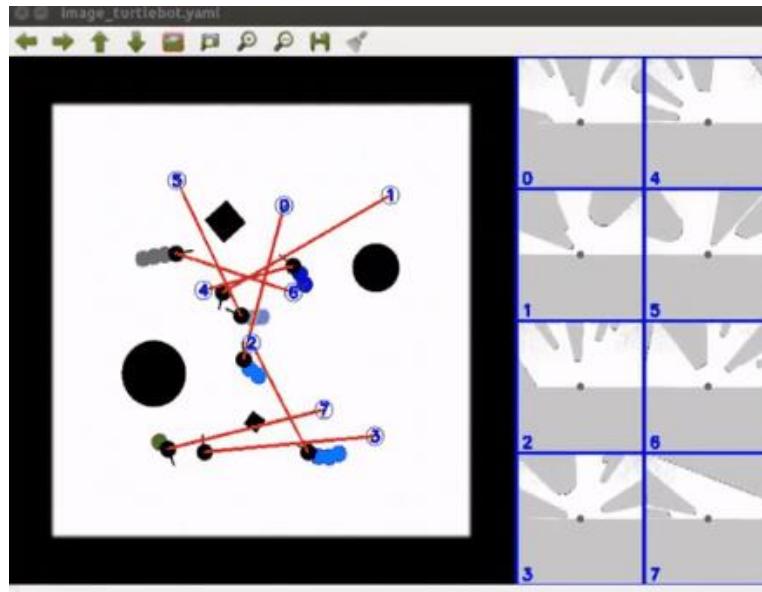
9 // 更新值网络

10 **for** $n = 1, \dots, E_V$ **do**

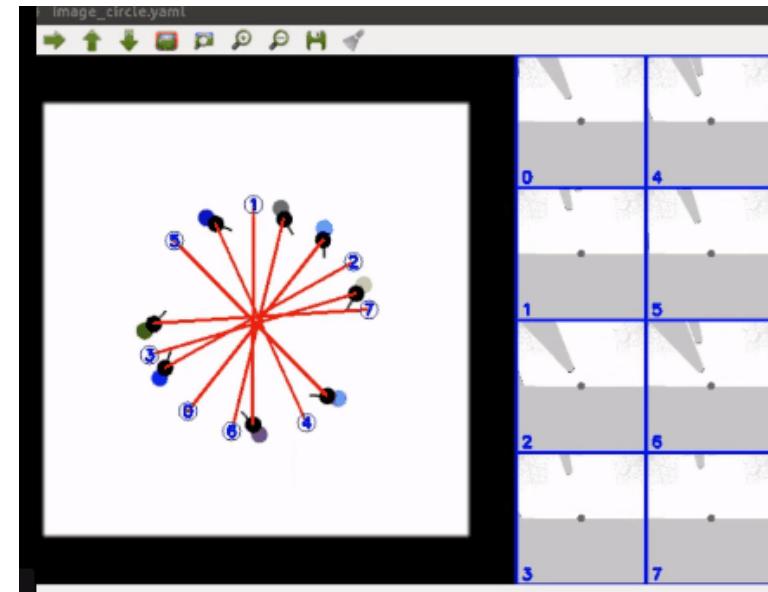
$$11 \quad L^V(\phi) = - \sum_{t=1}^{T_{ep}} \left(\sum_{t' > t} \gamma^{t'-t} r_{t'} - V_\phi(\vec{\mathbf{o}}_t) \right)^2$$

12 Update ϕ with the learning rate lr_ϕ using Adam w.r.t. $L^V(\phi)$.

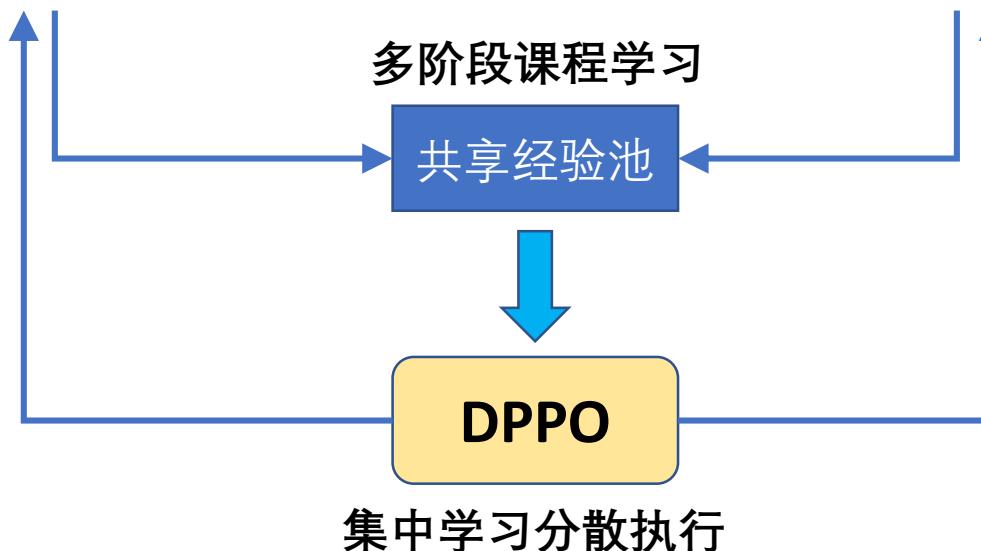
13 **end**



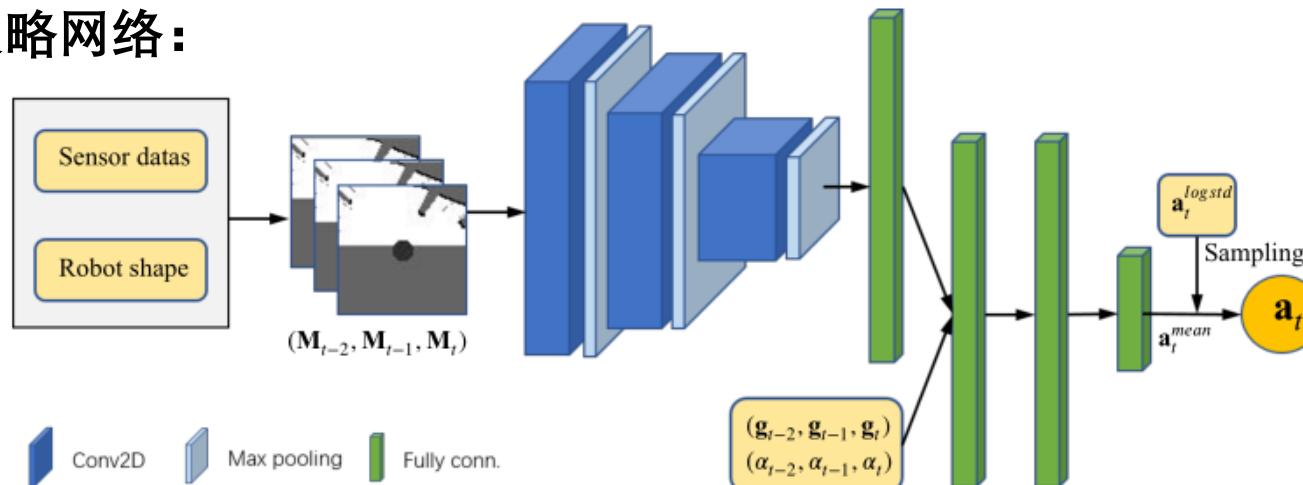
随机环境



圆形环境

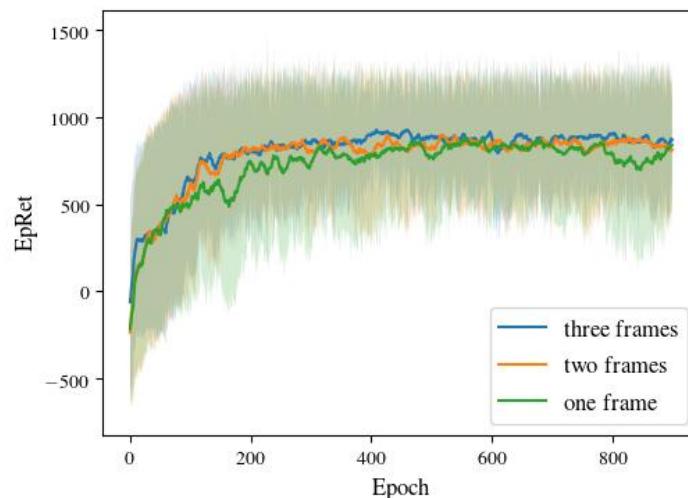


策略网络：

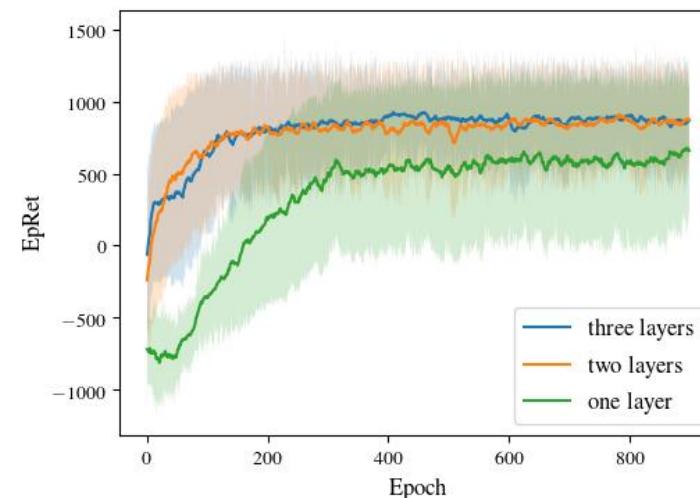


(a)

超参数测试：



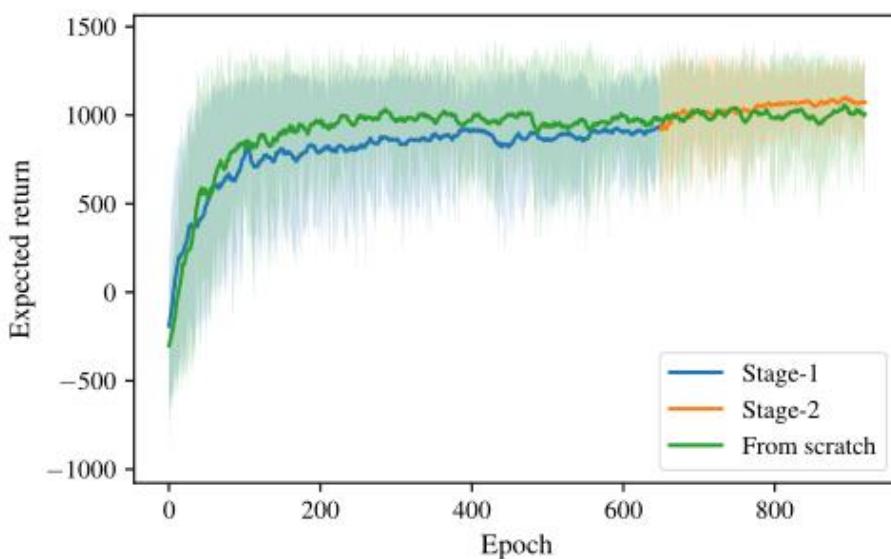
(b) 输入帧数



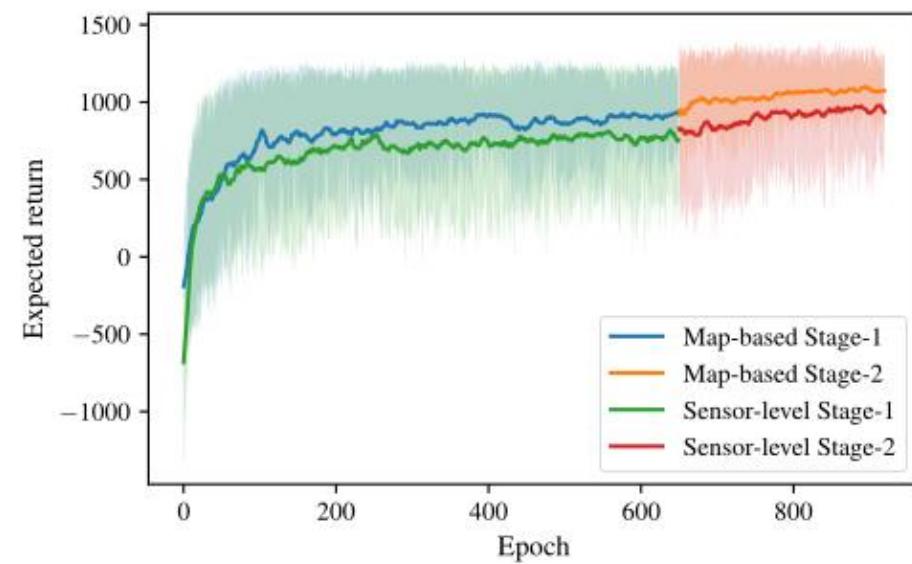
(c) 网络层数

训练过程：

- 基于 OpenCV 定制的仿真器
- TensorFlow 实现，并使用 Adam 优化器
- i7-9900 CPU 和英伟达 Titan RTX GPU 12个小时
- 英伟达 Jetson TX2 上网络计算动作花费约 25 毫秒，
生成栅格图 30 毫秒



