基于深度强化学习的舰载机动态避障方法

薛均晓¹⁾, 孔祥燕¹⁾, 郭毅博²⁾, 鲁爱国³⁾, 李鉴³⁾, 万曦³⁾, 徐明亮²⁾

¹⁾ (郑州大学软件学院 郑州 450002)

²⁾ (郑州大学信息工程学院 郑州 450001)

³⁾ (中国船舶重工集团第 709 研究所 武汉 430070)

(ieyumingliang@zzu.edu.cn)

摘 要: 针对高度异构、动态的航母甲板作业场景中的舰载机避障问题, 提出一种结合预测算法和深度强化学习的避障方法. 该方法包含场景建模、奖励模型和轨迹预测模型等模块. 首先基于智能体状态和动作空间对航母甲板场景进行建模; 然后利用最小二乘法对场景中动态障碍物的位置进行实时轨迹预测, 并构造了包含路径预测模块的深度强化学习方法——环境预测深度 Q 网络(PDQN); 最后利用该方法实现航母甲板作业场景中的舰载机动态避障. 利用 Python 绘图集 Matplotlib 进行仿真实验, 实验数据结果表明, 相比于 Q-learning, SARSA 等方法, 所提方法的准确率提升了 15%~25%, 路径长度短 9%~39%, 平均奖励值高 30%~100%, 收敛速度快 1~2 倍且训练平稳后准确率的标准差小 2%~50%.

关键词: 航空母舰; 强化学习; 轨迹预测; 动态避障

中图分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18637

Dynamic Obstacle Avoidance Method for Carrier Aircraft Based on Deep Reinforcement Learning

Xue Junxiao¹⁾, Kong Xiangyan¹⁾, Guo Yibo²⁾, Lu Aiguo³⁾, Li Jian³⁾, Wan Xi³⁾, and Xu Mingliang²⁾

¹⁾ (School of Software Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002)

²⁾ (School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001)

³⁾ (No.709 Research Institute of China Shipbuilding Industry Corporation, Wuhan 430070)

Abstract: Aiming at the obstacle avoidance problem of carrier aircraft in the highly heterogeneous and dynamic aircraft carrier deck operation scene, a deep reinforcement learning obstacle avoidance method combined with a prediction algorithm is proposed. The method includes scene modeling, reward model and trajectory prediction model. First, the aircraft carrier deck scene is modeled based on the agent state and action space. Then the least square method is used to predict the position of dynamic obstacles in the scene in real-time and a deep reinforcement learning algorithm — environmental prediction deep Q network (PDQN) is constructed which includes a path prediction module. Finally, the algorithm is used to achieve dynamic obstacle avoidance in the aircraft carrier deck operation scene. The Python drawing set Matplotlib is used for simulation experiments. The experimental results show that, compared with Q-learning, SARSA, the accuracy of the proposed method is improved by 15%–25%, the path length is shorter by 9%–39%, the average reward

收稿日期: 2020-09-04; 修回日期: 2021-02-10. 基金项目: 国家自然科学基金(62036010, 61822701); 河南省高校科技创新人才支持计划(18HASTIT020). 薛均晓(1982—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为人工智能、虚拟现实; 孔祥燕(1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为强化学习、路径规划; 郭毅博(1987—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为机器学习; 鲁爱国(1979—), 男, 学士, 研究员, 主要研究方向为人工智能; 李鉴(1969—), 男, 学士, 研究员, 主要研究方向为机器视觉; 万曦(1981—), 女, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为机器学习; 徐明亮(1981—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为计算机图形学、人工智能.

value is higher by 30%–100%, the convergence speed is 1–2 times faster, and the standard deviation of the accuracy after training is small by 2%–50%.

Key words: aircraft carrier; reinforcement learning; trajectory prediction; dynamic obstacle avoidance

航母甲板空间狭窄,作业任务多,是一个高度异构、动态的危险作业场景.要在高度受限的空间内,“人-机-物”混杂分布的环境下,确保甲板作业的高效和安全开展,需要解决航母甲板上作业要素之间的路径规避问题.

