

# 控制与决策

Control and Decision

## 拥挤水域中的无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制

陶毅涵, 杜佳璐

引用本文:

陶毅涵, 杜佳璐. 拥挤水域中的无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 214-222.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0344>

---

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

##### [一种无人船动力定位跨平台实时控制模型](#)

Real-time cross-platform control system for unmanned ship dynamic positioning  
*控制与决策*. 2021, 36(4): 909-916 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0960>

##### [一种无人船动力定位跨平台实时控制模型](#)

Real-time cross-platform control system for unmanned ship dynamic positioning  
*控制与决策*. 2021, 36(4): 909-916 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0960>

##### [基于凸面体圆弧航路的无人机自主避障算法](#)

Autonomous obstacle avoidance algorithm designed for UAV based on convex circular trajectory  
*控制与决策*. 2021, 36(3): 653-660 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0768>

##### [基于领航-跟随的有人/无人机编队队形保持控制](#)

Formation keeping control for manned/unmanned aerial vehicle formation based on leader-follower strategy  
*控制与决策*. 2021, 36(10): 2435-2441 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0453>

##### [无人飞行器航迹方案的VIKOR择优评价](#)

Unmanned aerial vehicle path scheme optimal evaluation based-VIKOR  
*控制与决策*. 2020, 35(12): 2950-2958 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0415>

# 拥挤水域中的无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制

陶毅涵, 杜佳璐<sup>†</sup>

(大连海事大学 船舶电气工程学院, 辽宁 大连 116026)

**摘要:** 无人船在拥挤水域中自主航行时,大量的其他船舶与静态障碍物、海洋环境扰动和无人船的不确定动态加剧了无人船的碰撞风险. 针对此问题,设计无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制方案. 首先,根据无人船航行水域中其他船舶和静态障碍物的数量评估拥挤程度,并将其引入现有的船舶碰撞风险度评估函数,合理评估拥挤水域中无人船的碰撞风险;然后,创建双向长短时记忆神经网络,根据由无人船在过去有限时域内的航迹跟踪控制信号和驶过航迹组成的输入序列,估计在未来有限时域内基于无人船运动数学模型标称参数的无人船航迹预测误差. 通过在线更新神经网络权重,使估计的航迹预测误差可被用于修正由无人船的不确定动态和遭受的海洋环境扰动导致的航迹预测误差,实现具有自学习能力的无人船航迹智能预测;最后,基于模型预测控制思想,求解以最小化无人船剩余航行距离和碰撞风险为目标,以无人船动态、无人船与其他船舶和静态障碍物的安全距离为约束的优化问题,获得避碰操纵的期望航迹和航迹跟踪控制信号. 仿真和仿真结果表明,在所设计的智能避碰决策与航迹跟踪控制方案下,无人船自主航行的实际距离更短,与其他船舶的碰撞风险更低.

**关键词:** 无人船; 避碰决策; 航迹跟踪控制; 长短时记忆神经网络; 碰撞风险度; 模型预测控制

中图分类号: TP183

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0344

引用格式: 陶毅涵, 杜佳璐. 拥挤水域中的无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2025, 40(1): 214-222.

## Intelligent collision avoidance decision-making and trajectory tracking control for USVs in congested waters

TAO Yi-han, DU Jia-lu<sup>†</sup>

(School of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** When an unmanned surface vehicle (USV) navigates autonomously in congested waters, a large number of other vessels and static obstacles, ocean environment disturbances, and USV uncertain dynamics exacerbate USV collision risks (CRs). Therefore, a USV intelligent collision avoidance (COLAV) decision-making and trajectory tracking control scheme is designed. Firstly, the congestion degree are assessed according to the numbers of other vessels and static obstacles in USV sailing waters, which are introduced into an existing CR index assessment function, such that the CRs of the USV in congested waters are assessed reasonably. Then, a bidirectional long short-term memory neural network (NN) is established to estimate the USV trajectory prediction errors in a future finite time domain based on the USV motion mathematical model nominal parameters, according to input sequences consisting of the USV trajectory tracking control signals and the passed trajectory in a past finite time domain. The NN's weights are updated online, such that the estimated USV trajectory prediction errors can be used to correct the USV trajectory prediction errors caused by ocean environment disturbances and USV uncertain dynamics, implementing the USV intelligent trajectory prediction with self-learning ability. Finally, based on the idea of model predictive control, we obtain the desired trajectory and control signals for USV COLAV maneuvers by solving the optimization problem whose objective is to minimize the USV remaining sailing distance and CR, constrained by the USV dynamics and the safe distances from the USV to other vessels and static obstacles. Simulation and simulation comparison results show that under the proposed intelligent COLAV decision-making and trajectory tracking control scheme, the USV actual sailing distance of its autonomous navigation is shorter and the CR of the USV is lower.