(a)

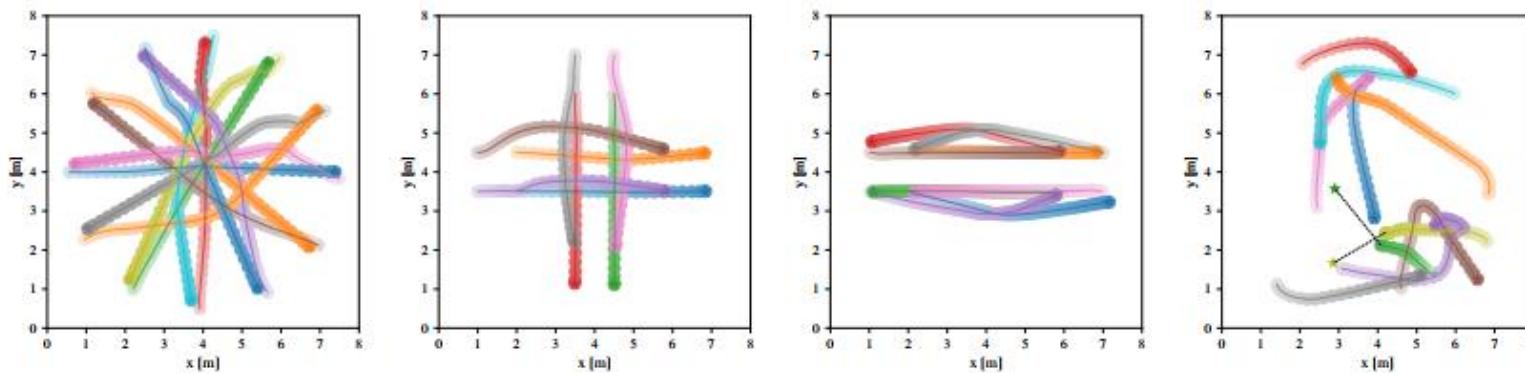


(b)

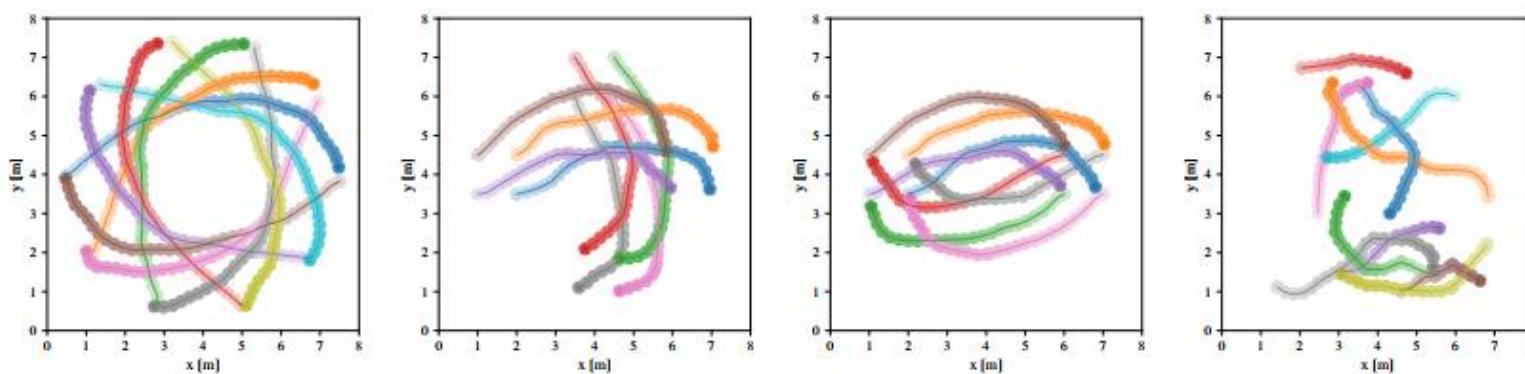
4.3.1 对比实验

<https://www.bilibili.com/video/BV12f4y1Q7cx/>

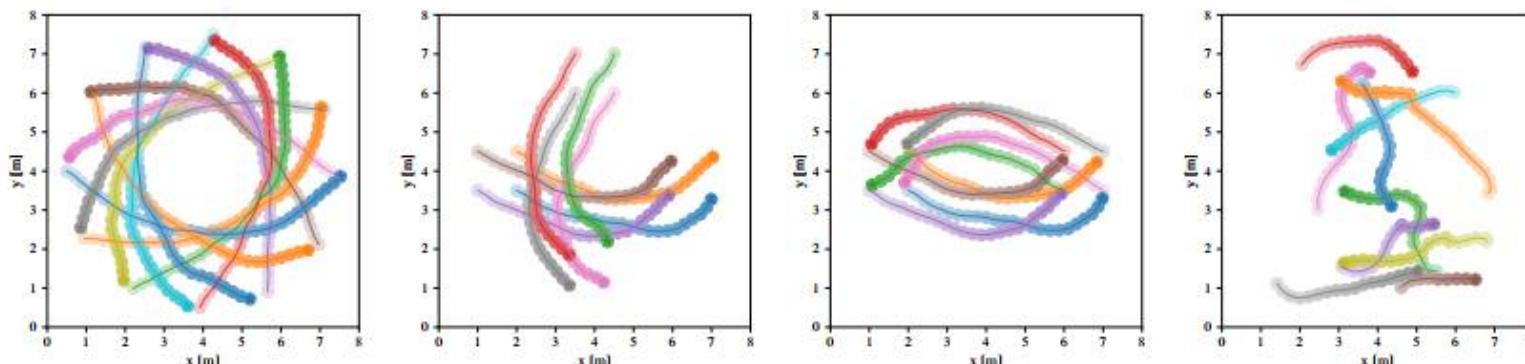
场景 (机器人, 范围)	方法	$\bar{\pi}$	\bar{t} (均值/标准差)	\bar{d} (均值/标准差)	\bar{v} (均值/标准差)
圆形场景 (12, 半径 3.5m)	NH-ORCA	0.862	5.2137/3.4742	0.2817/0.2599	0.4078/0.1711
	传感器级	1.000	3.7290/0.5355	1.7884/0.2525	0.5699/0.1170
	基于地图, 阶段 1	0.873	15.7697/11.7475	1.0773/0.7475	0.2698/0.2871
	基于地图, 阶段 2	1.000	2.6133/0.4527	1.2170/0.1769	0.5745/0.1120
交叉场景 (8, 8 × 8m ²)	NH-ORCA	0.958	2.1283/1.5166	0.1883/0.2081	0.4851/0.1430
	传感器级	0.995	2.8238/1.2894	1.1174/0.5214	0.5419/0.1588
	基于地图, 阶段 1	0.950	4.0802/3.4952	1.0158/0.7322	0.4764/0.2278
	基于地图, 阶段 2	1.000	1.8315/1.2333	0.7873/0.4912	0.5608/0.1384
交换场景 (8, 8 × 8m ²)	NH-ORCA	0.906	2.2174/2.1307	0.2651/0.2228	0.4845/0.1648
	传感器级	1.000	2.7357/0.9494	1.1498/0.3479	0.5535/0.1419
	基于地图, 阶段 1	0.994	2.7272/2.2479	0.8017/0.5761	0.5206/0.1874
	基于地图, 阶段 2	1.000	2.0201/1.0430	0.9816/0.3660	0.5584/0.1424
随机场景 (10, 8 × 8m ²)	NH-ORCA	0.934	4.3181/3.1353	0.5697/0.6412	0.3760/0.1890
	传感器级	0.924	3.4519/3.4162	0.5417/0.5048	0.4017/0.2687
	基于地图, 阶段 1	0.955	3.1650/2.5632	0.5514/0.4643	0.4202/0.2590
	基于地图, 阶段 2	0.986	2.9009/2.4523	0.4531/0.3610	0.4460/0.2497

