

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416544

融合速度障碍法和 DQN 的无人船避障方法^{*}宗 律¹ 李立刚^{1,3} 贺则昊² 韩志强¹ 戴永寿¹(1. 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院 青岛 266580; 2. 中国石油大学(华东)控制科学与工程学院 青岛 266580;
3. 自然资源部海上丝路海洋资源环境组网观测技术创新中心 青岛 266580)

摘 要: 为提高无人船(USV)动态避障的安全性与经济性,提出了一种融合速度障碍法和深度 Q 网络(DQN)的无人船避障方法。首先,在计算传统速度障碍物相对碰撞区域时,考虑障碍物未来时刻运动信息,改善传统速度障碍法因忽略障碍物即时位置变化而导致避障失败的问题。其次,将碰撞危险度系数引入 DQN 状态空间中,优先选取危险度系数最高的障碍物作为避障对象,改善状态空间信息冗余问题。再次,根据改进速度障碍法避障思想重新设计奖励函数,确定无人船避障时机与转向角度,解决传统 DQN 的奖励稀疏问题,提高其学习效率与收敛速度。最后,为验证该方法性能,与 3 种主流避障方法进行了仿真实验,实验结果表明,该方法能够为无人船提供合适的避障方向,使无人船航行路径更为经济和安全。此外,通过实船实验验证了该方法具有一定的工程实用价值。

关键词: 无人船;避障;DQN;奖励函数;速度障碍法

中图分类号: TP242;TN966 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Obstacle avoidance method for USV combining velocity obstacle method and DQN

Zong Lyu¹ Li Ligang^{1,3} He Zehao² Han Zhiqiang¹ Dai Yongshou¹(1. College of Ocean and Space Information, China University of Petroleum(East China), Qingdao 266580, China;
2. College of Control Science and Engineering, China University of Petroleum(East China), Qingdao 266580, China;
3. Technology Innovation Center for Maritime Silk Road Marine Resources and Environment Networked Observation, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266580, China)

Abstract: To enhance the safety and efficiency of dynamic obstacle avoidance for unmanned surface vessels (USV), an obstacle avoidance method combining the velocity obstacle method and deep Q-network (DQN) is proposed. First, when calculating the traditional velocity obstacle's relative collision region, the future movement information of obstacles is considered. This improvement addresses the issue of obstacle avoidance failure caused by ignoring the real-time position changes of obstacles in the traditional velocity obstacle method. Second, a collision risk coefficient is introduced into the DQN state space, prioritizing obstacles with the highest risk coefficient as avoidance targets, thereby reducing redundancy in state space information. Third, a reward function is redesigned based on the improved velocity obstacle method's obstacle avoidance concept, determining the timing and steering angle for USV obstacle avoidance. This solves the sparse reward problem in traditional DQNs, enhancing their learning efficiency and convergence speed. Finally, to validate the performance of this method, simulation experiments were conducted comparing it with three mainstream obstacle avoidance methods. The results show that this method can provide suitable avoidance directions for USVs, making their navigation paths more economical and safer. Additionally, real-ship experiments confirmed the method's practical engineering value.

Keywords: USV; obstacle avoidance; DQN; reward function; velocity obstacle method

0 引 言

无人船(unmanned surface vessel, USV)是指依靠遥控

或自主方式在水面航行的智能化平台,具有体积小、操作性好、功能多样化等优点,常被用来执行水质监测、目标检测和海岸勘测等工作^[1-2]。

收稿日期:2024-07-27

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(42274159)、中央高校基本科研业务费专项资金(24CX02030A)项目资助

为了保证无人船航行过程中的安全,无人船必须拥有对航行过程中遇到的船只、浮标等障碍物自主避障的能力^[3]。无人船的自主避障归类于移动机器人的路径规划领域,经过国内外学者多年的研究,目前已有多种方法用于解决无人船的路径规划问题^[4-5]。刘淑霞等^[6]提出了一种改进的动态窗口法(dynamic window approach,DWA)实现无人船的自主避障。Gao 等^[7]为实现无人船的快速避障,将粒子群算法(particle swarm optimization,PSO)加入到传统 DWA 算法中,提高其实时性。Li 等^[8]提出了一种基于速度障碍法(velocity obstacle,VO)的多 USV 避障决策方法,该方法将 VO 与动态船舶领域相结合,根据碰撞危险度判断避障时机。这些方法都一定程度上对传统方法进行了改进,取得了较好的效果。但它们仍存在不足:在面对多动态障碍物等复杂场景时,传统方法由于参数设置固定缺乏自适应调整能力,易陷入局部最优。且未考虑到船舶转向为非线性且具滞后性的运动,即船舶无法立即完成航向的调整,忽略了无人船在执行转向操作期间障碍物位置与速度可能发生的变化,这可能会导致避障失败。