**Keywords:** unmanned surface vehicle; collision avoidance decision-making; trajectory tracking control; long short-term memory neural network; collision risk index; model predictive control

收稿日期: 2024-03-31; 录用日期: 2024-10-12.

责任编辑: 闫敬.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: dujl66@163.com.

## 0 引言

无人船(USV)的自主航行依赖于制导和控制系统<sup>[1]</sup>,其中制导系统根据USV和会遇船舶的运动状态等输出USV的期望航迹,作为避碰决策<sup>[2]</sup>;控制系统根据USV的运动状态与期望航迹输出USV的航迹跟踪控制信号给USV推进系统,驱动USV采取避碰操纵并自主航行至终点<sup>[3]</sup>。可见,USV避碰决策和航迹跟踪控制对USV自主航行至关重要。

为保证USV航行安全,避碰决策需考虑USV与会遇船舶的碰撞风险。综合考虑两船航行到最近会遇点所需时间和各自采取避碰操纵的时间,吴兆麟等<sup>[4]</sup>根据刺激-感应理论设计了时间碰撞风险度(CRI)评估函数,用于衡量两船碰撞的紧迫程度,但未考虑两船相对位置对碰撞风险的影响。根据《国际海上避碰规则》第13~第16条对不同会遇态势下船舶采取避碰操纵的要求,Wang<sup>[5]</sup>将船舶领域中毗邻船舶右舷和船首的安全水域扩大,提出了空间CRI评估函数,用于衡量两船在不同相对位置的碰撞风险。结合时间CRI和空间CRI评估函数,Eriksen等<sup>[6]</sup>提出时间-位置CRI评估函数,同时考虑了两船碰撞的紧迫程度和两船相对位置对碰撞风险的影响。然而,文献[4-6]中的CRI评估函数均未考虑交通拥挤程度对碰撞风险的影响。

另一方面,根据《国际海上避碰规则》第13~第16条要求,两船会遇时应根据相对位置和相对速度采取相应的避碰操纵。可见,USV避碰决策需考虑USV的运动状态和运动趋势。仅考虑USV当前的运动状态,Huang等<sup>[7]</sup>基于速度障碍法计算出USV避碰操纵的期望航向和期望速度,作为避碰决策。然而,由于未考虑USV的运动趋势,下一时刻的USV避碰决策可能产生较大变化,导致USV期望航向的变化幅度较大,USV期望航向连续大幅变化加剧了碰撞风险。同时考虑USV当前的运动状态和运动趋势,Johansen等<sup>[8]</sup>基于模型预测控制(MPC)思想,使用水面三自由度船舶运动数学模型预测了在未来5s预测时域内USV在52种避碰操纵下的航迹,从中寻找使USV免于碰撞且剩余航行距离最短的期望航迹,缓解了USV期望航向连续大幅变化的问题,但因精确的模型参数难以获得,USV航迹预测精度有待提升。以黑箱模型代替船舶运动数学模型,胡丹等<sup>[9]</sup>将现有长短时记忆(LSTM)神经网络中所有的全连接层替换为卷积层,提出一种并行LSTM-全卷积神经网络,根据船舶历史航迹、历史控制信号以及船舶长度、宽度和吃水深度数据来预测船舶航迹,提高

了航迹预测精度。然而,由于文献[8-9]中的USV航迹预测方法均未考虑USV遭受的海洋环境扰动和USV的不确定动态,风浪较大时USV航迹预测误差较大。

此外,文献[6-8]中USV的避碰决策与航迹跟踪控制方案是分别独立设计的,避碰决策没有考虑USV跟踪期望航迹的误差和调节时间,导致USV需采取大幅度避碰操纵时,航迹跟踪误差较大且所需时间较长,USV无法及时准确地执行避碰决策。Zhao等<sup>[10]</sup>基于策略梯度强化学习方法设计了开阔水域中USV避碰决策与航迹跟踪控制一体化方案,解决了USV无法及时准确执行避碰决策的问题,但未考虑USV在实际中遭受的海洋环境扰动和USV的不确定动态对避碰操纵的影响。考虑USV的不确定动态,Shen等<sup>[11]</sup>基于深度Q学习方法设计了USV的避碰决策与航迹跟踪控制一体化方案,并在平静的水池中,对3个USV的避碰操纵进行了模型实验,验证了该一体化方案的有效性。