NH-
ORCA

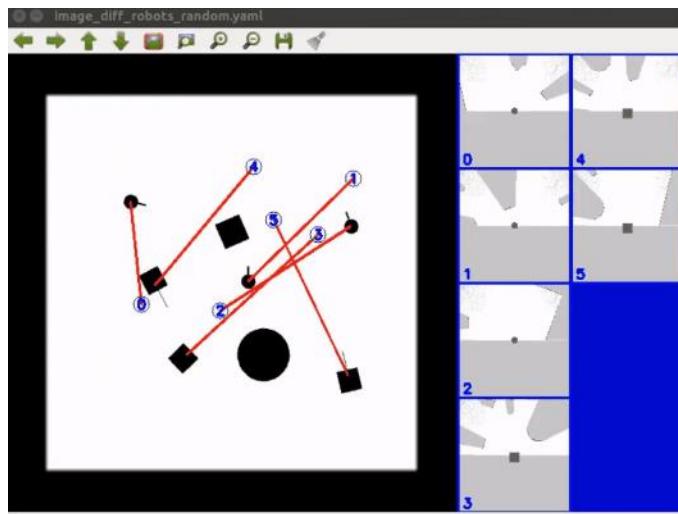
传感器级



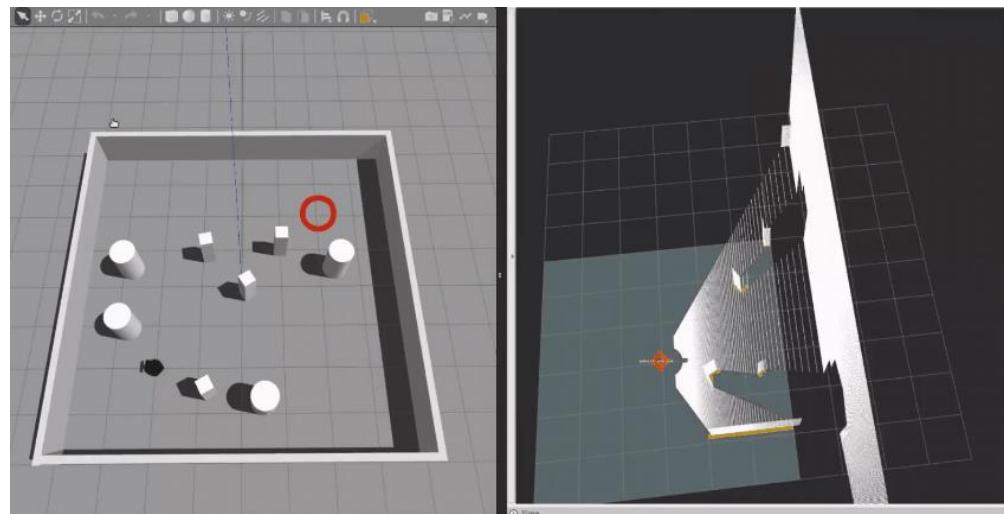
基于地图，阶段2



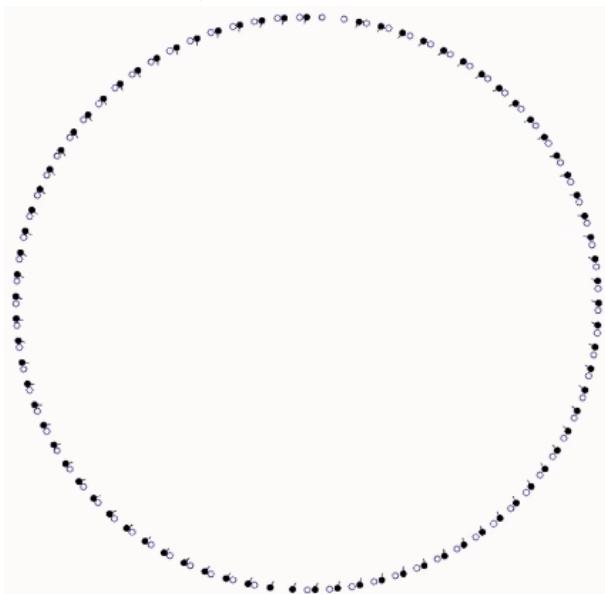
4.3.2 泛化测试



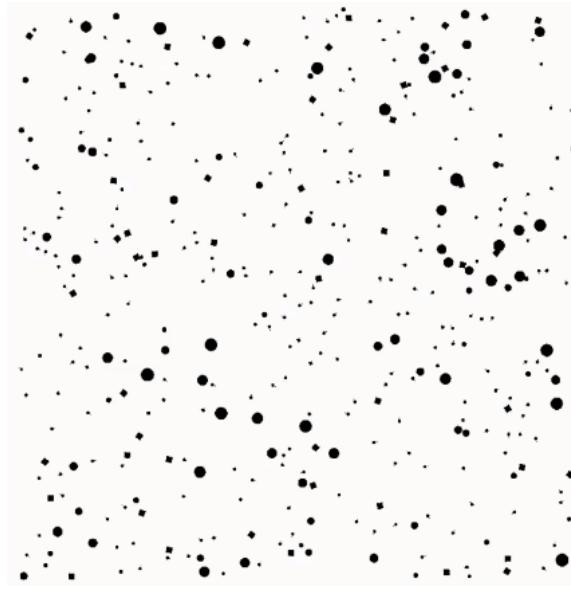
(a) 异质多机器人



(b) 深度相机避障

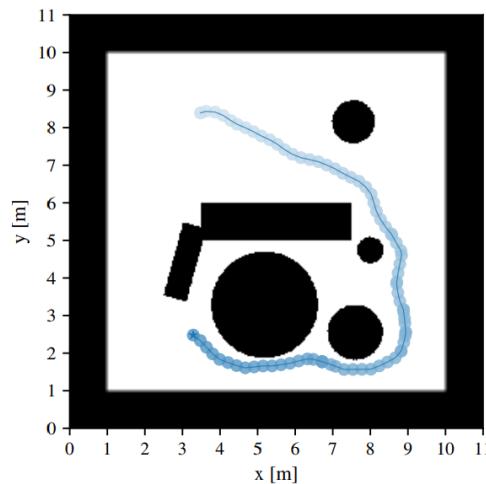


(c) 圆形超大环境

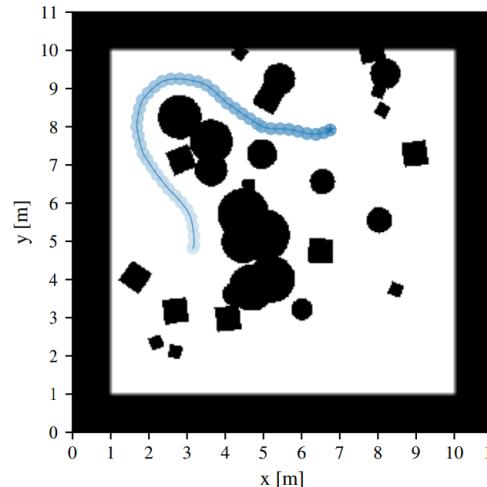


(d) 随机超大环境

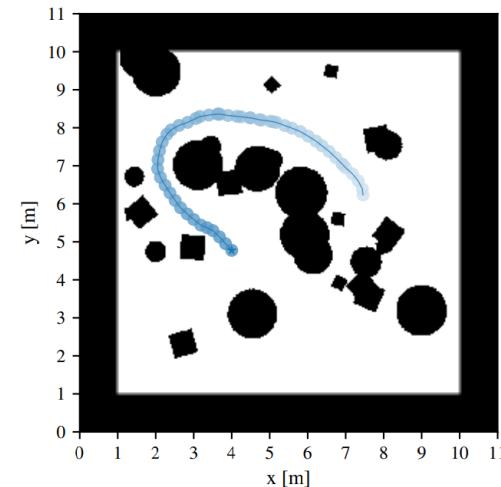
4.3.3 鲁棒测试——局部极小问题



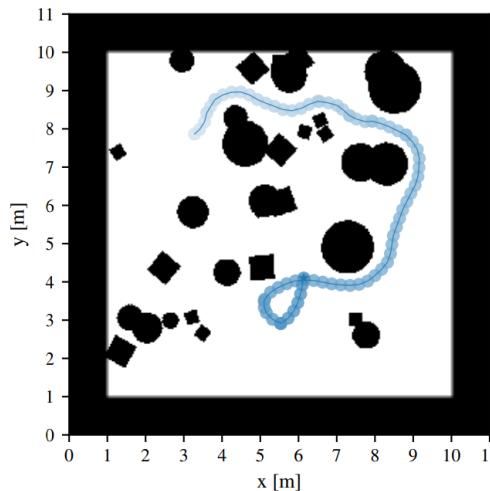
(a) 训练环境



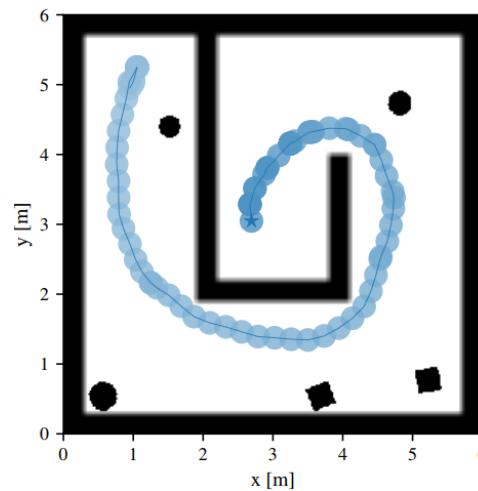
(b) 测试场景一



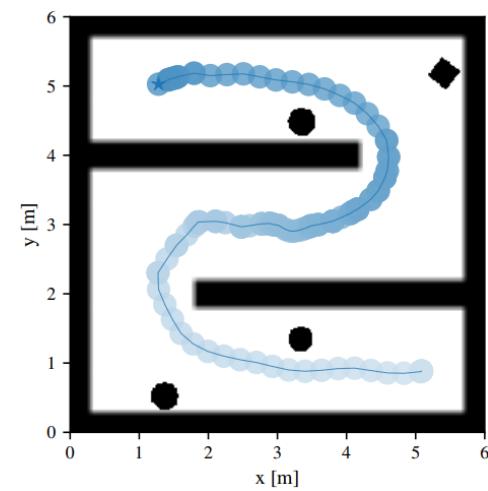
(c) 测试场景一



(d) 测试场景一



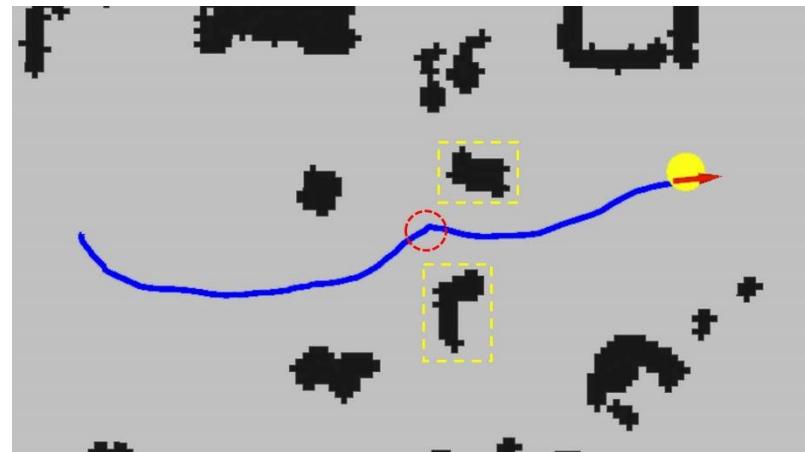
(e) 测试场景二



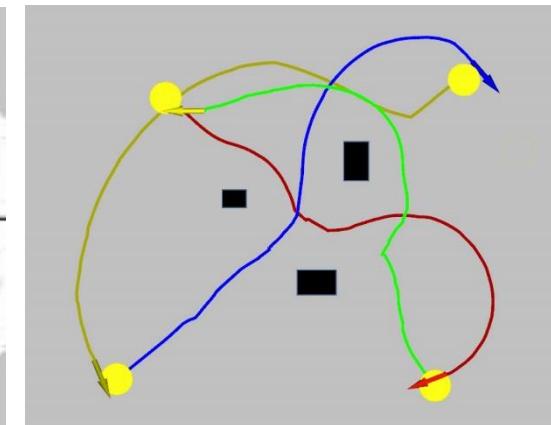
(f) 测试场景三

4.4 实体机器人测试

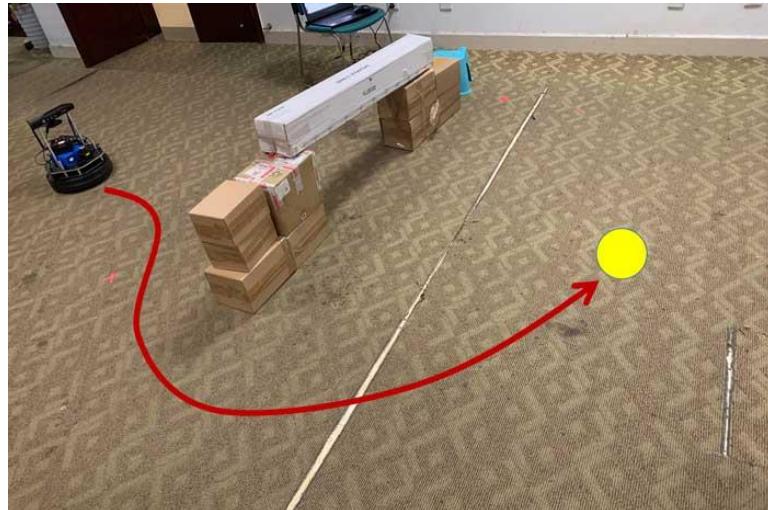
<https://www.bilibili.com/video/BV12f4y1Q7cx/>