近年来,随着深度学习的快速发展,出现了一种新颖的方法——深度强化学习^[9]。针对传统避障方法的局限性,国内外学者开始将深度强化学习应用于无人船自主避障,通过其强大的学习能力不断与环境交互,学习最优避障策略,以适应不同的动态场景^[10]。Xia 等^[11]提出了一种基于深度强化学习的 USV 局部避障算法,通过构建欠驱动 USV 的数学模型、动态障碍物生成模型和奖励机制,可以在与环境的不断交互中改进 USV 的避障策略。邓修明等^[12]利用自调节贪婪因子实时调整 DQN 算法中探索率的大小,解决了算法训练中的探索利用失衡的问题,提高了算法训练效率。李鹏程等^[13]将航海优先级与优先级经验回放策略融合到传统 DQN 算法中,改进后的 DQN 算法能够自主探索并学习海洋环境的规律。Li 等^[14]利用人工势场法改进 DQN 算法的动作空间和奖励函数,实现了无人船在动态环境下的路径规划的自主避碰。李奇儒等^[15]提出了一种改进 DQN 算法,根据机器人移动方向和与目标点的距离重新设计了奖励函数,提高了路径规划的安全性与经济性。周治国等^[16]提出一种基于阈值的 DQN 无人船避障算法,在 DQN 的基础上增加长短期记忆网络来保存训练信息,并设定经验回放池阈值用于加速算法的收敛。这些方法均取得了一定效果,然而这些方法在奖励函数的设置上仍然存在不足,缺乏对于促进无人船进行长期规划的奖励机制且存在奖励稀疏问题,导致算法学习效率低、收敛速度慢,且容易使算法陷入局部最优解,进而可能导致无人船出现原地打转的现象。

针对以上问题,本文首次将速度障碍法与深度强化学习方法相结合,提出一种能够兼顾多种会遇场景的无人船避障方法。该方法结合了速度障碍法在无人船自主避障中的优势和深度强化学习在复杂环境中的自主学习能力,旨

在提升无人船在复杂动态环境下的避障性能。首先提出一种改进速度障碍法用于解决无人船控制滞后导致避障失败的问题,其次在在安全性和经济性两大指标的基础上,引入改进 VO 的避障思想重新设计传统 DQN 算法的奖励函数,使训练过程中无人船的每一个动作都能得到即时的反馈。最后,通过仿真实验与实船实验,验证了所提方法的有效性与优越性。

1 速度障碍法与 DQN 算法的基本原理与不足之处

本文涵盖了 2 种方法——速度障碍法和 DQN 算法。本节将介绍这 2 种方法的基本原理与不足之处。

1.1 速度障碍法的基本原理与不足之处

文献[17]中详细介绍了速度障碍法的基本原理,此处只对速度障碍法进行简单回顾。为了研究方便,在以下的分析中将无人船与目标船的形状都简化为圆形。如图 1 所示,其中 A 代表无人船,B 代表障碍物, r_A 、 v_A 分别代表无人船的半径和速度, r_B 、 v_B 分别代表障碍物的半径和速度。

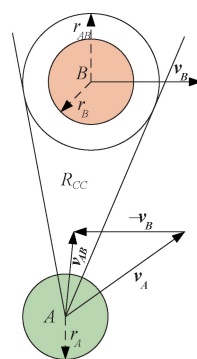


图 1 速度障碍法原理图

Fig. 1 Schematic diagram of VO

令 $\lambda(p, v)$ 表示从位置 p 射出的以速度 v 为方向的射线,即:

$$\lambda(p, v) = \{p + vt \mid t \geq 0\} \quad (1)$$

将以 r_A 为半径的无人船区域与 r_B 为半径的障碍物区域进行叠加,叠加后的区域用 $r_A + r_B$ 为半径的圆表示。如果从无人船位置 p_A 射出的以相对速度为 $v_A - v_B$ 方向的射线 $\lambda(p_A, v_A - v_B)$ 与叠加后的区域相交,则表示无人船与障碍物会发生碰撞,这个由相对速度构成的区域也称为相对碰撞区(relative collision cone, RCC)^[18],RCC 的数学表达式如下:

$$RCC = \{v_A - v_B \mid \lambda(p_A, v_A - v_B) \cap (A \oplus B) \neq \emptyset\} \quad (2)$$