受上述讨论的启发,本文首次设计拥挤水域中的USV智能避碰决策与航迹跟踪控制一体化方案。主要贡献如下:

1)通过引入根据USV航行水域中静态障碍物和其他船舶数量评估的拥挤程度,并用光滑的幂函数代替符号函数,改进文献[5]中的CRI评估函数。改进的CRI评估函数能合理评估拥挤水域中USV的碰撞风险。同时,由于改进的CRI评估函数是光滑的,据此构建的关于USV避碰决策与航迹跟踪控制的优化问题可使用数值优化方法快速求解,实时输出USV避碰操纵所需的期望航迹和航迹跟踪控制信号,驱动USV尽快驶离拥挤水域。

2)创建以无人船在过去有限时域内的航迹跟踪控制序列和驶过航迹序列为输入,以未来有限时域内基于无人船运动数学模型标称参数的无人船航迹预测误差估计序列为输出的双向LSTM(Bi-LSTM)神经网络。以该网络的输入、输出和无人船航迹预测误差的历史数据组成的训练样本在线更新神经网络权重,使该网络的输出能够修正由无人船的不确定动态和遭受的海洋环境扰动导致的航迹预测误差,实现具有自学习能力的无人船航迹智能预测。

3)基于MPC思想,设计关于CRI和USV剩余航行距离的目标函数,以USV动态、USV与其他船舶和静态障碍物的安全距离为约束构建关于USV避碰决策和航迹跟踪控制的优化问题。通过滚动优化实时输出USV的期望航迹和航迹跟踪控制信号,驱动USV采取避碰操纵并自主航行至终点。首次融合

USV 航迹智能预测与数值最优化方法,解决拥挤水域中的 USV 在海洋扰动和 USV 不确定动态共同影响下的一体化避碰决策与航迹跟踪控制问题. 与文献[6]方案相比,本文设计的 USV 智能避碰决策与航迹跟踪控制方案使 USV 自主航行的实际距离更短且 USV 与其他船舶的碰撞风险更低.

## 1 问题描述及预备知识

如图1所示,在长为 $L$ 、宽为 $W$ 的 USV 矩形航行区域中存在一条 USV 的规划路径,由序列 $\mathcal{P}_d = \{\mathbf{P}_{d,m}, m = 0, 1, \dots, N\}$ 表示. 其中: $\mathbf{P}_{d,m} = [x_{d,m}, y_{d,m}]^T$ 为规划路径中航路点的位置向量, $m$ 为航路点的序号, $N$ 为航路点数量,第一个航路点位置向量 $\mathbf{P}_{d,0}$ 和最后一个航路点位置向量 $\mathbf{P}_{d,N}$ 分别为 USV 的起点位置向量和终点位置向量. USV 水面三自由度运动数学模型<sup>[12]</sup>为

$$\dot{\boldsymbol{\eta}} = \mathbf{J}(\boldsymbol{\psi})\mathbf{v}, \quad (1)$$

$$\mathbf{M}\dot{\mathbf{v}} + \mathbf{C}(\mathbf{v})\mathbf{v} + \mathbf{D}(\mathbf{v})\mathbf{v} = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{d}. \quad (2)$$

其中: $\boldsymbol{\eta} = [x, y, \psi]^T$ 为 USV 位姿向量,由大地坐标系下 USV 位置 $(x, y)$ 和艏摇角 $\psi$ 组成;速度向量 $\mathbf{v} = [u, v, r]^T$ 由 USV 在附体坐标系下的纵荡速度 $u$ 、横荡速度 $v$ 和艏摇角速度 $r$ 组成; $\mathbf{J}(\boldsymbol{\psi})$ 表示旋转矩阵,有

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\psi}) = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3)$$