(a) 单机器人障碍物环境



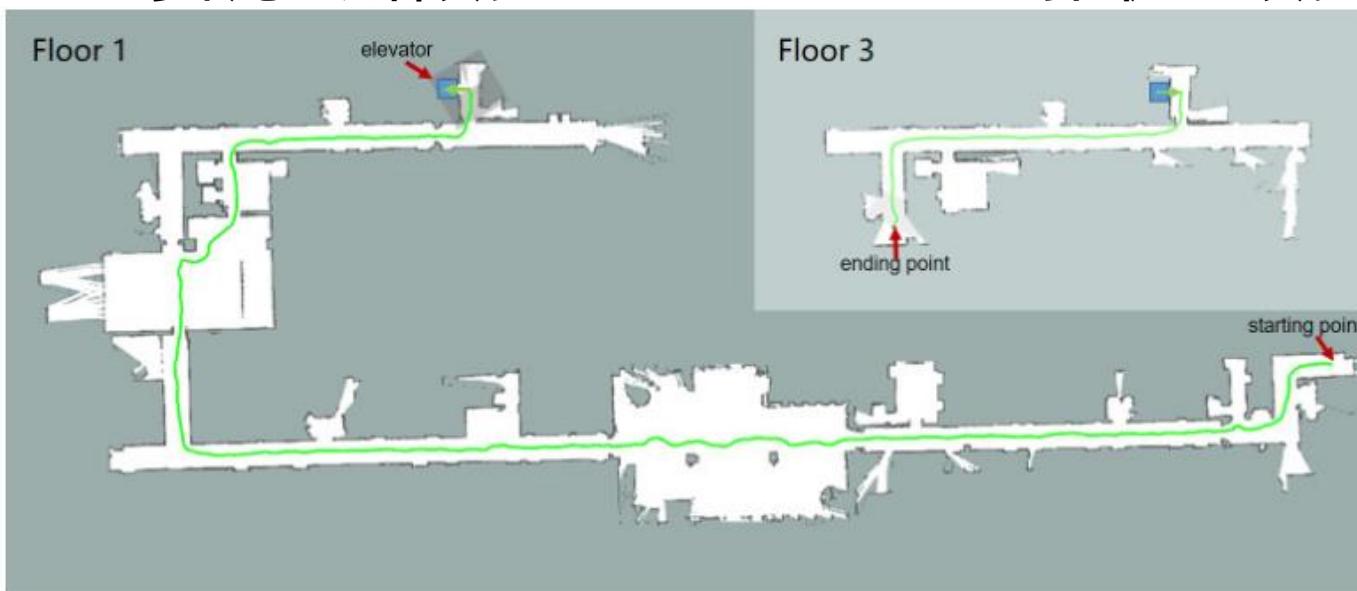
(b) 多机器人障碍物环境



(a) 多传感器避障实验



(b) 可佳机器人实验

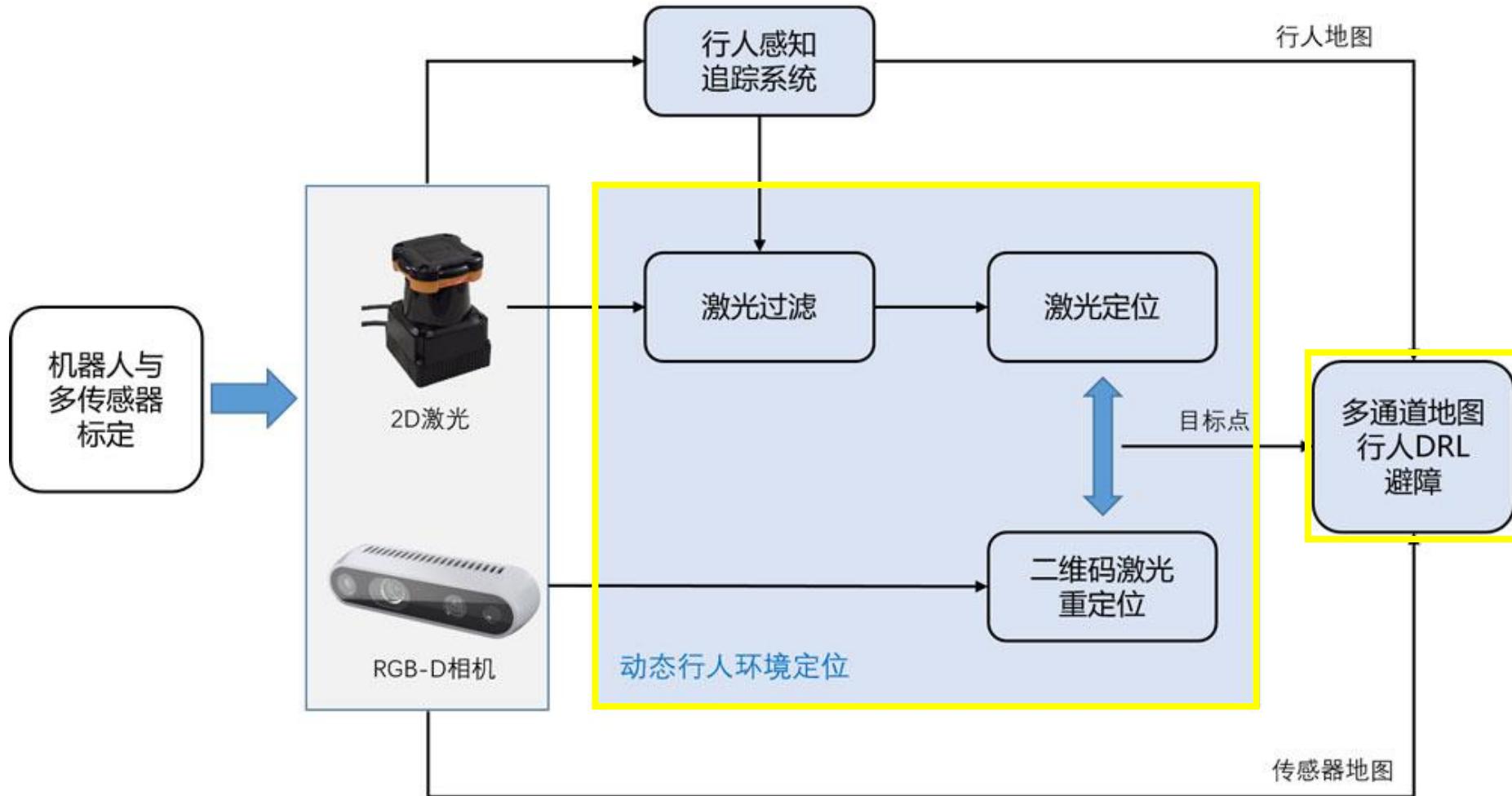


(c) 长距离导航实验

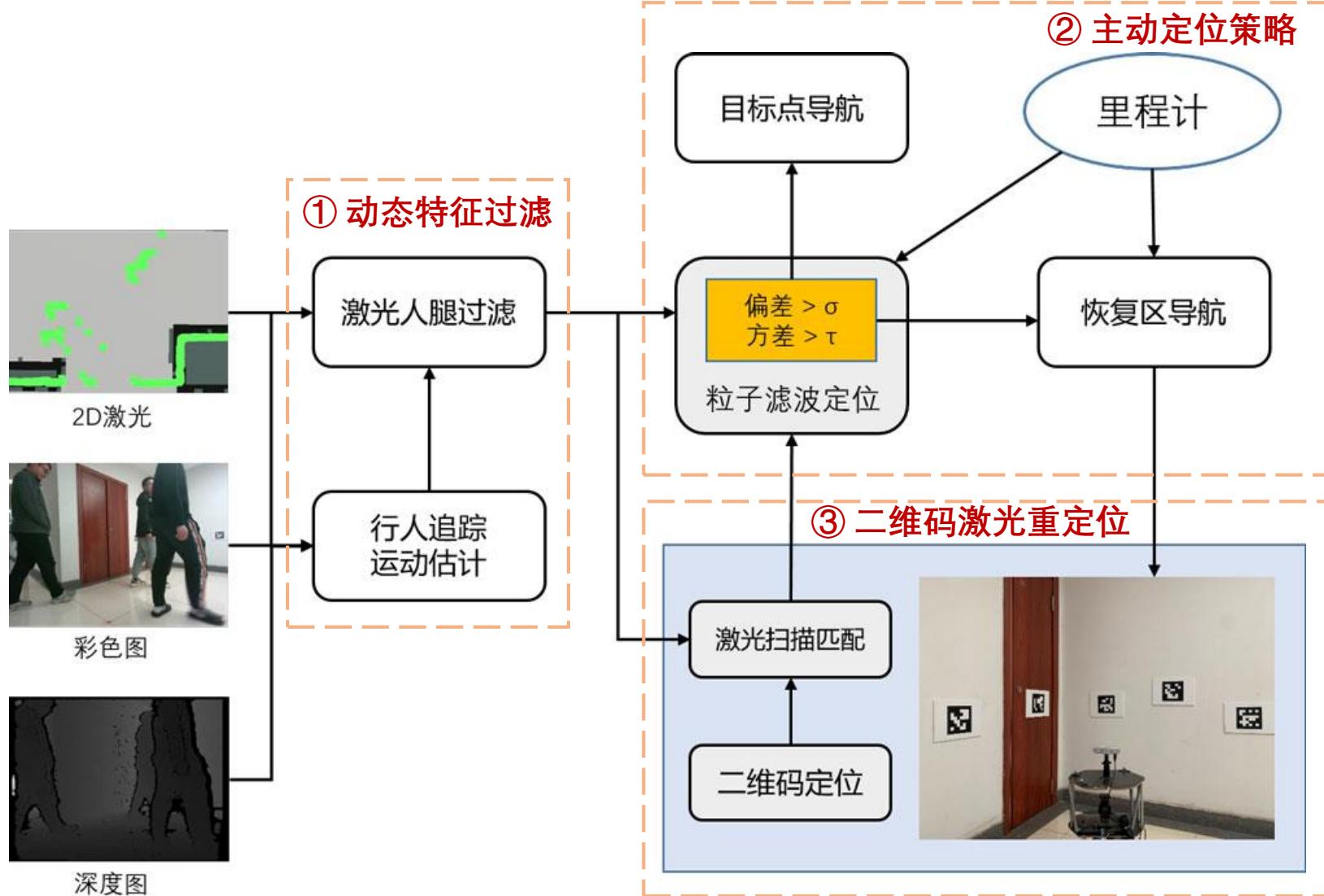
目 录

- 1 研究背景
- 2 研究现状与内容
- 3 基于通用批量标定框架的深度相机标定
- 4 基于栅格地图信息融合的异质多机器人导航
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统
- 6 示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人
- 7 工作总结与展望