式中:符号 $\oplus$ 为闵可夫斯基矢量和运算。

然而,传统速度障碍法仅根据障碍物在 t 时刻的位置与速度信息计算相对碰撞区,用于规划无人船 $t \sim t + \Delta t$ 时刻的航向角变化。没有考虑到无人船转向为非线性且具滞后性的运动,即无人船无法立即完成航向的调整,忽略了无

人船在执行转向操作期间障碍物位置与速度的变化,这可能会导致无人船避障失败。

1.2 DQN 算法的基本原理与不足之处

DQN 算法^[19]由两个用于确定 Q 值的深度神经网络(目标网络和当前网络)和一个存储经验的经验池组成。当前网络根据当前的状态估计动作空间中所有动作的 Q 值,并使用 ϵ -greedy 策略选择动作, ϵ -greedy 策略以概率 ϵ 从动作空间中随机选择一个动作 a , 以概率 $1-\epsilon$ 选取最大 Q 值对应的动作 a , 防止智能体陷入局部最优。

在训练过程中,当前网络不断与环境进行交互做出决策并生成经验数据,并将经验数据存储到经验池中。目标网络从经验数据中不断学习并优化策略,在训练期间目标网络的参数不变,只更新当前网络参数,每 N 次训练后将当前网络的参数拷贝给目标网络,以实现目标网络的更新。

DQN 算法凭借其强大的学习能力,已广泛用于机器人控制与决策领域。然而,传统 DQN 算法在无人船避障中仍存在问题,例如动作空间不符合船舶运动学规律,状态信息冗余,奖励函数设置过于简单,存在奖励稀疏问题,导致算法学习效率低、收敛速度慢。因此,需要对算法进行一系列改进和调整。

2 融合速度障碍法和 DQN 的无人船避障方法

为解决上述传统速度障碍法与传统 DQN 的问题,本文将速度障碍法与深度强化学习方法相结合,提出一种融合速度障碍法和 DQN 的无人船避障方法(VODQN)。该方法的逻辑结构示意图如图 2 所示。

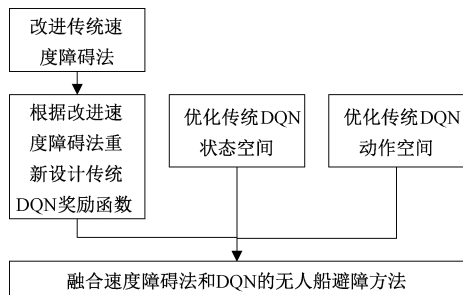


图 2 VODQN 逻辑结构示意图

Fig. 2 Diagram of the VODQN logical structure

2.1 改进速度障碍法

为了提高无人船避障路径的安全性,减少碰撞情况的发生,有必要根据障碍物 t 时刻的位置与速度信息预测其 $t+\Delta t$ 时刻的位置与速度。通过计算这两个时刻的相对碰撞区,然后叠加得到这一时刻内的总相对碰撞区,作为无人船规划航向的依据,从而提高无人船航行的安全性。障碍物的总相对碰撞区和位置预测如图 3 所示。

假定障碍物在短时间 Δt 内速度和航向不发生变化,那么在 $t+\Delta t$ 时刻障碍物的坐标位置由式(3)可得:

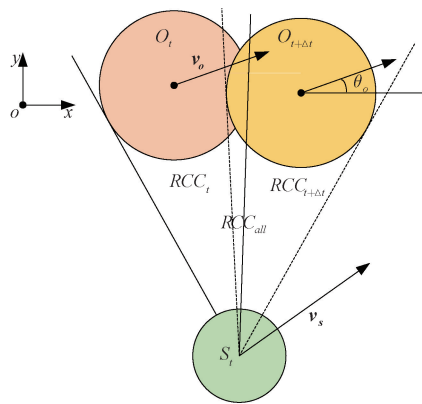


图 3 总相对碰撞区

Fig. 3 Total relative collision cone

$$\begin{aligned} x_o^{t+\Delta t} &= x_o^t + v_o \Delta t \cos \theta_o \\ y_o^{t+\Delta t} &= y_o^t + v_o \Delta t \sin \theta_o \end{aligned} \quad (3)$$

式中: v_o 、 θ_o 和 (x_o^t, y_o^t) 代表障碍物在 t 时刻的速度大小、航向角、和位置, $(x_o^{t+\Delta t}, y_o^{t+\Delta t})$ 代表障碍物在 $t+\Delta t$ 时刻的位置。