在航母甲板上,作业区域存在部分重合的情况,舰载机在当前时刻进行A作业,在另一时刻进行B作业.且航母甲板上没有固定的作业通道,因此增加了甲板上路径规划的难度.甲板路径规划和一般的路径规划问题不同,后者只强调规划时间和效率,不过多考虑高密度的情况,而前者须将两者都重视起来.若舰载机路径规划时间短效率高,舰载机出动能力得到提升,航母作战能力得到增强;若舰载机无法在高密度高动态情况下进行路径规划,找不到合理的调运路径,将影响航母的作战能力.由于舰载机的调运是顺序排列的,所以在有限的空间内,需要规划出合理的距离才不会导致其他甲板作业延误.由于舰面同时存在多个机务保障点,会出现多架舰载机同时出现调运的情况,即多车多机同时作业的动态场景.因此,不仅要考虑舰载机与船体的碰撞,还要考虑动态舰载机之间的碰撞.

强化学习可以用来解决类似的决策问题,且相关研究有着悠久的发展史^[1-10],从Bellman^[1]提出的动态规划到Q-learning^[4],状态-动作-奖励-状态动作(state-action-reward-state-action, SARSA)^[5],强化学习逐渐发展成熟.此后监督学习的出现,使强化学习的发展变得十分缓慢.2015年,DeepMind团队提出了深度强化学习^[11](deep Q-learning, DQN)算法,标志着深度强化学习的出现,至此强化学习开始了新的篇章.随后该团队又提出计算机围棋初弈号^[12]和A3C^[13].深度强化学习取得了巨大的进步,成为解决高动态场景下实时避障问题的一种可能方案.

1 相关工作

路径规划的目的是在有障碍的环境中找到一条最优或次优的无碰撞路径.早期路径规避大多是

基于图的路径规划方法^[14-17],如可视图、C空间^[17]等,但这些方法多用于静态环境,无法解决动态障碍物的问题.相比之下,人工势场^[18]、扩展快速随机搜索树^[19]、动态A*^[20](dynamic A*, D*)是典型的用于动态环境下的路径规划方法.人工势场结构简单且有良好的实时性,但该方法容易陷入局部最小值而无法到达目标点.快速随机搜索树在连续高动态的环境中效果不佳.D*无法应对最短路径上距离智能体较远节点上发生的变化.

强化学习作为一个新技术的出现,赋予智能体充足的智能去做决策和完成任务.2011年,Jaradat等^[21]利用Q-learning对于动态环境中机器人的路径规划进行研究,之后Yan等^[22]和Bouhamed等^[23]将Q-learning应用到无人机的路径规划中.Q-learning在此类静态或低动态场景下有着很好的表现,然而在高动态、高密度且复杂的场景中,由于维度爆炸,Q-learning很难收敛.

近些年,人工智能技术正在快速发展和应用.结合深度学习和强化学习的深度强化学习为复杂环境下的感知决策问题提供了解决方案,利用神经网络代替Q表格,解决了Q-learning的维度爆炸的问题.2017年,Chen等^[24]结合强化学习和社会意识实现了智能体遵循某种特定的行为规则制定路径规划的目标.2018年,Everett等^[25]提出了一种结合深度强化学习和长短期记忆网络的路径规划方法,其需要进行大量训练.2019年,Tang等^[26]提出了一种基于浅试规则的深度强化学习的方法,其对于静态、低动态环境效果比较好,但在高动态环境下难以收敛.

由于航母甲板作业场景的特殊性,没有可获得的预期信息和数据.因此,为了解决无数据训练、传统方法泛化能力差、收敛速度慢以及大量动态障碍物造成的环境复杂等问题,针对航母甲板上动态避障,本文提出了一种基于深度强化学习的舰载机动态避障方法.该方法结合深度强化学习算法和轨迹预测算法,同时在深度强化学习中融入动态奖励模块.

本文的主要工作和创新性如下.

(1) 提出了一种异构、动态场景的避障方法——

环境预测深度 Q 网络(environmental prediction deep Q network, PDQN), 该方法在深度强化学习方法中加入预测模型, 用于动态障碍物的轨迹预测, 并通过有效的奖励机制实现了航母甲板作业场景中多要素之间的路径规避。

(2) 基于智能体状态和动作空间对航母甲板场景进行了仿真建模, 并利用该仿真模型验证了文中提出的避障方法。实验结果显示, 该方法在准确率、路径长度、收敛速度、平均奖励值和稳定性上都有很好的表现。