$\mathbf{d} = [d_1, d_2, d_3]^T$ 为风、浪、流引起的 USV 等效扰动向量,由纵荡扰动力 $d_1$ 、横荡扰动力 $d_2$ 和艏摇扰动力矩 $d_3$ 组成; $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, 0, \tau_2]^T$ 为 USV 控制向量,由纵荡方向上的推力 $\tau_1$ 和转艏力矩 $\tau_2$ 组成, $\tau_1 \in [\tau_{1,\min}, \tau_{1,\max}]$ 、 $\tau_2 \in [\tau_{2,\min}, \tau_{2,\max}]$ 、 $\tau_{1,\max} > 0$ 和 $\tau_{1,\min} < 0$ 分别表示 USV 推进器可提供的最大前向推力和最大后向推力, $\tau_{2,\min} < 0$ 和 $\tau_{2,\max} > 0$ 分别表示 USV 方向舵可提

供的最大左转力矩和最大右转力矩; $\mathbf{M} \in R^{3 \times 3}$ 、 $\mathbf{C}(\mathbf{v}) \in R^{3 \times 3}$ 和 $\mathbf{D}(\mathbf{v}) \in R^{3 \times 3}$ 分别为惯性矩阵、科里奥利与向心力矩阵和水动力阻尼矩阵. 受 USV 操纵条件及海洋环境等因素影响, $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}(\mathbf{v})$ 和 $\mathbf{D}(\mathbf{v})$ 有不确定性,记 $\mathbf{M} = \mathbf{M}_0 + \Delta\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}(\mathbf{v}) = \mathbf{C}_0(\mathbf{v}) + \Delta\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{D}(\mathbf{v}) = \mathbf{D}_0(\mathbf{v}) + \Delta\mathbf{D}$ . 其中: $\mathbf{M}_0$ 、 $\mathbf{C}_0(\mathbf{v})$ 和 $\mathbf{D}_0(\mathbf{v})$ 均为标称矩阵, $\Delta\mathbf{M}$ 、 $\Delta\mathbf{C}$ 和 $\Delta\mathbf{D}$ 均为不确定矩阵.

**假设1** 干扰力 $d_1$ 、 $d_2$ 和干扰力矩 $d_3$ 是未知时变且有界的.

**假设2** USV 会遇船舶的位姿向量 $\boldsymbol{\eta}_{b,\xi}$ 和速度向量 $\mathbf{v}_{b,\xi}$ 可通过 USV 导航系统获知, $\xi = 1, 2, \dots$ ,  $K_T$ 为会遇船舶序号, $K_T$ 为会遇船舶数量.

本文研究目标为在假设1和假设2下,设计 USV 智能避碰决策与航迹跟踪控制方案,使任意时刻 $t$ , USV 与会遇船舶的距离 $d_\xi(t)$ 和 USV 与静态障碍物的距离 $d_{o,\zeta}(t)$ 均大于安全距离 $d_{\text{safe}}$ , USV 最终到达终点,即

$$d_\xi(t) \geq d_{\text{safe}}, \quad \forall t \geq 0; \quad (4)$$

$$d_{o,\zeta}(t) \geq d_{\text{safe}}, \quad \forall t \geq 0; \quad (5)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{P}_{d,N} - \mathbf{P}(t)\| = 0. \quad (6)$$

其中: $\|\cdot\|$ 为 Euclidean 范数, $\zeta = 1, 2, \dots, K_S$ 为静态障碍物的序号, $K_S$ 为静态障碍物的数量, $\mathbf{P}(t) = [x(t), y(t)]^T$ 为 USV 在 $t$ 时的位置向量.

## 2 拥挤水域中的 USV 智能避碰决策与航迹跟踪控制方案设计

### 2.1 基于 Bi-LSTM 的 USV 航迹智能预测

首先,定义 $T_n = \{t_n + kT, k = 1, 2, \dots, K\}$ 为采样时刻 $t_n$ 时,预测时域 $[t_n, t_n + T_p]$ 内的时间序列. 其中: $T$ 为采样周期, $T_p = KT$ 为预测时长,下标 $n = 1, 2, \dots$ 为采样时刻的序号, $k$ 为时间序列中每一时刻的序号. 定义 $\mathbf{x}_n(k) = [\boldsymbol{\eta}_n^T(k), \mathbf{v}_n^T(k)]^T$ 为 $t_n + kT$ 时 USV 的运动状态向量,由位姿向量 $\boldsymbol{\eta}_n(k)$ 和速度向量 $\mathbf{v}_n(k)$ 组成, $\mathbf{x}_n(k+1)$ 可由下式计算:

$$\mathbf{x}_n(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\tau}_n(k)) + \Delta\mathbf{x}_n(k+1). \quad (7)$$