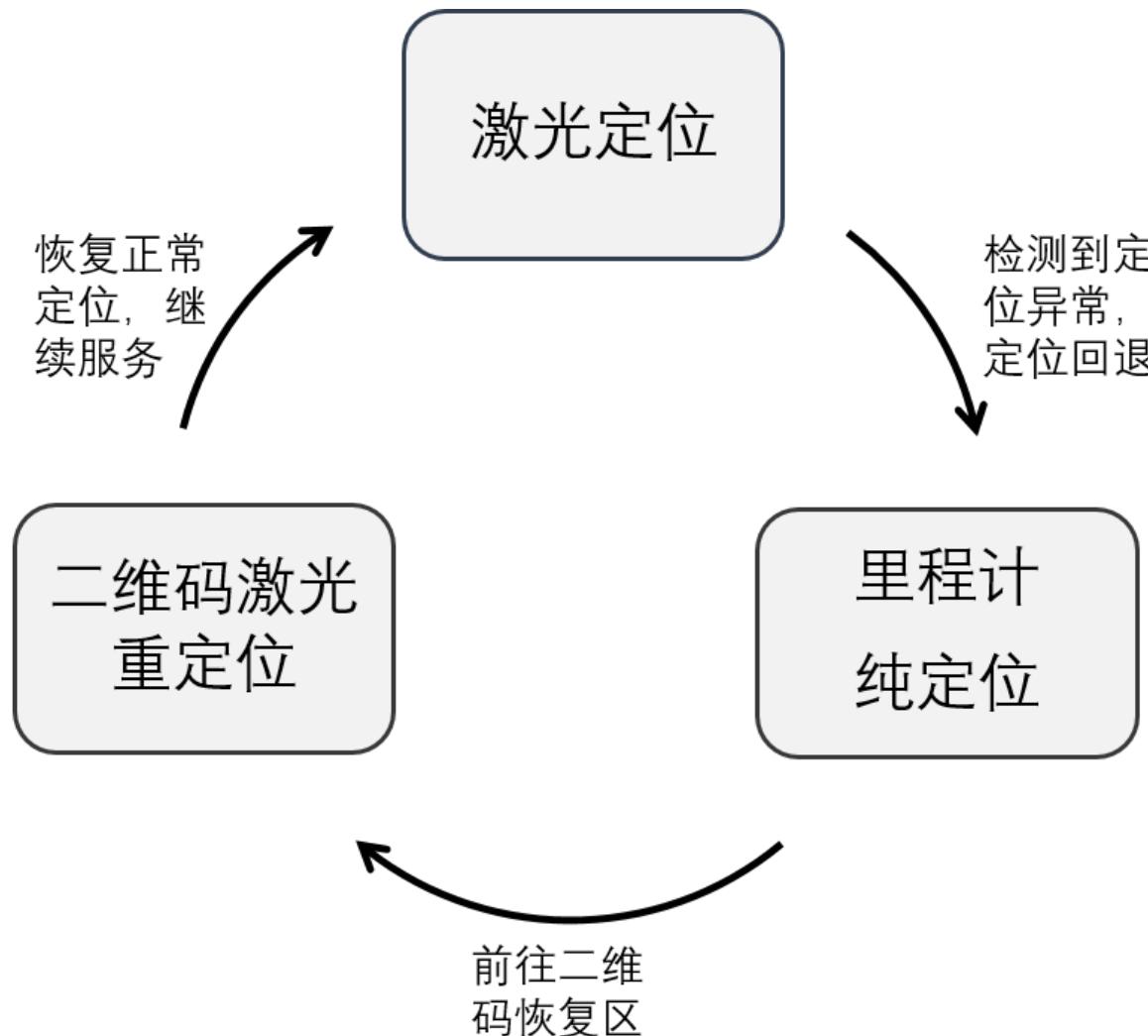
5.1 系统框架



5.2 动态行人环境下的机器人鲁棒定位方法



5.2 动态行人环境下的机器人鲁棒定位方法



5.2 动态行人环境下的机器人鲁棒定位方法

➤ 二维码识别

- 二维码识别的误差 ε :

$$e = \text{repr}({}_C^M \mathbf{T}, \mathbf{c}, l)$$

$$\varepsilon = \frac{e \| {}_C^M \mathbf{T}_i \|}{l \| c_0 c_2 \|}$$

➤ 二维码激光重定位

- $\text{update}(\mathbf{T}_1, \varepsilon_1, \mathbf{T}_2, \varepsilon_2)$

$$\begin{cases} k = \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_1 + \varepsilon_2} \\ \mathbf{t} = \mathbf{t}_1 + k(\mathbf{t}_2 - \mathbf{t}_1) \\ \mathbf{q} = \text{slerp}(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, k) \end{cases}$$

- scan_match : 激光扫描匹配算法

算法 4.1 二维码激光建图与重定位算法

Input: 二维码识别结果 $\mathcal{O} = (k, {}_C^M \mathbf{T}, \varepsilon_o)$, 激光数据 ψ

Output: 机器人位姿 $\mathbf{T}_R = ({}^W_R \mathbf{T}, \varepsilon_r)$, 二维码地图 $\mathbf{M}_m = (k, {}_M^W \mathbf{T}, \varepsilon_m)$

1 初始化建立激光栅格地图 \mathbf{M}_s , 标定相机外参 ${}_C^R \mathbf{T}$

2 if $\mathbf{M}_m = \emptyset$ then

3 ${}_R^W \mathbf{T}, \varepsilon_s = \text{scan_match}({}^W_R \mathbf{T}_s, \psi, \mathbf{M}_s)$

4 $(k', {}_C^{M'} \mathbf{T}, \varepsilon') = \text{find_closest_obs}(\mathcal{O})$

5 $\mathbf{M}_m \leftarrow (k', {}_R^W \mathbf{T} \cdot {}_C^R \mathbf{T} \cdot {}_C^{M'} \mathbf{T}^{-1}, h/\varepsilon_s + l\varepsilon')$

6 $\mathbf{T}_R \leftarrow ({}^W_R \mathbf{T}, h/\varepsilon_s)$

7 end

8 for $(k_i, {}_C^{M_i} \mathbf{T}, \varepsilon_i) \in \mathcal{O}$ do

9 if $k_i \in \mathbf{M}_m$ then

10 ${}_M^W \mathbf{T}, \varepsilon_m = \mathbf{M}_m(k_i)$

11 ${}_R^W \hat{\mathbf{T}} = {}_M^W \mathbf{T} \cdot {}_C^{M_i} \mathbf{T} \cdot {}_R^C \mathbf{T}$

12 $\varepsilon_s = \text{score}({}_R^W \hat{\mathbf{T}}, \psi, \mathbf{M}_s)$

13 $\mathbf{T}_R = \text{update}({}^W_R \mathbf{T}, \varepsilon_r, {}_R^W \hat{\mathbf{T}}, h/\varepsilon_s + l\varepsilon_i + \varepsilon_m)$

14 end

15 end

16 ${}_R^W \mathbf{T}, \varepsilon_s = \text{scan_match}({}^W_R \mathbf{T}, \psi, \mathbf{M}_s)$

17 $\mathbf{T}_R \leftarrow ({}^W_R \mathbf{T}, h/\varepsilon_s)$

初始化二维码地图

更新机器人位姿

5.2 动态行人环境下的机器人鲁棒定位方法

➤ 二维码识别

- 二维码识别的误差 ε :

$$e = \text{repr}(\overset{M}{C}\mathbf{T}, \mathbf{c}, l)$$

$$\varepsilon = \frac{e \|\overset{M}{C}\mathbf{T}_i\|}{l \|c_0 c_2\|}$$

➤ 二维码激光重定位

- $\text{update}(\mathbf{T}_1, \varepsilon_1, \mathbf{T}_2, \varepsilon_2)$

$$\begin{cases} k = \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_1 + \varepsilon_2} \\ \mathbf{t} = \mathbf{t}_1 + k(\mathbf{t}_2 - \mathbf{t}_1) \\ \mathbf{q} = \text{slerp}(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, k) \end{cases}$$

- scan_match : 激光扫描匹配算法

算法 4.1 二维码激光建图与重定位算法

```

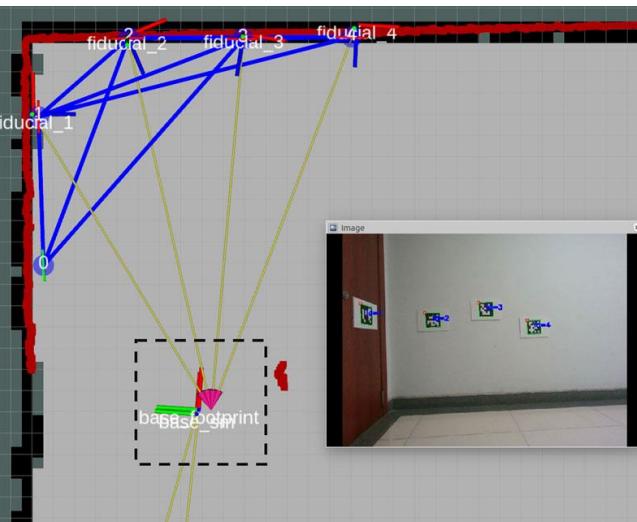
Input: 二维码识别结果  $\mathcal{V} = (k, \overset{M}{C}\mathbf{T}, \varepsilon_o)$ , 激光数据  $\psi$ 
Output: 机器人位姿  $\mathbf{T}_R = (\overset{W}{R}\mathbf{T}, \varepsilon_r)$ , 二维码地图  $\mathbf{M}_m = (k, \overset{W}{M}\mathbf{T}, \varepsilon_m)$ 

18 for  $(k_i, \overset{M_i}{C}\mathbf{T}, \varepsilon_i) \in \mathcal{V}$  do
19   if  $k_i \in \mathbf{M}_m$  then
20      $\overset{W}{M}_i\mathbf{T}, \varepsilon_m = \mathbf{M}_m(k_i)$ 
21      $\overset{W}{M}_i\hat{\mathbf{T}} = \overset{W}{R}\mathbf{T} \cdot \overset{M_i}{R}\mathbf{T}^{-1}$ 
22      $\overset{W}{M}_i\mathbf{T}, \varepsilon_m = \text{update}(\overset{W}{M}_i\mathbf{T}, \varepsilon_m, \overset{W}{M}_i\hat{\mathbf{T}}, l\varepsilon_i + \varepsilon_m)$ 
23   end
24   else
25     for  $(k_j, \overset{M_j}{C}\mathbf{T}, \varepsilon_j) \in \mathcal{V}$  do
26       if  $j \neq i$  and  $k_j \in \mathbf{M}_m$  then
27          $\overset{W}{M}_j\mathbf{T}, \varepsilon_j = \mathbf{M}_m(k_j)$ 
28          $\overset{W}{M}_i\mathbf{T} = \overset{W}{M}_j\mathbf{T} \cdot \overset{M_j}{C}\mathbf{T} \cdot \overset{M_i}{C}\mathbf{T}^{-1}$ 
29          $\mathbf{M}_m \leftarrow (k_i, \overset{W}{M}_i\mathbf{T}, l\varepsilon_i + \varepsilon_j)$ 
30       end
31     end
32   end
33 end

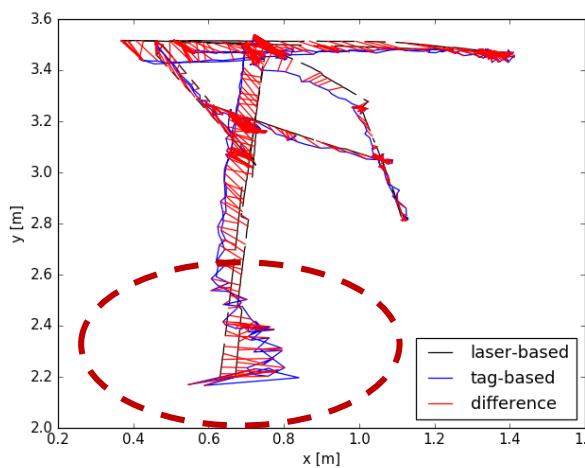
```