2 本文方法

2.1 场景建模

在航母甲板建模中, 将障碍物分为动态障碍物和静态障碍物, 将停靠位置、起飞位置等设置为作业点, 作业时间随机生成。舰载机的任务是利用 PDQN 方法找到一条从起点到目的地尽可能短的无碰撞路径。

2.1.1 障碍物设置

障碍物分为动态障碍物和静态障碍物。静态障碍物指舰载机在寻径的过程中, 一直静止在初始位置上的障碍物。动态障碍物指在舰载机寻径的过程中会发生运动的障碍物(正在或即将做任务的舰载机), 其状态在临时静态和临时动态间转换。当障碍物从甲板上一个作业点向另一个作业点运动时其状态为临时动态, 障碍物进行作业时其状态为临时静态。开始时, 所有动态障碍物的状态默认为临时动态, 从预先设定好的初始位置(p_x^0, p_y^0), 以初始速度(v_x^0, v_y^0)开始运动, 当障碍物运动到作业位置(p_x^t, p_y^t)时, 其状态更改为临时静止, 在此位置上进行随机短时间作业, 作业完成后, 其状态变为临时动态且随机生成新的速度(v_x, v_y)。

2.1.2 智能体状态和动作空间

智能体的状态空间表示智能体在决策之前从环境中获得的信息, 可以帮助智能体更好地了解当前环境状态。而智能体的动作空间则表示智能体根据状态空间所决定要执行的动作集合。

本文中智能体是全局可观测, 即可观测到整个环境的信息。根据障碍物的历史轨迹, 通过预测模块预测障碍物下一步的位置, 利用障碍物的预测位置, 当前智能体舰载机的位置和目标点的位置设计状态 s ; 然后将状态值输入 PDQN, 计算智能体的动作。

定义环境的状态为

$$s = (\{x, y\}, \{x^1, y^1\}, \dots, \{x^n, y^n\}, \{x^1, y^1\}, \dots, \{x^m, y^m\}).$$

其中, x 和 y 分别表示舰载机和目标点在横纵坐标上的距离差在环境中的占比; x^i 和 y^i 分别表示静态障碍物和舰载机在横纵坐标上的距离差在环境中的占比; x'^j 和 y'^j 分别表示动态障碍物和舰载机在横纵坐标上的距离差在环境中的占比; 它们计算公式分别为

$$\begin{aligned} x &= \frac{x_p - x_o}{W}, y = \frac{y_p - y_o}{H}; \\ x^i &= \frac{x_o^i - x_p}{W}, y^i = \frac{y_o^i - y_p}{H}, \quad i \in (1, n); \\ x'^j &= \frac{x_l^j - x_p}{W}, y'^j = \frac{y_l^j - y_p}{H}, \quad j \in (1, m). \end{aligned}$$

其中, (x_p, y_p) 表示舰载机中心点的坐标; (x_o, y_o) 表示目标点的坐标; (x_o^i, y_o^i) 表示静态障碍物 i 的中心点的坐标; (x_l^j, y_l^j) 表示动态障碍物 j 预测位置中心点的坐标; W 和 H 分别表示环境的宽和高。

定义智能体的动作集为 $A = \{a_u, a_d, a_l, a_r\}$ 。其中, a_u, a_d, a_l, a_r 分别表示舰载机向上、向下、向左、向右移动的决策。

2.2 PDQN 方法

本文提出了一种基于深度强化学习的舰载机动态避障方法, 其框架如图 1 所示。在每个时间步 t_i , 环境将状态 s (包括动态障碍物的预测位置、静态障碍物的位置和目标舰载机的位置) 输入 PDQN 的主干网络, 再根据网络输出并利用 ϵ -greedy 策略选择动作 a 作用于环境。环境执行动作 a 后, 其状态变为 s' , 且将 (s, a, r, s') 存储在经验池中, 同时将所有动态障碍物在 t_i 时刻的动作作为各自历史轨迹输给预测模块。主干网络和目标网络从经验池中分别获取一批数据用于计算损失函数, 根据误差函数的梯度 $\Delta\theta$ 更新主干网络。每隔 N 个时间步, 将主干网络的网络参数复制目标网络。

2.2.1 轨迹预测模型

PDQN 的预测模块流程如图 2 所示。首先获取环境信息, 判断舰载机周围的障碍物是否为动态障碍物, 如果是, 利用最小二乘法预测其位置; 如果不是, 则直接获取当前位置。然后利用获取到的位置信息生成状态值, 将其输入 DQN 中做出决策并执行。最后判断舰载机是否到达终点, 到达终点则结束, 否则跳回第 1 步重新获取环境信息。结合航母场景的特殊性做以下假设。

图 1 PDQN 方法框架

假设 1: 障碍物的运动有目的.