其中: $\mathbf{f}(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\tau}_n(k)) \in R^6$ 为根据式(1)和(2)使用 Runge-Kutta 法得到的 USV 在 $t_n + (k+1)T$ 时的运动状态向量, $\Delta\mathbf{x}_n(k+1) \in R^6$ 为 USV 运动状态预测误差向量. 将 USV 在预测时域 $[t_n, t_n + T_p]$ 内的预测航迹表示为序列 $X_n = \{\mathbf{x}_n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$ ;将 USV 航迹预测误差表示为序列 $\Delta X_n = \{\Delta\mathbf{x}_n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$ .

然后,创建 Bi-LSTM 神经网络. LSTM 单元结构如图2所示.  $t_n$ 时,将过去有限时域 $[t_n - KT, t_n]$ 内由

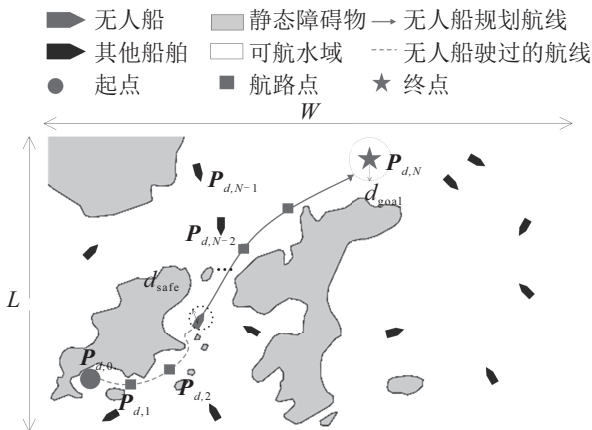


图1 USV 矩形航行区域

USV航迹跟踪控制序列和USV驶过的航迹序列组成的序列  $S_n = \{s_{n-K}(k), k = 1, 2, \dots, K\}$  作为输入序列,  $s_{n-K}(k) = [\mathbf{x}_{n-K}^T(k), \tau_{1,n-K}(k), \tau_{2,n-K}(k)]^T$ , 将未来有限时域  $[t_n, t_n + KT]$  内的USV航迹预测误差的估计序列  $\Delta \hat{X}_n = \{\Delta \hat{x}_n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$  作为输出序列,  $\Delta \hat{x}_n(k) \in R^6$  表示USV运动状态预测误差的估计向量. LSTM细胞状态  $C_n(k)$  和输出  $h_n(k)$  由下式计算:

$$i_n = \sigma(\mathbf{W}_{i,h}h_n(k-1) + \mathbf{W}_{i,s}s_{n-K}(k)), \quad (8a)$$

$$f_n = \sigma(\mathbf{W}_{f,h}h_n(k-1) + \mathbf{W}_{f,s}s_{n-K}(k)), \quad (8b)$$

$$o_n = \sigma(\mathbf{W}_{o,h}h_n(k-1) + \mathbf{W}_{o,s}s_{n-K}(k)), \quad (8c)$$

$$\hat{C}_n = \tanh(\mathbf{W}_{c,h}h_n(k-1) + \mathbf{W}_{c,s}s_{n-K}(k)), \quad (8d)$$