根据障碍物在 t 时刻与 $t+\Delta t$ 时刻的速度与位置,由式(2)可得相应时刻的相对碰撞区 RCC_t 与 $RCC_{t+\Delta t}$, 将 RCC_t 与 $RCC_{t+\Delta t}$ 结合可得总相对碰撞区 RCC_{all} 。 RCC_{all} 计算公式为:

$$RCC_{all} = RCC_t \cap RCC_{t+\Delta t} \quad (4)$$

RCC_{all} 为无人船下一步的航向规划提供了更为精确的参考信息。利用这种方法,无人船可以更精确地识别并规避潜在的碰撞风险,从而在复杂海域中提高航行的安全性和效率。

2.2 改进 DQN 算法

为训练出更加有效的避障模型,本文对传统 DQN 算法中的状态信息、动作空间、奖励函数分别做出了相应的改进。

1) 改进状态信息

在深度强化学习算法中,状态信息代表了智能体所感知到的环境信息^[20]。传统 DQN 算法在应用于无人船避障时,通常设置状态信息 S 如下:

$$S = \{(x_s, y_s), (x_i, y_i), (x_i, y_i)\}, i = 1, \dots, n \quad (5)$$

其中, (x_s, y_s) 为无人船的位置坐标, (x_i, y_i) 为目标点的位置坐标, (x_i, y_i) 为第 i 个障碍物的位置坐标。

但在无人船航行过程中,并不是所有检测到的障碍物都会有碰撞风险,对于那些无碰撞危险的障碍物,其信息不仅对无人船的避障模型训练无益,反而可能产生负面影响。为此,引入文献^[21]碰撞危险度系数计算公式对传统 DQN 算法状态信息进行改进。在无人船检测到周围障碍物时,对障碍物进行危险度评估,判断是否对无人船有碰撞风险,如果有则将障碍物信息纳入状态信息中。改进后的状态信息 S 如下:

$$S = \{(x_t, y_t) - (x_s, y_s), \theta, (x_j, y_j) - (x_s, y_s), v_j\},$$

$$j = 1, \dots, n \quad (6)$$

其中, $(x_j, y_j), v_j$ 为第 j 个存在碰撞风险的障碍物的坐标与速度, θ 为无人船当前航向角。

2) 改进动作空间

在深度强化学习算法中,动作空间是指智能体可执行动作的集合^[22]。传统 DQN 算法应用于无人船路径规划时,采用的动作空间如图 4 所示,其中 8 个箭头分别代表无人船的 8 个动作。这种动作空间尽管在训练的时候可以使智能体在有限步数内探索更多的区域,但并不符合船舶运动学,不但在仿真实验中易出现转向角过大现象,且在实际应用中存在一定困难。

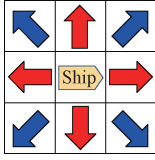


图 4 传统 DQN 算法动作空间示意图

Fig. 4 Action space diagram of traditional DQN algorithm

在实际航行过程中,通过调整无人船航向角进行避让是最常用的避让方式。改变航速不仅难以被其他船只察觉,还会导致船载电机损耗增加并耗费更多时间,这都不利于及时避障。因此,本文仅考虑对航向角进行变化,航速将始终保持恒定。将传统动作空间改为角度输出,改进后的动作空间 A_c 如下:

$$A_c = [-45^\circ, -30^\circ, -15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ] \quad (7)$$

其中, A_c 是包含 7 个元素的向量,从 $-45^\circ \sim 45^\circ$, 每个元素代表智能体可以选择变化的航向角。

3) 改进奖励函数

奖励函数是强化学习中的重要部分,其设置的好坏会直接影响训练出的无人船避障模型的避障效果和网络的收敛情况。传统 DQN 算法中奖励函数的设置方式如下:

$$R = \begin{cases} C_1, & \text{到达目标带点} \\ C_2, & \text{发生碰撞} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

这种设置方式会导致传统 DQN 算法在训练无人船避障模型过程中面临奖励稀疏问题,即智能体只有在成功到达目标或与障碍物碰撞时才能获得奖励。这种奖励的稀疏性不但使得无人船在学习避障策略过程中无法得到有效的指导,而且会导致模型学习效率低、算法收敛速度慢。

为解决传统 DQN 算法中奖励稀疏问题,受改进速度障碍法避障思想的引导,在确保快速到达目标点和与障碍物保持安全距离这两大核心指标的基础上,设计相应奖励函数,设计后的奖励函数 R 可以写成:

$$R = R_a + R_{co} + R_\omega + R_{end} \quad (9)$$

设计后的奖励函数分为 4 个部分,分别是正常动作奖

励函数 R_a 、避障动作奖励函数 R_{co} 、偏航奖励函数 R_ω 和结束奖励函数 R_{end} 。

正常动作奖励函数 R_a 设计如下:

$$R_a = e^{A-index} \quad (10)$$

智能体执行动作后,计算当前位置与目标点的距离,并计算在当前状态下执行所有动作后的距离。将这些距离与实际距离纳入一个集合并进行排序, $index$ 表示实际距离的排名。当智能体执行的动作相较于其他动作更接近目标点时,将获得更多奖励。这一部分旨在引导智能体快速找到前往目标的路径。