假设 2: 设置甲板上特殊位置(如加油站、指挥室等)为作业区域.

假设 3: 给障碍物一个初始速度, 当障碍物运动到特定位置(作业区域)时, 在此位置上随机停留几秒进行作业, 完成后随机生成障碍物速度 (v_x, v_y) , 并定义 x 方向上的运动轨迹为

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_kx^k.$$

图 2 预测模块的流程

2.2.2 基于 PDQN 的奖励模型

PDQN 的奖励值 r_t 是一个标量反馈信号, 其衡量智能体在时刻 t 所执行动作 a 的表现, 智能体的目标是最大化累计奖励值. 奖励设置的好坏决定

了智能体最终是否能学到期望的技能, 并直接影响该方法的收敛速度和最终性能.

为了设计出动态奖励模型, 定义了奖励函数, 对不同的状态定义如下.

成功状态: 舰载机处于目标位置.

失败状态: 舰载机和障碍物发生碰撞.

普通状态: 舰载机处于除目标位置和障碍物位置之外的甲板上的所有位置.

危险状态: 舰载机任意移动后和障碍物预测轨迹发生碰撞的状态.

各个状态奖励值的设置如下所示.

成功状态: 当 $p_f = p_t$ 时, $r = r + 100$. 其中, p_f 表示舰载机当前位置, p_t 表示目标位置.

失败状态: 如图 3 所示, 当 $D > d$ 时, 如图 3a 所示为安全行驶状态; 当 $D < d$ 时, 如图 3b 所示为碰撞状态. 当 $\exists D < d$ 时, $r = r - 20$. 其中, d 表示包围盒的边长. $D = \{ \|p, p'_{oj}\| | j = 1, 2, \dots, n \}$; p 表示舰载机当前的位置; p'_{oj} 表示障碍物中的任意障碍物, $j \in (1, n)$.

普通状态: 当 $d_{so} > d'_{s'o}$ 时, $r = r + 1$; 当 $d_{so} < d'_{s'o}$ 时, $r = r - 1$. 其中, $d_{s'o}$ 表示当前舰载机离目标位置的距离; d_{so} 表示上一时刻舰载机离目标位置的距离.

危险状态: 当 $\exists D_1 < d$ 时, $r = r - 5$. 其中, $D_1 = \{ \|p_{f1}, p'_{oj}\| | i = 1, 2, 3, 4; j = 1, 2, \dots, n \}$; d 表示包围盒的边长; $p_{f1}, p_{f2}, p_{f3}, p_{f4}$ 分别表示舰载机执行向上、向下、向左、向右的位置; p'_{oj} 障碍物中的任意障碍物, $j \in (1, n)$.

图 3 碰撞检测图

动态奖励模块流程如图 4 所示, 首先利用 DQN 决策舰载机的动作并执行; 然后判断舰载机是否处于失败状态. 若是, 则 $r = r - 20$, 结束; 否则判断其是否更靠近终点, 如果更靠近, 则 $r = r + 1$, 反之 $r = r - 1$. 接着判断其是否处于危险状态, 如果满足, 则 $r = r - 5$, 最后判断是否满足成功状态, 若满足 $r = r + 100$, 则结束; 否则返回第 1 步重新选择动作.

图 4 动态奖励模块流程

3 仿真分析与验证

利用 Python 的绘图集 Matplotlib 进行仿真, 它

可以与 NumPy 一起使用, 提供了一种有效的 Matlab 开源替代方案. 运行环境为 Intel i7 8700K 6 核 3.7 GHz 主频, GeForce RTX 2070 SUPER.