$$C_n(k) = f_n \otimes C_n(k-1) + i_n \otimes \hat{C}_n, \quad (8e)$$

$$h_n(k) = o_n \otimes \tanh(C_n(k)). \quad (8f)$$

其中:  $\mathbf{W}_{\cdot,h} \in R^{6 \times 6}$  和  $\mathbf{W}_{\cdot,s} \in R^{6 \times 8}$  分别表示连接LSTM逻辑门与上一个输出  $h_n(k-1)$  的神经网络权重矩阵和连接LSTM逻辑门与输入  $s_{n-K}(k)$  的神经网络权重矩阵, 下标  $i$ 、 $f$ 、 $o$  和  $c$  分别为逻辑门中的输入门、遗忘门、输出门和细胞状态门,  $\tanh(\cdot)$  为双曲正切激活函数,  $\sigma(\cdot)$  为 sigmoid 激活函数,  $\otimes$  为 Hadamard 乘积运算. 创建的 Bi-LSTM 神经网络由  $A_1$ 、 $A_2$  两层 LSTM 单元和单层全连接线性神经网络  $O$  组成, Bi-LSTM 神经网络结构如图3所示. 分别将输入序列  $S_n$  及其逆序列  $S'_n$  的元素依次输入  $A_1$  和  $A_2$ , 在 LSTM 单元的权重矩阵  $\mathbf{W}_p = [\mathbf{W}_{i,h,p}, \mathbf{W}_{i,s,p}, \mathbf{W}_{f,h,p}, \mathbf{W}_{f,s,p}, \mathbf{W}_{o,h,p}, \mathbf{W}_{o,s,p}, \mathbf{W}_{c,h,p}, \mathbf{W}_{c,s,p}] \in R^{6 \times 56}$  下, 利用式(8)计算  $h_{p,n}(k)$ , 从而获得 LSTM 单元的输出序列  $H_p = \{h_{p,n}(k), k = 1, 2, \dots, K\}$ , 下标  $p = 1, 2$  分别表示  $A_1$  和  $A_2$  两层 LSTM 单元. 将  $h_{1,n}(k)$  和  $h_{2,n}(k)$  输入  $O$ , 在全连接层  $O$  的权重矩阵  $\mathbf{W}_l = [\mathbf{W}_{l,1}, \mathbf{W}_{l,2}] \in R^{6 \times 12}$  和偏置向量  $\mathbf{b}_l \in R^6$  下, 利用下式计算 USV 运动状态预测误差的估计向量  $\Delta \hat{x}_n(k)$ :

$$\Delta \hat{x}_n(k) = \mathbf{W}_{l,1}h_{1,n}(k) + \mathbf{W}_{l,2}h_{2,n}(k) + \mathbf{b}_l, \quad (9)$$

从而获得 USV 航迹预测误差估计序列  $\Delta \hat{X}_n$ ,  $\mathbf{W}_{l,1} \in R^{6 \times 6}$  和  $\mathbf{W}_{l,2} \in R^{6 \times 6}$  分别为  $O$  与  $A_1$ 、 $A_2$  连接的神经网络权重矩阵.

最后, 使用梯度下降法在每个采样时刻  $t_n$  时更新 Bi-LSTM 神经网络权重矩阵  $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \mathbf{W}_l, \mathbf{b}_l] \in R^{6 \times 125}$ , 有

$$\mathbf{W}_{n+1} = \mathbf{W}_n - \omega \nabla L_s. \quad (10)$$

其中:  $\mathbf{W}_n$  和  $\mathbf{W}_{n+1}$  分别为  $t_n$  时和  $t_{n+1}$  时 Bi-LSTM 神

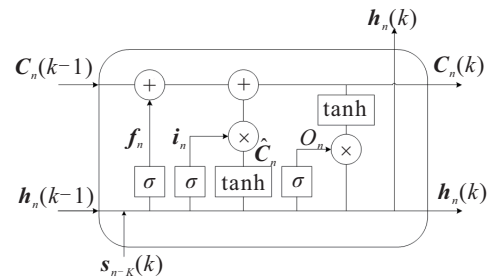


图2 LSTM单元结构

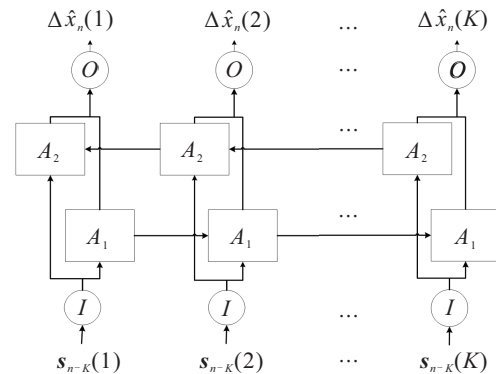


图3 Bi-LSTM神经网络结构

经网络的权重矩阵,  $\omega > 0$  为学习率,  $\nabla L_s$  为使用下式计算的损失值  $L_s$  关于 Bi-LSTM 神经网络的权重矩阵  $\mathbf{W}$  的梯度矩阵:

$$L_s = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\Delta \mathbf{x}(k) - \Delta \hat{\mathbf{x}}(k)\| + \lambda \|\mathbf{W}_o\|^2. \quad (11)$$

这里:  $\lambda > 0$  表示惩罚因子,  $\mathbf{W}_o = [\mathbf{W}_{o,h,1}, \mathbf{W}_{o,s,1}, \mathbf{W}_{o,h,2}, \mathbf{W}_{o,s,2}]$ .