避障动作奖励函数 $R_{collision}$ 设计如下:

$$R_{co} = \begin{cases} (d_{ship-ob} - 6) \cdot 10 - 30, & l_{ob} < d_{ship-ob} \leq 2l_{ob} \\ -60, & \text{处于 } RCC_{all} \end{cases} \quad (11)$$

避障动作奖励函数总共分为两部分,一部分旨在引导智能体在训练过程中始终与障碍物保持安全距离。当智能体靠近障碍物但尚未发生碰撞时,会得到负奖励,且与障碍物距离越近,负奖励值越大。另一部分旨在引导智能体学习改进 VO 避障思想,在适当的距离进行转向操作,以避开障碍物。其中 $l_{ob}, d_{ship-ob}$ 分别代表障碍物的长度和智能体与障碍物的直线距离。

偏航奖励函数 R_ω 设计如下:

$$R_\omega = -2 \cdot (e^{0.05 \times \omega} - 1) \quad (12)$$

其中, ω 代表智能体当前时刻与上一时刻的航向角的绝对差值,智能体发生的航向变化值越大,得到的负奖励值越多。

结束奖励函数 R_{end} 设计如下:

$$R_{end} = \begin{cases} +3\,000 & d_{ship-target} \leq 3 \\ -3\,000 & d_{ship-ob} \leq 3 \end{cases} \quad (13)$$

结束动作奖励函数总共分为两部分,一部分是达到目标点的奖励值,为一个固定值。为了加速模型的收敛速度,将目标不再局限于一个点,而是一个区域,当智能体到达这个区域的任意一点时,便能获得全部的奖励值。另外一部分是与障碍物发生碰撞时的负奖励值。

改正后的奖励函数确保了智能体执行每一个动作都能得到一个正确的反馈,解决了奖励稀疏的问题。奖励值计算流程如图 5 所示。

3 实验验证及结果分析

为验证所提方法 (VODQN) 性能,一方面采用 Pycharm 软件平台模拟包含单个和多个动态障碍物的场景,进行仿真实验以测试其应用性能。另一方面在山东省青岛市古镇口海域开展实船实验,用于验证 VODQN 的实际应用价值。仿真实验中,为验证 VODQN 相较于其他改进 DQN 算法与传统避障方法的优越性,分别选取传统 DQN,文献[15]提出的改进 DQN (ERDQN) 以及文献[6]提出的改进 DWA 作为对比方法。两篇文献中的方法均为

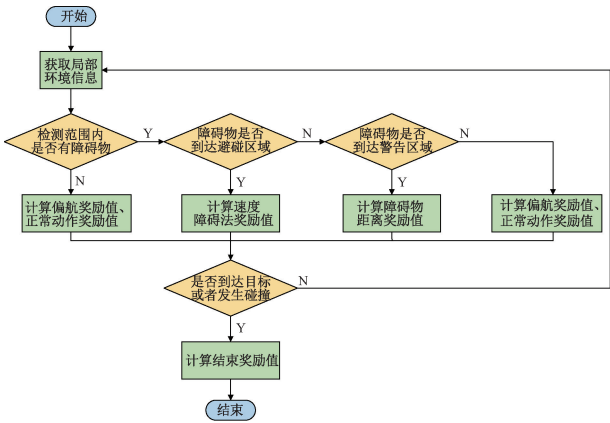


图 5 奖励值计算流程图

Fig. 5 Flow chart of reward value calculation

近年提出,分别代表了改进 DQN 算法和传统避障方法领域的最新研究成果。

3.1 模型训练参数设置

本实验基于 tensorflow 框架,使用 rl、numpy、matplotlib 库进行开发,编程语言为 python3.7.16。经过多次实验调参,算法主要参数设置如表 1 所示。

表 1 模型训练主要参数设置

Table 1 The main parameters of model training are set

参数名	数值	描述
学习率	0.001	神经网络的学习率
回报衰减率	0.9	累计报酬衰减系数
探索率	0.2	初始探索率
经验池容量	10 000	存储历史经验数据
抽取经验大小	128	抽取的经验数据大小
隐藏层大小	3	网络中隐藏层的大小
神经元数量	112	隐藏层中的神经元数量
激活函数	ReLU	神经元激活函数