为了保证 PDQN 在大量动态障碍物中仍能保持较高的准确性, 可以通过增加动态障碍物的数量设置多个实验场景, 从准确率、路径长度、收敛速度、平均奖励值和稳定性上, 用 PDQN 以及 Q-learning, SARSA 和 DQN 进行比较. 准确率指舰载机从起点开始不碰到任何障碍物成功到达目的地的概率, 准确率越高, 越有效, 其计算公式为

$$T_r = \frac{\sum_{i=1}^{100} u}{100} \cdot 100. \text{ 当舰载机无碰撞到达终点时, } u = 1; \text{ 否则 } u = 0.$$

路径长度是直接反映路径规划方法质量的重要评价指标, 为避免方法偶然性带来的误差, 随机抽取 100 组数据计算其平均路径长度. 收敛速度是指一个迭代序列向其局部最优值逼近的速度, 反映自学习能力. 奖励值 r_t 是一个标量反馈信号, 其衡量智能体在时刻 t 所执行动作 a 的表现. 每 100 步计算一次平均奖励值, 平均奖励值越高, 表示舰载机选择的路线越短、越合理. 标准差指的是总体各单位标准值与其平方的算术平均数的平方根, 它反映组内个体间的离散程度. 为衡量方法的稳定性, 随机抽取训练稳定后的 80 组准确率的数据, 计算其标准差.

3.1 参数设置

参数的设置很大程度上会影响实验结果, 为公平起见, 4 种方法设置相同的参数, 具体的参数设置如表 1 所示.

表 1 参数设置

参数	含义	大小
γ	衰减因子	0.900
learning-rate	学习率	0.011
num-action	动作数量	4.000
memory-size	经验池大小	2000.000
ε_greedy	ε_greedy 策略参数	0.900
replay-target-iter	目标网络更新步数	300.000
batch_size	minibatch 大小	32.000
num-train	训练步数	25000.000

3.2 仿真结果

3.2.1 场景描述和仿真结果

在仿真系统中设计了 3 个不同的网格场景, 且为了安全起见, 使用包围盒理论实现碰撞检测. 如

图 5 所示, 对障碍物和舰载机使用不同颜色的包围盒, 起点和终点分别为黑色包围盒和绿色圆点所在的位置. 静态障碍物、动态障碍物和目标舰载机分别为蓝色、红色和黑色包围盒中的舰载机. 3 个场景起点和终点相同, 障碍物数量和类型不同, 将特定的地点为作业地点, 作业时间随机生成. 如图 5a 所示, 场景 1 中, 设置 3 个静态障碍物和 2 个动态障碍物, 障碍物在起点和终点周围以增加避障的难度; 如图 5b 所示, 相比于场景 1, 场景 2 中的障碍物的位置不变, 部分静态障碍物变为动态障

碍物; 如图 5c 所示, 对于场景 3, 在场景 2 的基础上, 增加 2 个静态障碍物. 图 6 所示为场景 3 中 PDQN 的仿真图. 如图 6a 所示, 舰载机 b 比其他舰载机晚一个时间步开始运动. 当 $t = 2$ 时, 舰载机 h 到达作业地点. 当 $t = 3$ 时, 舰载机 e 到达作业地点. 当 $t = 5$ 时, 舰载机 b 到达作业地点. 舰载机 g 一直在目标舰载机 f 后面. 如图 6c 所示, 为躲避舰载机 e , 目标舰载机 f 在 $t = 8$ 时, 才执行向上的动作. 如图 6d 所示, $t = 11$ 时, 舰载机 f 成功地躲避所有动静态障碍物并以最短路径到达目标点.

图 5 3 个场景初始状态

图 6 场景 3 中 PDQN 的仿真图

随机抽取收敛后的 80 组准确率, 计算平均准确率和标准差. 如表 2 所示, SARSA 的准确率最高 (0.93), DQN 的准确率最低 (0.78), Q-learning 和 PDQN 的准确率分别为 0.84 和 0.81. 如表 3 所示, 随机抽取收敛后的 100 组无碰撞的路径长度, 计算平均路径长度. 设置 3 个场景最短距离均为 11 个网格. 其中 PDQN 所找到的平均路径最短, 且最接近最短距离 11, DQN, Q-learning, SARSA 所对应的平均路径长度分别为 12.029, 12.985, 12.981.