**定理1** 通过恰当地选取学习率  $\omega$  和惩罚因子  $\lambda$ , 当时间  $t$  趋于无穷时, 所创建的 Bi-LSTM 神经网络输出的 USV 航迹预测误差的估计序列  $\Delta \hat{X}_n$  逼近 USV 航迹预测误差序列  $\Delta X_n$ .

**证明** USV 航迹预测误差  $\Delta \mathbf{x}_n(k)$  可表示为两个分量  $\Delta \mathbf{x}_1(k)$  和  $\Delta \mathbf{x}_2(k)$  的和, 即

$$\Delta \mathbf{x}_n(k) = \alpha \Delta \mathbf{x}_1(k) + (1 - \alpha) \Delta \mathbf{x}_2(k), \quad (12)$$

其中  $0 \leq \alpha \leq 1$  为权值. 将式(12)与(9)相减, 有

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{x}_n(k) - \Delta \hat{\mathbf{x}}_n(k) = & \\ & - \mathbf{b}_l - \mathbf{W}_{l,1}h_{1,n}(k) - \mathbf{W}_{l,2}h_{2,n}(k) + \\ & \alpha \Delta \mathbf{x}_1(k) + (1 - \alpha) \Delta \mathbf{x}_2(k). \end{aligned} \quad (13)$$

将式(13)取 Euclidean 范数后在  $k$  取  $1, 2, \dots, K$  时累加, 可得

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K \|\Delta \mathbf{x}_n(k) - \Delta \hat{\mathbf{x}}_n(k)\| = & \\ \sum_{k=1}^K \|\alpha \Delta \mathbf{x}_1(k) - \mathbf{W}_{l,1}h_{1,n}(k) + (1 - \alpha) \Delta \mathbf{x}_2(k) - & \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \|\mathbf{W}_{l,2}\mathbf{h}_{2,n}(k) - \mathbf{b}_l\| \leq \\ & \sum_{k=1}^K (\|\alpha\Delta\mathbf{x}_1(k) - \mathbf{W}_{l,1}\mathbf{h}_{1,n}(k)\| + \\ & \|(1-\alpha)\Delta\mathbf{x}_2(k) - \mathbf{W}_{l,2}\mathbf{h}_{2,n}(k)\| + \|\mathbf{b}_l\|). \quad (14) \end{aligned}$$

当  $t$  趋于无穷时,  $n \rightarrow \infty$ ,  $\mathbf{W}_{l,1}$ 、 $\mathbf{W}_{l,2}$  和  $\mathbf{b}_l$  可分别收敛到  $\alpha$ 、 $(1-\alpha)$  和  $-\alpha K(L_{s,1}^* - \lambda\|\mathbf{W}_{o,1}^*\|^2) - (1-\alpha)K(L_{s,2}^* - \lambda\|\mathbf{W}_{o,2}^*\|^2)$ , 即

$$\begin{aligned} & \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_n(k) - \Delta\hat{\mathbf{x}}_1(k)\| \leq \\ & \alpha \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_1(k) - \mathbf{h}_{1,n}(k)\| + \\ & (1-\alpha) \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_2(k) - \mathbf{h}_{2,n}(k)\| - \alpha K(L_{s,1}^* - \\ & \lambda\|\mathbf{W}_{o,1}^*\|^2) - (1-\alpha)K(L_{s,2}^* - \lambda\|\mathbf{W}_{o,2}^*\|^2). \quad (15) \end{aligned}$$

应用 LSTM 神经网络收敛性定理<sup>[13]</sup>, 通过恰当地选取  $\omega$  和  $\lambda$ , 可使  $n \rightarrow \infty$  时,  $A_1$  和  $A_2$  输出门的权重矩阵  $\mathbf{W}_{o,1}$  和  $\mathbf{W}_{o,2}$  分别收敛到  $\mathbf{W}_{o,1}^*$  和  $\mathbf{W}_{o,2}^*$ , 使用式(11)计算的损失值分别收敛到  $L_{s,1}^*$  和  $L_{s,2}^*$ , 有

$$L_{s,1}^* = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_1(k) - \mathbf{h}_{1,n}(k)\| + \|\mathbf{W}_{o,1}^*\|^2, \quad (16)$$

$$L_{s,2}^* = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_2(k) - \mathbf{h}_{2,n}(k)\| + \|\mathbf{W}_{o,2}^*\|^2. \quad (17)$$