更新二维码地图

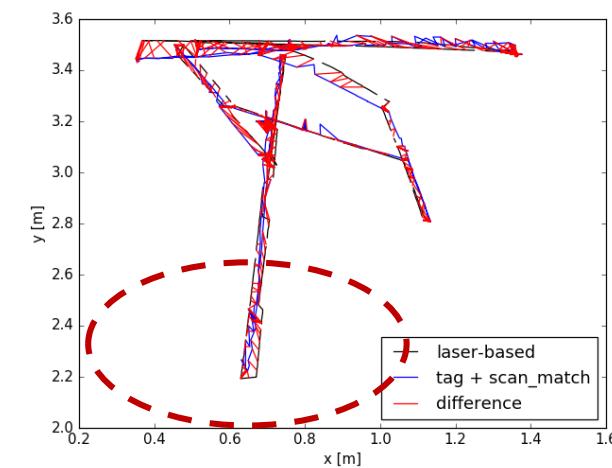
5.2 动态行人环境下的机器人鲁棒定位方法



(a) 测试场景



(b) 仅使用二维码的全局定位



(c) 激光和二维码联合重定位

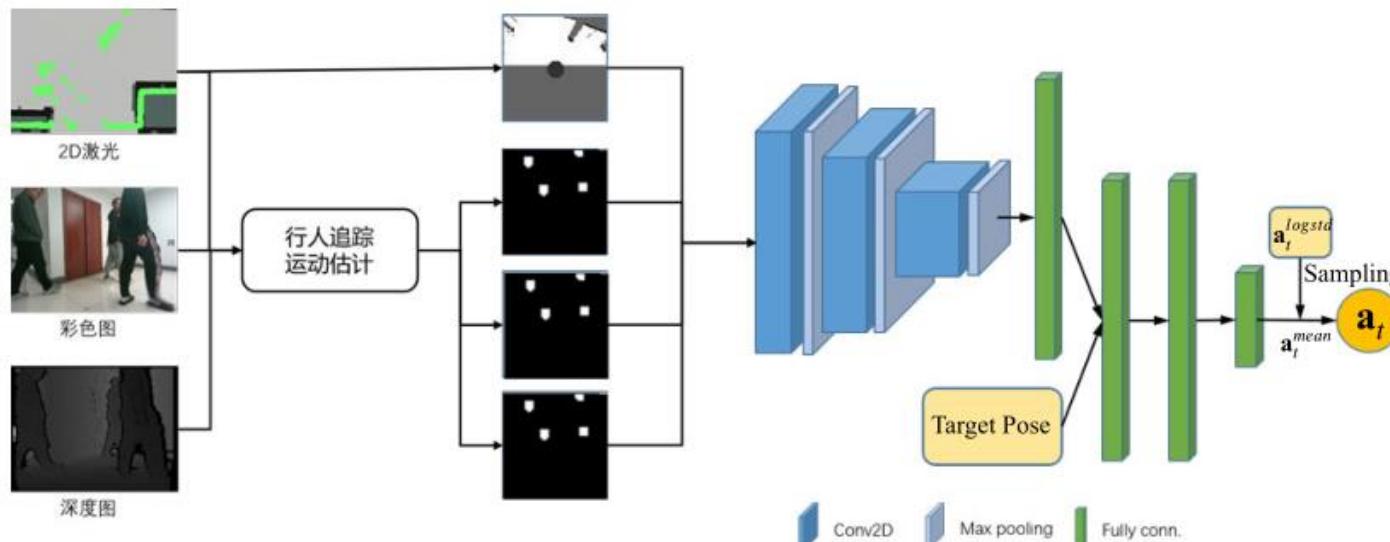
表 4.1 二维码重定位准确度

	二维码重定位 [rmse/mean/std]	二维码和激光联合重定位 [rmse/mean/std]
ATE [m]	0.0522 / 0.0445 / 0.0274	0.0350 / 0.0293 / 0.0192
RPE.translation [m]	0.0749 / 0.0636 / 0.0396	0.0490 / 0.0414 / 0.0261
RPE.rotation [deg]	2.3287 / 1.8774 / 1.3777	2.2505 / 1.7149 / 1.4574

5.3 动态行人环境下的强化学习避障算法

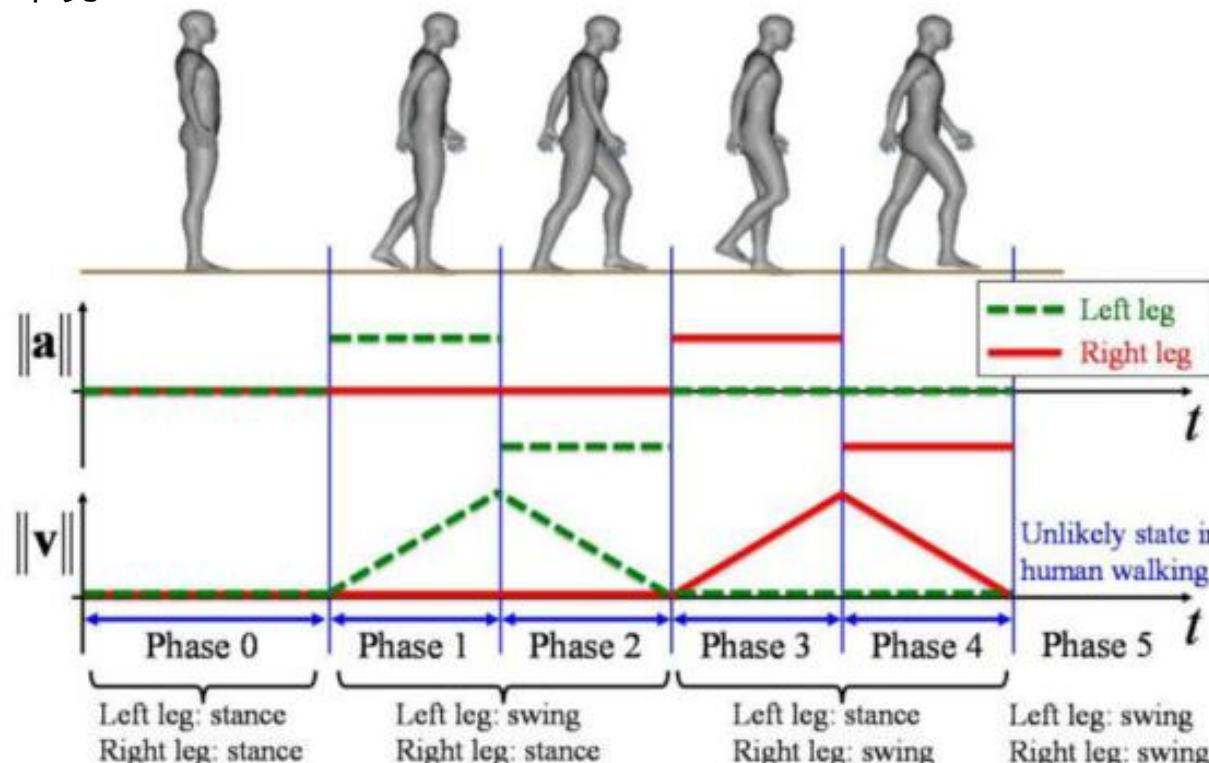
- 扩展基于栅格地图的深度强化学习多机器人避障方法
- 输入地图添加了由多传感器行人感知追踪模块生成的行人地图通道
- 新的远离行人的回报函数部分

$$r_{safe}^t = \begin{cases} r_{col} & \text{if collision,} \\ -\xi (1 - d_{\min}^t) & \text{if } d_{\min}^t < 1, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

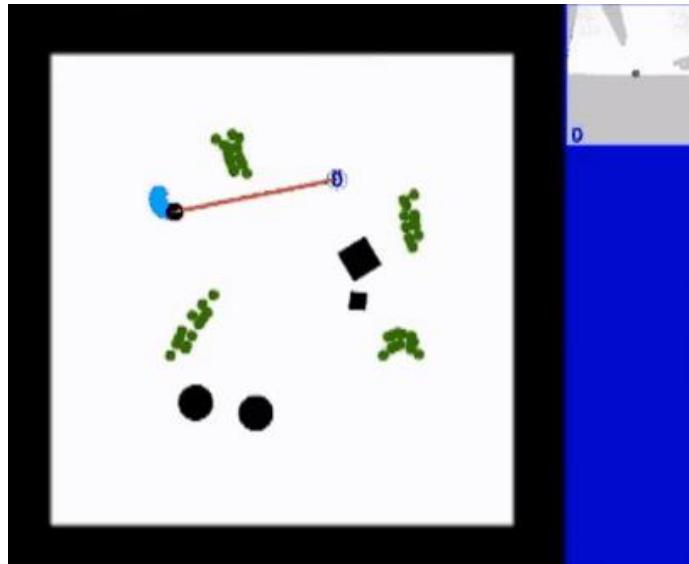


5.3 动态行人环境下的强化学习避障算法

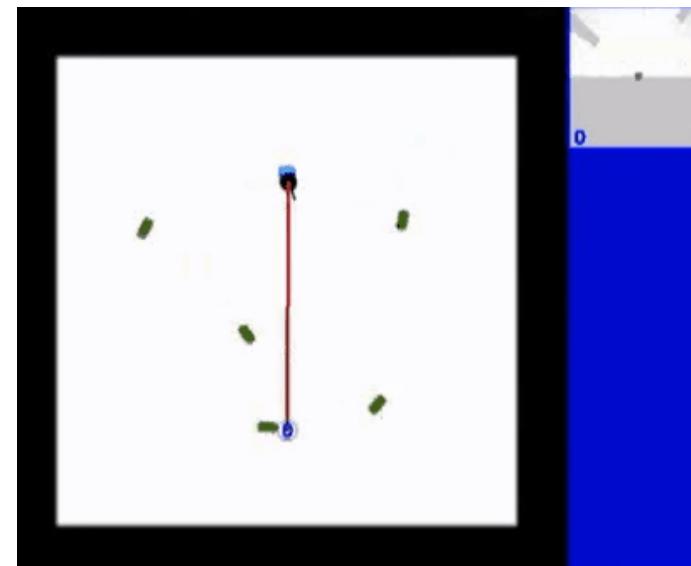
- 扩展基于栅格地图的深度强化学习多机器人避障方法
- 输入地图添加了由多传感器行人感知追踪模块生成的行人地图通道
- 新的远离行人的回报函数部分
- 基于社会力模型SFM与速度障碍物法ORCA仿真的多策略行人仿真训练环境



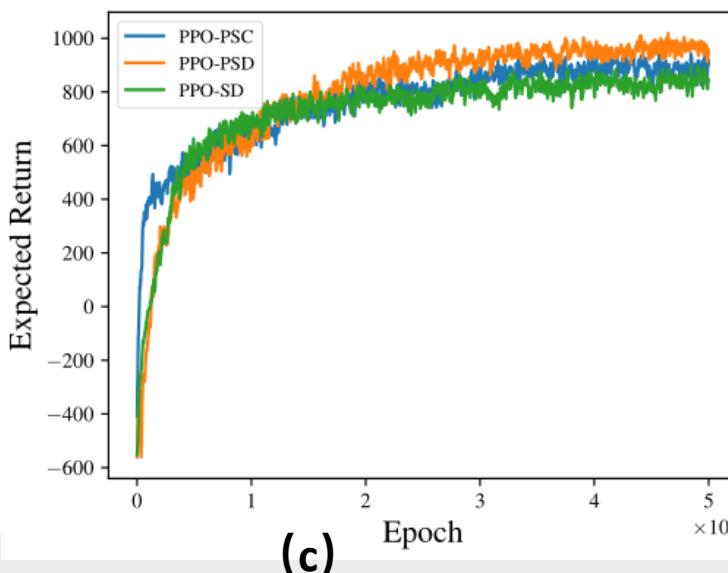
5.3 动态行人环境下的强化学习避障算法



(a)



(b)



- PPO-PSC: 连续动作行人地图和传感器地图输入
- PPO-PSD: 离散动作行人地图和传感器地图输入
- PPO-SD: 离散动作传感器地图输入

5.3 动态行人环境下的强化学习避障算法

对比实验

表 4.2 不同方法的测试指标

环境	方法	$\bar{\pi}$ (ORCA / SFM)	\bar{t} (ORCA / SFM)	$\nabla\omega$ (ORCA / SFM)
随机场景	ORCA	0.464 / 0.318	2.97 / 1.53	—
	PPO-SD	0.856 / 0.840	3.60 / 3.45	0.63 / 0.63
	PPO-PSC	0.862 / 0.873	5.64 / 4.90	0.74 / 0.74
	PPO-PSD	0.936 / 0.968	4.83 / 4.99	0.57 / 0.56
圆形场景	ORCA	0.862 / 0.216	7.54 / 1.43	—
	PPO-SD	0.916 / 0.902	4.25 / 4.49	0.82 / 0.84
	PPO-PSC	0.948 / 0.924	5.18 / 6.22	1.02 / 0.97
	PPO-PSD	0.994 / 0.996	4.87 / 5.90	0.57 / 0.63

5.3 动态行人环境下的强化学习避障算法

实体实验

<https://www.bilibili.com/video/BV1Vb4y1D7R6>



目 录

- 1 研究背景
- 2 研究现状与内容
- 3 基于通用批量标定框架的深度相机标定
- 4 基于栅格地图信息融合的异质多机器人导航
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统
- 6 **示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人**
- 7 工作总结与展望