3.2.2 场景 1

场景 1 中, 4 种方法分别训练 25 000 回合耗时 3.0~3.5 h 且均在 0.5 h 之内收敛. 图 7 所示为 Q-learning, SARSA, DQN 和 PDQN 的准确率. 其中, SARSA 的效果最好, DQN 的效果最差, 且 4 种方

法的收敛速度相差不大, 即自主学习能力相差不大. 图 8 所示为各方法的平均奖励值. 由图 8 可看

表 2 不同方法在各个场景准确率

方法	场景 1	场景 2	场景 3
PDQN	0.81	0.76	0.75
DQN ^[11]	0.78	0.54	0.51
Q-learning ^[4]	0.84	0.58	0.55
SARSA ^[5]	0.93	0.58	0.59

表 3 不同方法在各个场景路径长度

方法	场景 1	场景 2	场景 3
PDQN	11.771	11.614	11.356
DQN ^[11]	12.029	12.125	12.585
Q-learning ^[4]	12.985	18.124	18.374
SARSA ^[5]	12.981	18.245	18.651

图 7 场景 1 准确率

图 8 场景 1 平均奖励值

出, 各方法的平均奖励值为 8~9, 即舰载机所选择的路线的合理性相差不大。

3.2.3 场景 2

图 9 所示为场景 2 中 Q-learning, SARSA, DQN 和 PDQN 的准确率. 如图 9a 和图 9b 所示, 在高动态障碍物环境中 Q-learning 和 SARSA 非常难收敛, 即分别训练 60 000 回合耗时 7~8 h, 且均在 3.5 h 后收敛. 而 DQN 和 PDQN 分别训练 25 000 回合耗时 3.0~3.5 h, 且均在 0.5 h 之内收敛. 如表 2 所示, PDQN 的准确率最高(0.76), 而 DQN 的准确率最低(0.54). Q-learning 和 SARSA 的准确率都为 0.58. 如表 3 所示, PDQN 所找到的平均路径最短, 和场景 1 相比 PDQN 和 DQN 并没有因为复杂环境平均路径长度发生较大的变化, Q-learning 和 SARSA 因为复杂环境路径长度发生了较大的变化. DQN, Q-learning, SARSA 所对应的平均路径长度分别为 12.125, 18.124, 18.245. 图 10 所示为场景 2 中各方法的平均奖励值. 其中, PDQN 的平均奖励值在 9 左右, DQN 则在 6 左右, Q-learning 和 SARSA 的平均奖励值均在 4 以下, 即利用 PDQN 舰载机所选择的路线更加合理. 综上所述, PDQN 相比于其他 3

种方法更加有效、训练收敛后更稳定、所选路线更加合理、自主学习能力更强. 在场景 2 中, PDQN 的标准差最小, 即收敛后更加稳定.

3.2.4 场景 3

Q-learning, SARSA, DQN 和 PDQN 在场景 3 中的准确率如图 11 所示. 其中, PDQN 的效果最好. 在场景 3 中 Q-learning 和 SARSA 同样训练 60 000 回合耗时 7~8 h, 且均在 3.5 h 之后收敛. 而 DQN 和 PDQN 分别训练 25 000 回合耗时 3.0~3.5 h, 且均在 0.5 h 内收敛. 如表 2 所示, PDQN 的准确率最高(0.75), 而 DQN 的准确率最低(0.51). Q-learning 和 SARSA 的准确率分别为 0.55 和 0.59. 如表 3 所示, 场景 3 中 PDQN 所找到的平均路径最短, 而 DQN, Q-learning 以及 SARSA 的平均路径分别为 12.585, 18.374, 18.651. 图 12 所示为场景 3 中各个方法的平均奖励值. 其中, PDQN 的平均奖励值为 8, DQN 为 6, Q-learning 和 SARSA 均为 4. 即 PDQN 所选择的舰载机路线更加合理.

各方法在不同场景下的标准差如图 13 所示, 场景 1 中 SARSA 的标准差最小, 收敛后方法更加稳定; 场景 2 和场景 3 中 PDQN 的标准差最小, 即

图 9 场景 2 准确率

图 10 场景 2 平均奖励值

图 11 场景 3 准确率

图 12 场景 3 平均奖励值

图 13 各方法在不同场景下的标准差

收敛后更加稳定. 综上所述, PDQN 比其他方法更加有效、训练收敛后更稳定性、所选路线更加合理、自主学习能力更强.

4 结 语

针对航母甲板动态避障这一研究问题, 本文首先深入分析了动态场景对于路径避障的技术挑战. 在此基础上, 提出了一种基于深度强化学习的舰载机动态避障方法. 该方法将原研究问题进一步细化为航母甲板作业场景建模、动态障碍物的轨迹预测、基于奖惩机制的智能体动作反馈等 3 个子

问题. 针对 3 个子问题, 利用多智能体建模、最小二乘法和深度强化学习构建了航母甲板作业模型和作业要素的路径规避方法, 解决了传统避障方法需要大量数据训练且泛化能力差等问题, 提高路径规划对动态环境的适应能力以及甲板作业方案的灵活性. 通过 3 个场景的仿真实验, 验证了本文方法在准确率、收敛速度、路径长度、平均奖励值、稳定性上都有很好的表现.