3.2 仿真实验

1) 单个动态障碍物

在该场景中,动态障碍物分别从无人船的左前方、正前方、右前方出现,并朝着中心区域前进。五角星代表终点,黑色小船为障碍物。对比安全指标为无人船与障碍物的最近距离、最大转向角度,经济指标为无人船航行路径长度。实验结果如图 6 与表 2~4 所示。

由实验结果可知,在遇到来自不同方向的单个动态障碍物时,4 种避障方法均能有效规划出避障路线,引导无人船避开障碍物安全到达终点。结合实验结果图表分析可以看出,VODDQN 在确保与障碍物保持安全距离(考虑到近岸海域绝大部分船只长度约为 3.5 m,设定安全距离为障碍船只长度的 2 倍为 7 m)的同时,所规划出的避障路径除如图 6(c)外,皆为最短路径。尽管 VODDQN 的转向角度

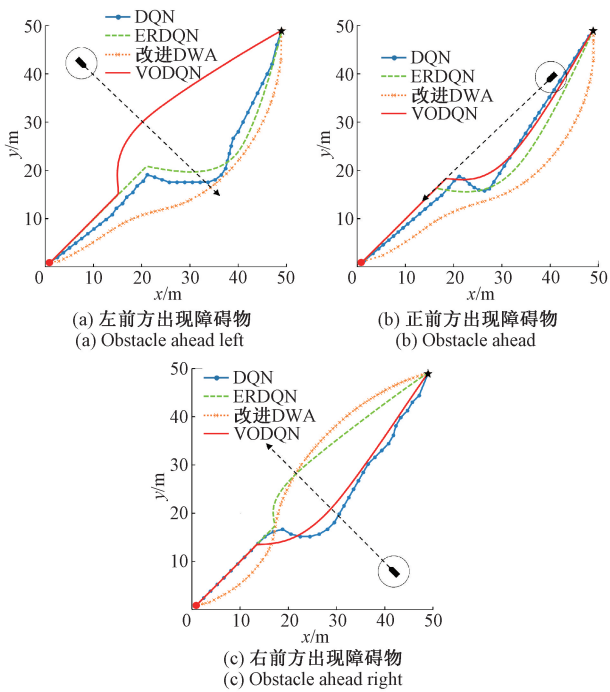


图 6 无人船面对单个动态障碍物仿真实验结果图

Fig. 6 Simulation results of unmanned ship facing a single dynamic obstacle

表 2 左前方出现障碍物

Table 2 Obstacle ahead left

方法	DQN	ERDQN	改进 DWA	VODQN
路径长度/m	75.77	75.36	76.14	73.43
最近距离/m	6.65	6.32	8.73	7.12
最大转角/(°)	90	60	41	45

表 3 正前方出现障碍物

Table 3 Obstacle ahead

方法	DQN	ERDQN	改进 DWA	VODQN
路径长度/m	72.09	72.04	74.12	70.34
最近距离/m	6.54	7.31	9.36	7.23
最大转角/(°)	90	60	37	45

表 4 右前方出现障碍物

Table 4 Obstacle ahead right

方法	DQN	ERDQN	改进 DWA	VODQN
路径长度/m	72.93	71.73	72.76	71.84
最近距离/m	6.87	7.53	7.82	7.05
最大转角/(°)	90	60	33	30

不是 4 种方法中最小的,但均在合理范围内。与转向角度最小的改进 DWA 方法相比,通过牺牲部分合理范围之内的转向角,VODDQN 规划出了更短的避障路径。进一步地,从图 6 可以看出,在规划避障路线时,VODQN 选择从

障碍物后方绕行,这一现象源自于对速度障碍法的改进。这种避障策略在实际航行中不仅能成功避免障碍物,而且提供了更高的安全性,更符合人类的自然行为习惯。

2) 多个动态障碍物

在该场景中,会生成 3 个动态障碍物,分别在地图的左上角、右上角和右下角的一个随机位置生成。实验结果如图 7 与表 5 所示。

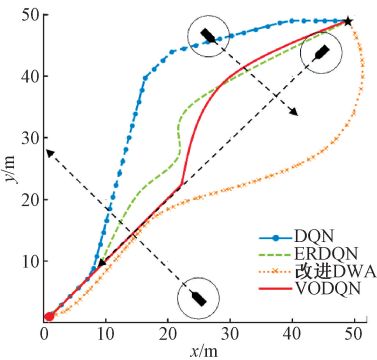


图 7 无人船面对多个动态障碍物仿真实验结果图

Fig. 7 Simulation results of unmanned ship facing multiple dynamic obstacles

表 5 无人船面对多个动态障碍物仿真实验结果表

Table 5 Table of simulation results of unmanned ship facing multiple dynamic obstacles

