

2023上海交通大学 大学年创新创业训练计划

多智能体分布式围捕控制算法研究

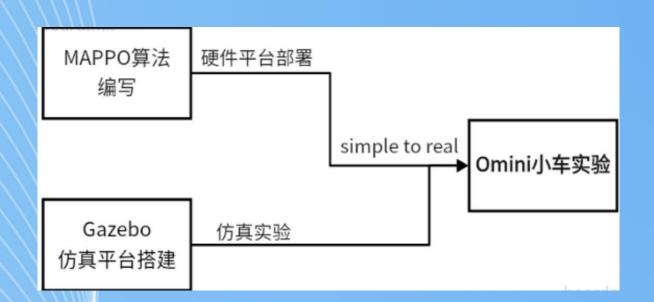
项目编号: IPP26041

所属学院: 电子信息与电气工程学院

项目概述

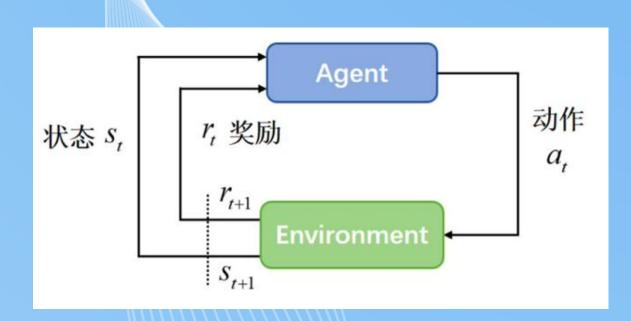
近年来,多智能体系统的分布式编队控制问题已成为国内外各研究者的关注点,这是由于其在社会、工业和国防等领域有着广泛的应用前景。本项目使用MAPPO的强化学习方法编写集群算法,并通过软硬件结合的方式,首先在Gazebo环境搭建仿真平台,验证集群算法的可靠性和实用性,然后在此基础上搭建了基于Omini全向三轮小车的硬件实验平台,进一步在现实应用场景中验证算法的可行性。在集群围捕算法方面,本项目使用了三种强化学习框架:MAPPO、MADDPG和MATD3。

研究框架

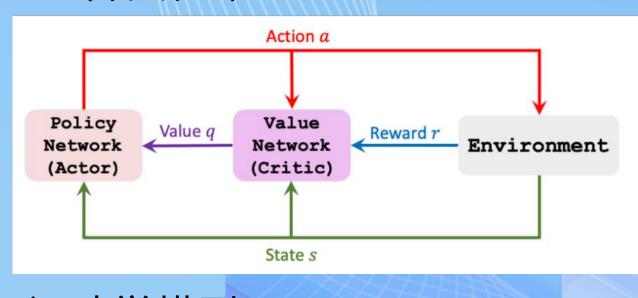


强化学习框架与原理

强化学习框架:



AC算法框架:



运动学模型:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \end{cases} \vec{f} = \sum_{i \in I} \left(\frac{\overrightarrow{p_M} - \overrightarrow{p_i}}{d_{i,M}^2} \right)$$

$$\dot{\theta} = \omega$$
围捕智能体
逃逸智能体
(人工势场策略)

指导教师:

项目成员:

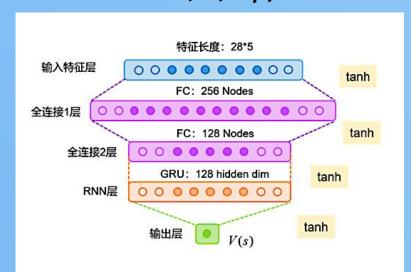
网络和奖励空间设计

Actor网络:

特征长度: 28 输入特征层 OOOOO Tanh FC: 128 Nodes 全连接1层 FC: 128 Nodes 全连接2层 GRU: 64 hidden dim RNN层 Gaussian: 4 output dim 高斯采样层 输出层 $[a_r, a_r]$

分段奖励函数:

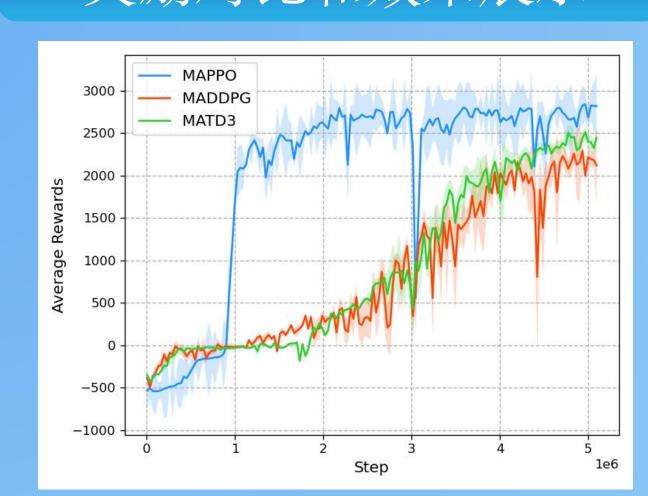
Critic网络:



 r_{cap} , U_k is done for all $k \in I$ $R_i = \begin{cases} r_{coop}, & \text{only } U_i \text{ is done} \end{cases}$

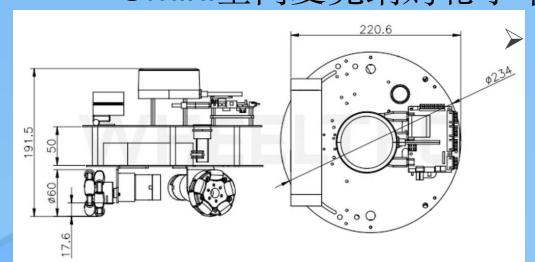
 r_{step} , otherwise

奖励对比和效果展示



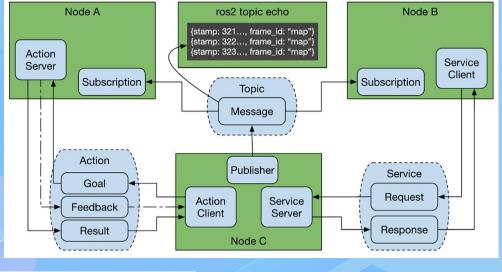
硬件实验

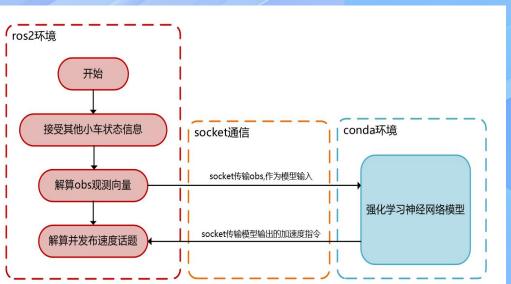
Omini全向麦克纳姆轮小车



该车搭载MPU6050六轴(三轴加速度计和三轴陀螺仪)传感器,适用于测量和跟踪物体的运动

小车通信示意图:





▶ 强化学习算法 部署到小车