参考文献(References):

- [1] Bellman R. Dynamic programming and Lagrange multipliers [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1956, 42(10): 767-769
- [2] Werbos P J. Advanced forecasting methods for global crisis warning and models of intelligence[J]. General Systems, 1977, XXII: 25-38
- [3] Sutton R S, Barto A G. Reinforcement learning: an introduction [M]. Cambridge: MIT Press, 1998
- [4] Watkins C J C H, Dayan P. Technical note: Q-learning[J]. Machine Learning, 1992, 8(3/4): 279-292
- [5] Rummery G A, Niranjan M. On-line Q-learning using connectionist systems[R] //Technical Report, vol. 37. England: Technical Report, 1994
- [6] Bertsekas D P, Tsitsiklis J N. Neuro-dynamic programming: an

- overview[C] //Proceedings of the 34th IEEE Conference on Decision and Control. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1995: 560-564
- [7] Thrun S. Monte Carlo POMDPs[C] //Proceedings of the 12th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 1999: 1064-1070
- [8] Kocsis L, Szepesvári C. Bandit based Monte-Carlo planning[C] //Proceedings of the European Conference on Machine Learning. Heidelberg: Springer, 2006: 282-293
- [9] Lewis F L, Vrabie D. Reinforcement learning and adaptive dynamic programming for feedback control[J]. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2009, 9(3): 32-50
- [10] Silver D, Lever G, Heess N, *et al.* Deterministic policy gradient algorithms[C] //Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning. Lille: PMLR Press, 2014: 387-395
- [11] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, *et al.* Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533
- [12] Silver D, Huang A, Maddison C J, *et al.* Mastering the game of go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489
- [13] Mnih V, Badia A P, Mirza M, *et al.* Asynchronous methods for deep reinforcement learning[C] //Proceedings of the International Conference on Machine Learning. Lille: PMLR Press, 2016: 1928-1937
- [14] Lozano-Pérez T, Wesley M A. An algorithm for planning collision-free paths among polyhedral obstacles[J]. Communications of the ACM, 1979, 22(10): 560-570
- [15] Barraquand J, Latombe J C. Robot motion planning: a distributed representation approach[J]. The International Journal of Robotics Research, 1991, 10(6): 628-649
- [16] Hoffmann G, Waslander S, Tomlin C. Quadrotor helicopter trajectory tracking control[C] //Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Reston: AIAA.org, 2008: 7410
- [17] Bohlin R, Kavraki L E. Path planning using lazy PRM[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2000: 521-528
- [18] Hwang Y K, Ahuja N. A potential field approach to path planning[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1992, 8(1): 23-32
- [19] Bruce J, Veloso M M. Real-time randomized path planning for robot navigation[C] //Proceedings of the Robot Soccer World Cup. Heidelberg: Springer, 2002: 288-295
- [20] Stentz A. Optimal and efficient path planning for partially known environments[M]. Heidelberg: Springer, 1997: 203-220
- [21] Jaradat M A K, Al-Rousan M, Qadan L. Reinforcement based mobile robot navigation in dynamic environment[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2011, 27 (1): 135-149
- [22] Yan C, Xiang X J. A path planning algorithm for UAV based on improved Q-learning[C] //Proceedings of the 2nd International Conference on Robotics and Automation Sciences. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 1-5
- [23] Bouhamed O, Ghazzai H, Besbes H, *et al.* Q-learning based routing scheduling for a multi-task autonomous agent[C] //Proceedings of the 62nd IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 634-637
- [24] Chen Y F, Everett M, Liu M, *et al.* Socially aware motion planning with deep reinforcement learning[C] //Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 1343-1350
- [25] Everett M, Chen Y F, How J P. Motion planning among dynamic, decision-making agents with deep reinforcement learning[C] //Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 3052-3059
- [26] Tang K Q, Fu H Q, Jiang H, *et al.* Reinforcement learning for robots path planning with rule-based shallow-trial[C] //Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 340-345