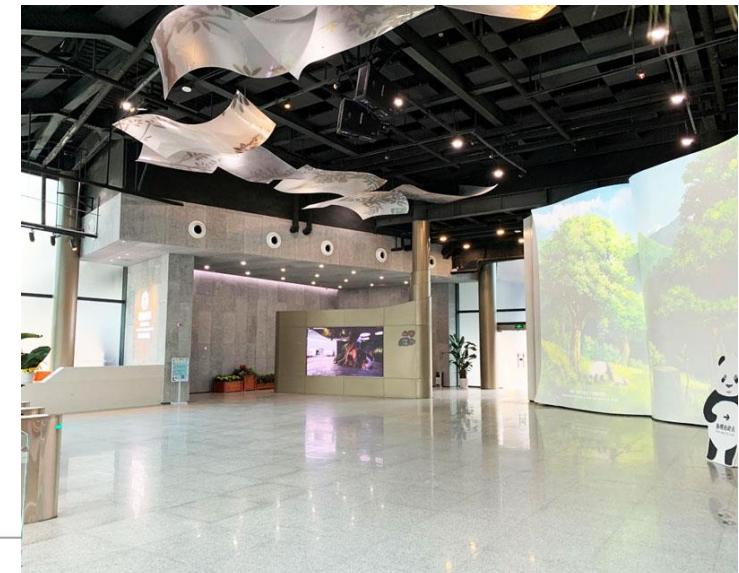
6.1 项目背景与需求分析

功能和需求

- 巡航指路功能
- 信息咨询服务
- 交互娱乐功能

项目的动机

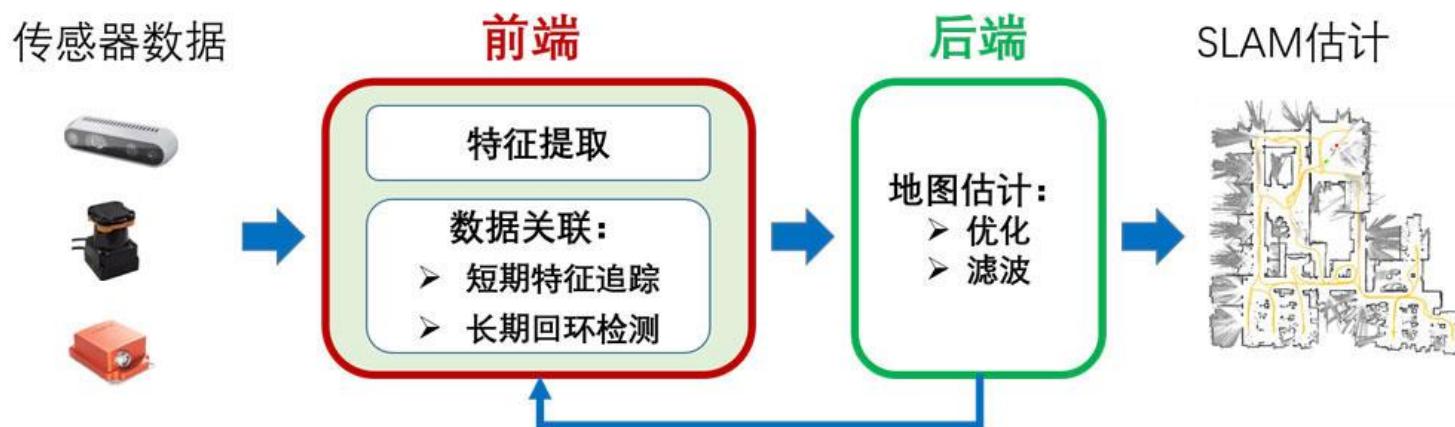
- 在真实的场景中验证本文提出的机器人导航相关技术
- 探索解决机器人在开放环境中的长期自主导航问题



6.2 应用挑战分析与解决方案设计

机器人在开放环境中的**长期自主 (Long Term Autonomy, LTA) 问题**

- 在开放环境中长期运行时很容易发生定位异常
 - 前端（特征提取和数据关联）：特征提取部分受传感器误差以及环境对传感器的影响
 - 后端（优化或滤波）：前端输出信息的误差会影响后端的地图估计与定位
- 强化学习避障的脆弱性
如果智能系统的输入不在训练好的人工神经网络的有效范围内，系统可产生错误的输出。



6.2 应用挑战分析与解决方案设计

机器人在开放环境中的长期自主 (Long Term Autonomy, LTA) 问题

陈小平. 人工智能中的封闭性和强封闭性——现有成果的能力边界, 应用条件和伦理风险[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 114-120.

- 当前智能机器人遇到的一个普遍性挑战是：单纯依靠现有算法本身，不能实现完全自然条件下的应用，这称为**封闭性挑战**。
- 强封闭性准则中的失误非致命性和基础条件成熟性往往需要通过**场景封闭化**才能够满足。
- 基于二维码激光重定位的长期鲁棒定位方法
 - 开机遥控全局定位
 - 部署在机器人多处工作区域，定期校准定位误差 (**场景改造**)
 - 监测到定位异常时，使用里程计自主前往恢复区校准 (**场景裁剪**)
- 多行为导航避障策略 (**失误非致命性**)
 - 动态行人强化学习避障行为
 - 停等避障行为
 - 交互式语音提示行为

6.2 机器人软硬件系统



(a) 大熊猫导览机器人硬件



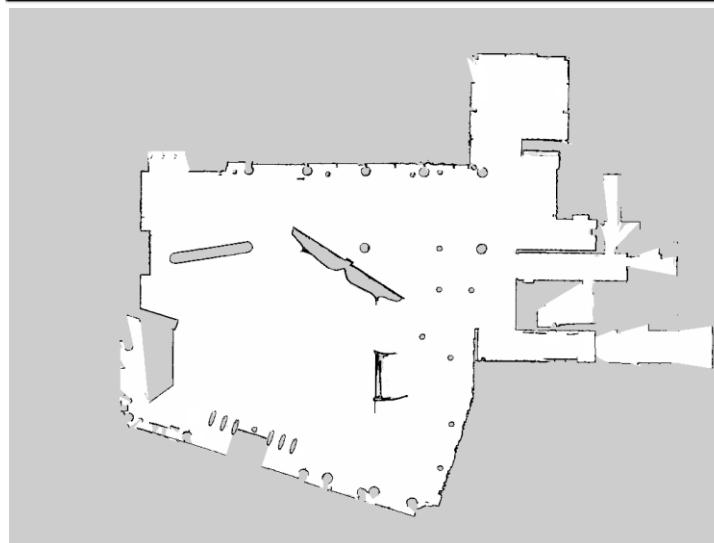
(b) 大熊猫导览机器人软件系统

6.3 部署过程与测试结果

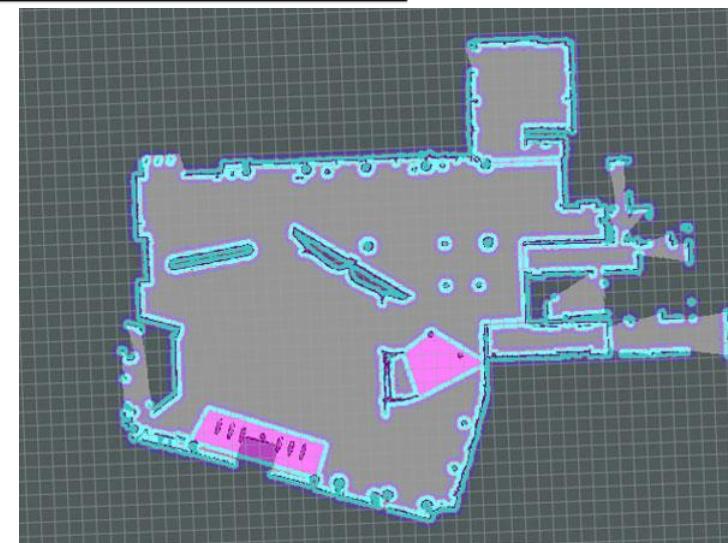
6.3.1 标定与建图

表 5.1 机器人与多传感器外参标定结果

坐标转换	\mathbf{R}_r	\mathbf{R}_p	\mathbf{R}_y	\mathbf{t}_x [mm]	\mathbf{t}_y [mm]	\mathbf{t}_z [mm]
Realsense \leftrightarrow Depth	-1.571	0.047	-1.571	11.361	18.112	13.429
Realsense \leftrightarrow Color	-1.576	0.028	-1.568	11.027	-41.052	13.294
Base \leftrightarrow Realsense	0.05423	0.095471	0.003576	220.129	1.832	218.932
Base \leftrightarrow Laser	0.10432	-0.03431	-0.43211	4.103	5.215	149.628