方法	DQN	ERDQN	改进 DWA	VODQN
路径长度/m	79.06	72.53	78.03	70.85
最近距离/m	7.53	7.54	9.34	7.29
最大转角/(°)	45	60	28	30

由实验结果可知,在多个动态障碍物的环境中,VODQN 也能够有效地规划出避障路线,引导无人船成功避开障碍物并最终到达终点。且在与障碍物保持安全距离的同时,相较于其余 3 种方法,避障路径长度分别下降了 10.38%、2.41%和 9.26%。从图 7 可以看出,在处理多动态障碍物的过程中,改进 DWA 在规避障碍物时没有充分考虑避障后可能遇到的其他障碍物,导致绕路现象的发生,这不仅增加了规划路径的长度,也降低了路径规划的效率。而 VODQN 则考虑到了这一问题,因此,VODQN 在确保安全性的基础上,也显著提高了路径规划的经济性。

3.3 实船实验

为验证本文 VODQN 在实际应用中的有效性,在山东省青岛市古镇口海域使用无人船进行了实船实验,实验场景如图 8 所示。实验中,选取海域内的渔船作为目标障碍物。实验结果如图 9 所示。

图 8 中红框中为障碍物,紫框中为无人船,图 9 中绿色线段为无人船避障轨迹,红色标记为障碍物位置,紫色标记为目标点位置。实船实验结果表明,VODQN 能指导无人

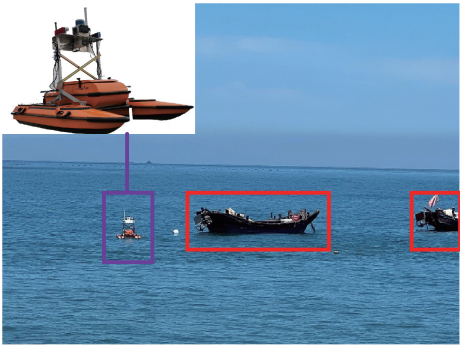


图 8 无人船避障场景图

Fig. 8 Unmanned boat obstacle avoidance scene



图 9 无人船避障轨迹图

Fig. 9 Unmanned ship obstacle avoidance trajectory diagram

船在与障碍物保持安全距离的同时,规划正确的航线,从而绕过障碍物安全到达目标点,体现出一定的工程应用价值。

4 结 论

本文对无人船避障方法进行了深入研究,提出了一种结合速度障碍法和深度强化学习方法的无人船避障方法。首先,针对传统速度障碍法因未考虑障碍物在船舶转向时间内的动态变化可能导致避障失败的问题,设计了一个总相对碰撞区作为无人船航向规划的依据,提高其安全性。接着根据改进 VO 的避障思想重新设计了传统 DQN 算法的奖励函数用于训练无人船避障模型,解决其奖励系数问题。最后通过仿真实验与实船实验,验证了本文所提无人船避障方法的有效性和优越性。然而,从仿真实验中可以看出,本方法在转向角方面仍存在不足之处,并且未考虑海上风浪流干扰。因此,未来的工作需要针对这两个方面进行深入研究,以进一步提高其安全性和适用性。

参考文献

[1] 裴志远,戴永寿,李立刚,等. 无人船运动控制方法综述[J]. 海洋科学, 2020, 44(3): 153-162.
PEI ZH Y, DAI Y SH, LI L G, et al. A review of motion control methods for unmanned ships [J].

- Marine Science, 2020, 44(3): 153-162.
- [2] 周旭, 葛愿, 李文战, 等. 面向海面油污清理的无人艇协同路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(24): 26-31.
ZHOU X, GE Y, LI W ZH, et al. Cooperative path planning of unmanned boats for cleaning oil spills on the sea surface [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(24): 26-31.
- [3] 张志文, 张鹏, 毛虎平, 等. 融合改进 A* 算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J]. 电光与控制, 2021, 28(9): 39-43.
ZHANG ZH W, ZHANG P, MAO H P, et al. Global dynamic path planning by integrating improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. Electro-Optics and Control, 2021, 28(9): 39-43.
- [4] 张树凯, 刘正江, 蔡垚, 等. 无人船艇航线自动生成研究现状及展望[J]. 中国航海, 2019, 42(3): 6-11.
ZHANG SH K, LIU ZH J, CAI Y, et al. Research status and prospects of automatic route generation for unmanned vessels [J]. Navigation of China, 2019, 42(3): 6-11.
- [5] 何世鹏, 金世俊. 结合蚁群算法和萤火虫算法的无人船路径规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(19): 82-86.
HE SH P, JIN SH J. Path planning of unmanned ships based on ant colony algorithm and firefly algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(19): 82-86.
- [6] 刘淑霞, 李立刚, 金久才, 等. 基于漂角估计的无人船局部动态避障方法[J]. 电光与控制, 2023, 30(1): 103-108, 119.
LIU SH X, LI L G, JIN J C, et al. Local dynamic obstacle avoidance method for unmanned ships based on drift angle estimation[J]. Electronics Optics and Control, 2023, 30(1): 103-108, 119.
- [7] GAO D J, ZHOU P, SHI W F, et al. A dynamic obstacle avoidance method for unmanned surface vehicle under the international regulations for preventing collisions at sea [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(7): 901.
- [8] LI Y, ZHANG H Y. Collision avoidance decision method for unmanned surface vehicle based on an improved velocity obstacle algorithm [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(8): 1047.
- [9] WOO J, KIM N. Collision avoidance for an unmanned surface vehicle using deep reinforcement learning[J]. Ocean Engineering, 2020, 199: 107001.
- [10] DO-HYUN C, MYUNG-IL R, HYE-WON L, et al. Deep reinforcement learning-based collision avoidance for an autonomous ship[J]. Ocean Engineering, 2021, 234: 109216.
- [11] XIA J W, ZHU X F, LIU ZH K, et al. Research on collision avoidance algorithm of unmanned surface vehicle based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(11): 11262-11273.
- [12] 邓修朋, 崔建明, 李敏, 等. 深度强化学习在机器人路径规划中的应用[J]. 电子测量技术, 2023, 46(6): 1-8.
DENG X P, CUI J M, LI M, et al. Application of deep reinforcement learning in robot path planning[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(6): 1-8.
- [13] 李鹏程, 周远国, 杨国卿. 基于深度 Q 网络的海上环境智能路径规划[J]. 电子测量技术, 2024, 47(5): 77-84.
LI P CH, ZHOU Y G, YANG G Q. Intelligent path planning in maritime environments based on deep Q-network [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 77-84.
- [14] LI L Y, WU D F, HUANG Y Q, et al. A path planning strategy unified with a COLREGS collision avoidance function based on deep reinforcement learning and artificial potential field[J]. Applied Ocean Research, 2021, 113: 102759.
- [15] 李奇儒, 耿霞. 基于改进 DQN 算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程, 2023, 49(12): 111-120.
LI Q R, GENG X. Robot path planning based on improved DQN algorithm[J]. Computer Engineering, 2023, 49(12): 111-120.
- [16] 周治国, 余思雨, 于家宝, 等. 面向无人艇的 T-DQN 智能避障算法研究[J]. 自动化学报, 2023, 49(8): 1645-1655.
ZHOU ZH G, YU S Y, YU J B, et al. Research on T-DQN intelligent obstacle avoidance algorithm for unmanned surface vehicles [J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(8): 1645-1655.
- [17] WANG J, WANG R T, LU D H, et al. USV dynamic accurate obstacle avoidance based on improved velocity obstacle method[J]. Electronics, 2022, 11(17): 2720.
- [18] 赵贵祥, 王晨旭, 王贺平, 等. 改进速度障碍法的无人艇局部路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(12): 3975-3983.
ZHAO G X, WANG CH X, WANG H P, et al. Local path planning for unmanned surface vehicles based on improved velocity obstacle method [J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(12): 3975-3983.

[19]

卢锦澎, 梁宏斌. 基于深度 Q 网络的机器人路径规划研究综述[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(6): 1-5.
LU J P, LIANG H B. A review of robot path planning based on deep Q-network [J]. Sensors and Microsystems, 2024, 43(6): 1-5.

[20]

YANG X F, SHI Y L, LIU W, et al. Global path planning algorithm based on double DQN for multi-tasks amphibious unmanned surface vehicle[J]. Ocean Engineering, 2022, 266:112809.

[21]

张荣翔. 基于改进海洋捕食者结合漂角估计的无人船避碰方法研究[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2022.
ZHANG R X. Research on unmanned ship collision avoidance method based on improved ocean predator and drift angle estimation [D]. Qingdao: China University of Petroleum(East China), 2022.

[22]

GUO S Y, ZHANG X G, DU Y Q, et al. Path planning of coastal ships based on optimized DQN reward function[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(2): 210.

作者简介

宗律, 硕士研究生, 主要研究方向为无人船自主避障与航向控制。
E-mail: zong_lv@163.com

李立刚(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为无人船避障检测、智能信息处理、检测技术与自动化装置等。
E-mail: upcllg@163.com