(a) 定位地图



(b) 规划地图

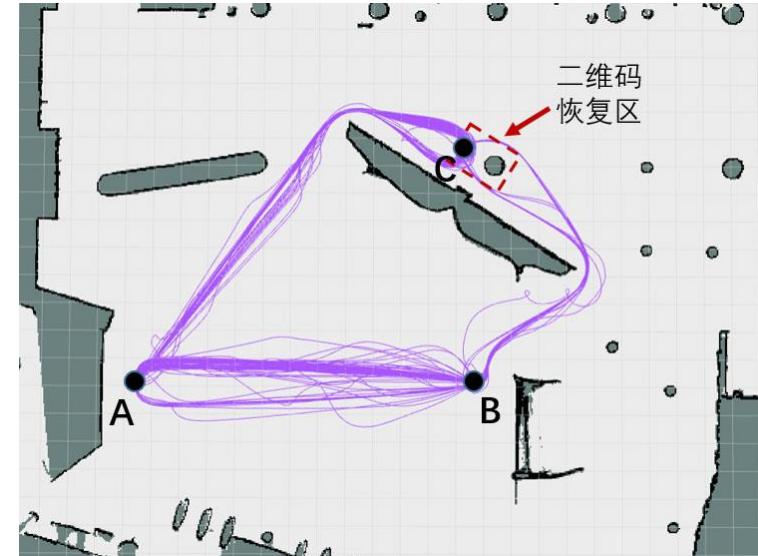
6.3 部署过程与测试结果

6.3.2 二维码部署

<https://www.bilibili.com/video/BV1q5411w7qX>



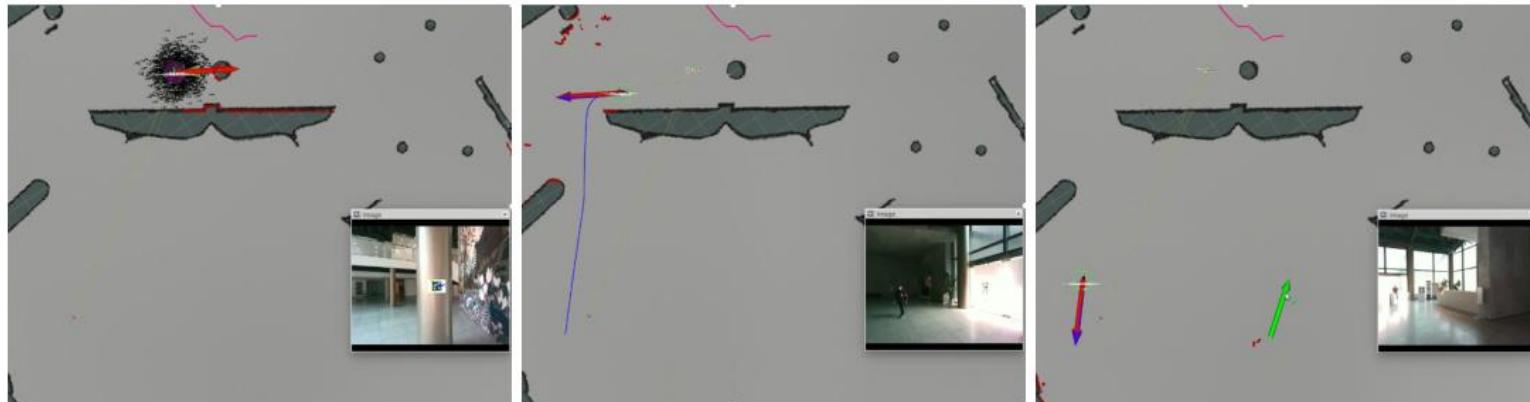
(a) 开机遥控定位



(b) 导航期间定期校准

6.3 部署过程与测试结果

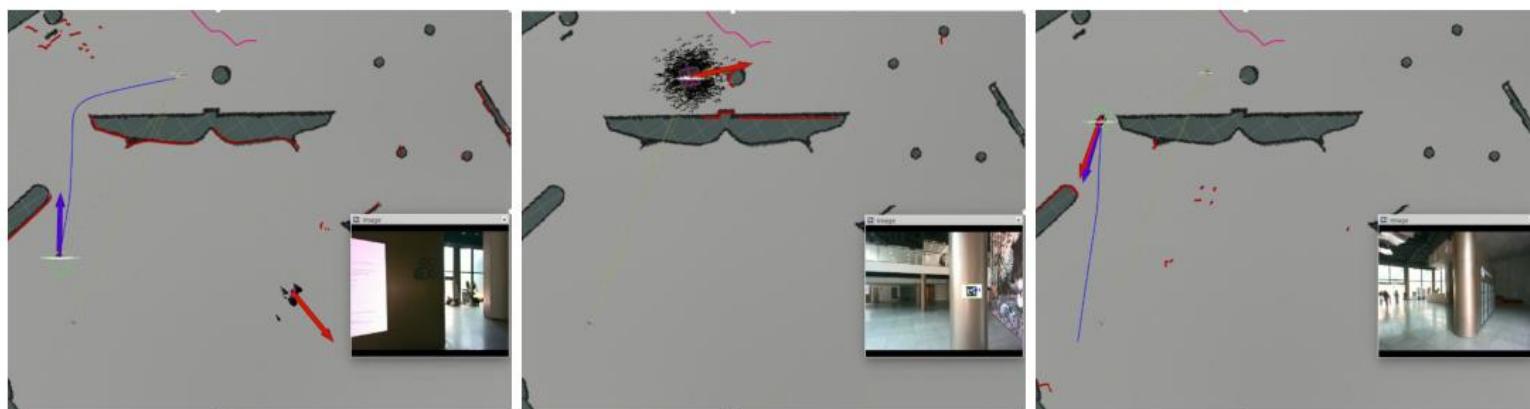
6.3.2 二维码部署



(a) 二维码初始化定位

(b) 激光定位，前往服务

(c) 定位异常



(d) 里程计定位，前往恢复区

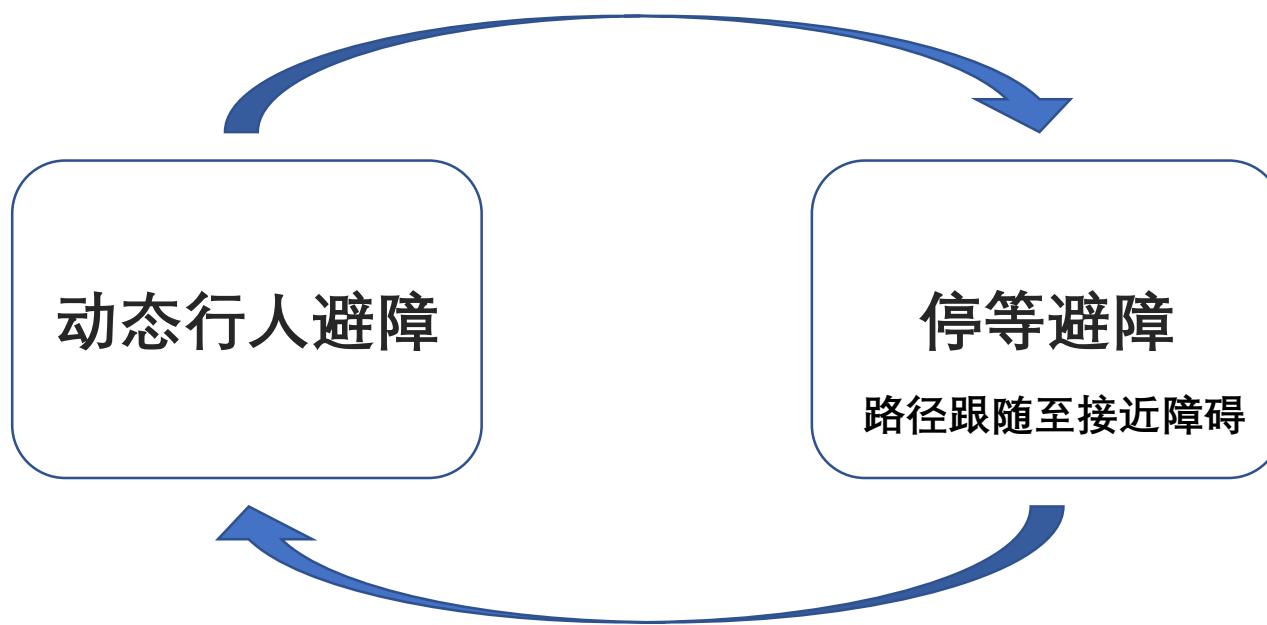
(e) 二维码激光重定位

(f) 激光定位，继续前往服务

6.3 部署过程与测试结果

6.3.3 密集人群导航测试

- 一个行人：等三秒，说“请注意”
- 多于一个行人：等待，说“请让一让”

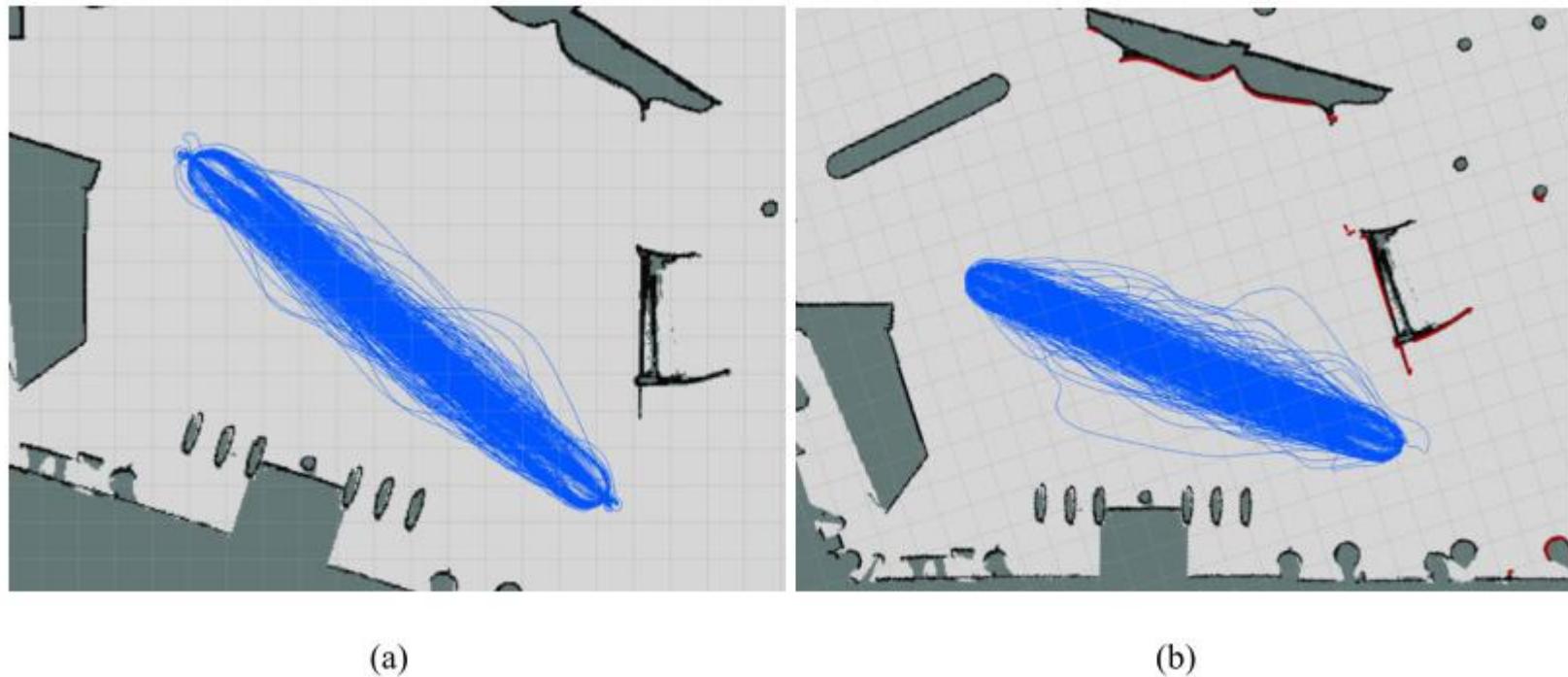


- 没有行人直接跳转
- 等待超时说“请注意”，跳转

6.3 部署过程与测试结果

6.3.3 密集人群导航测试 <https://www.bilibili.com/video/BV13Z4y1A7br>

我们在高度复杂动态开放的大熊猫博物馆进行了大量实地测试，机器人顺利完成导航任务 3000 多次，其中不间断导航测试时长高达 7 个小时。



6.3 部署过程与测试结果

<https://www.bilibili.com/video/BV13Z4y1A7br>



1.5 X

目 录

- 1 研究背景**
- 2 研究现状与内容**
- 3 基于通用批量标定框架的深度相机标定**
- 4 基于栅格地图信息融合的异质多机器人导航**
- 5 动态行人环境下的机器人导航系统**
- 6 示范应用：成都大熊猫博物馆导览机器人**
- 7 工作总结与展望**

7.1 工作总结

1. 基于通用批量标定框架和动作捕获系统提出了可靠精确的RGB-D相机标定方法，包含基于全局优化的手眼标定方法和基于异方差高斯过程的单步深度校准方法，相比以前工作有更好的结果。
2. 提出了一种在无通信环境中基于栅格地图和深度强化学习的多机器人避障算法，基于栅格地图的方法适用于多种传感器并且更易于部署到实际机器人中。仿真实验和实体实验均表明算法有效，且许多指标优于已有避障算法。
3. 扩展多机器人避障算法到包含动、静态障碍物和动态行人的复杂场景，并基于二维码激光联合主动重定位算法解决了动态行人复杂环境下机器人长期稳定定位的问题。
4. 将上述研究成果集成到大熊猫博物馆导览机器人系统中，并根据“封闭性准则”提出了试图解决开放环境机器人长期自主导航的具体部署方案，成功进行了应用示范。

7.2 未来工作展望

1. 收集更多仿真和现实地图环境，增加强化学习避障的训练环境多样性
2. 从仿真环境到现实世界的迁移
3. 增加与人避障的社会属性
4. 更多种廉价传感器方案



中国科学技术大学

恳请各位专家批评指正

END

- [1] **Guangda Chen**, Shunyi Yao, Jun Ma, Lifan Pan, Yu'an Chen, Pei Xu, Jianmin Ji, and Xiaoping Chen. "Distributed Non-Communicating Multi-Robot Collision Avoidance via Map-Based Deep Reinforcement Learning," *Sensors*, vol. 20, no.17, p. 4836, Aug. 2020. (SCI, IF = 3.275)
- [2] Shunyi Yao*, **Guangda Chen***, Lifan Pan, Jun Ma, Jianmin Ji and Xiaoping Chen. "Multi-Robot Collision Avoidance with Map-based Deep Reinforcement Learning." *Proceedings of the 32nd International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*. IEEE, 2020. (CCF C)
- [3] **Guangda Chen**, Lifan Pan, Yu'an Chen, Pei Xu, Zhiqiang Wang, Peichen Wu, Jianmin Ji, and Xiaoping Chen. "Robot Navigation with Map-Based Deep Reinforcement Learning". *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*. IEEE, 2020. (**Best Student Paper Award**)
- [4] **Guangda Chen**, Guowei Cui, Zhongxiao Jin, Feng Wu, and Xiaoping Chen. "Accurate Intrinsic and Extrinsic Calibration of RGB-D Cameras With GP-Based Depth Correction," *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, no. 7, pp. 26852694, April, 2019. (SCI, IF = 3.073)

- IJCAI-2019 养老机器人挑战赛 澳门 第一名 2019.08
- RoboCup2017@Home 日本 最佳操作奖 2017.07
- RoboCup2016@Home 德国 第三名 2016.07
- 2015年全国机器人大赛 贵阳 第一名 2015.09