因此有

$$\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_1(k) - \mathbf{h}_{1,n}(k)\| = L_{s,1}^* - \|\mathbf{W}_{o,1}^*\|^2, \quad (18)$$

$$\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_2(k) - \mathbf{h}_{2,n}(k)\| = L_{s,2}^* - \|\mathbf{W}_{o,2}^*\|^2. \quad (19)$$

将式(18)和(19)代入(15), 可得

$$\begin{aligned} & \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^K \|\Delta\mathbf{x}_n(k) - \Delta\hat{\mathbf{x}}_n(k)\| \leq \\ & \alpha K(L_{s,1}^* - \lambda\|\mathbf{W}_{o,1}^*\|^2) + (1-\alpha)K(L_{s,2}^* - \\ & \lambda\|\mathbf{W}_{o,2}^*\|^2) - \alpha K(L_{s,1}^* - \lambda\|\mathbf{W}_{o,1}^*\|^2) - \\ & (1-\alpha)K(L_{s,2}^* - \lambda\|\mathbf{W}_{o,2}^*\|^2) = 0. \quad (20) \end{aligned}$$

由此可知, 当时间  $t$  趋于无穷时, USV 运动状态预测误差的估计向量  $\Delta\hat{\mathbf{x}}_n$  收敛到 USV 运动状态预测误差  $\Delta\mathbf{x}_n$ , 航迹预测误差的估计序列  $\Delta\hat{\mathbf{X}}_n$  逼近 USV 航迹预测误差序列  $\Delta\mathbf{X}_n$ .  $\square$

**注1** 由式(8)可知, Bi-LSTM神经网络的计算量巨大. 为在提高USV航迹预测精度的同时节约避碰决策在数值寻优中消耗的计算资源, 在  $t_n$  时仅利用 Bi-LSTM神经网络进行一次计算: 输出时间序列  $T_n$  内的 USV 航迹预测误差的估计序列  $\Delta\hat{\mathbf{X}}_n$ , 修正 USV 在  $T_n$  内的每一时刻以不同的纵荡方向上的推力和转舵力矩采取避碰操纵后的多个预测航迹.

## 2.2 考虑USV航行水域拥挤程度的CRI评估

以 USV 在  $t_n$  时的位置  $(x_n, y_n)$  为中心, 将 USV 附近 25 海里的海图数据离散为由  $257 \times 257$  个边长为  $d_{\text{safe}} = 360.3 \text{ m}$  的网格组成的栅格数据, 记为矩阵  $\mathbf{G}_n = [G_{i,j}]$ ,  $i$  表示网格的行号,  $j$  表示网格的列号,  $G_{i,j}$  表示第  $i$  行、第  $j$  列的网格, 网格占据的区域表示为  $\{(x, y) | x_n - (129.5 - j)d_{\text{safe}} \leq x \leq x_n - (128.5 - j)d_{\text{safe}}, y_n - (129.5 - i)d_{\text{safe}} \leq y \leq y_n - (128.5 - i)d_{\text{safe}}\}$ ,  $G_{i,j} = 1$  表示该区域中存在静态障碍物,  $G_{i,j} = 0$  表示该区域不存在静态障碍物.

为了考虑拥挤水域对 USV 碰撞风险的影响, 根据 USV 航行水域中静态障碍物的数量和其他船舶的数量, 设计如下 USV 航行水域拥挤程度评估函数:

$$\phi_c = \mu\phi_{cs} + (1-\mu)\phi_{cd}, \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \phi_{cs} = \frac{1}{2\pi\sigma_i\sigma_j} \sum_{i=1}^{257} \sum_{j=1}^{257} G_{i,j} \exp\left(-\left[\frac{(i-129)^2}{2\sigma_i^2} + \frac{(j-129)^2}{2\sigma_j^2}\right]\right), \quad (22) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_{cd} = \frac{1}{2\pi\sigma_d\sigma_t} \sum_{\xi=1}^{K_T} \exp\left(-\left[\frac{(d_{\text{CPA},\xi} - d_{\text{safe}})^2}{2\sigma_d^2} + \frac{(t_{\text{CPA},\xi} - t_{\text{SPA}})^2}{2\sigma_t^2}\right]\right). \quad (23) \end{aligned}$$

其中:  $d_{\text{CPA},\xi}$  和  $t_{\text{CPA},\xi}$  分别为 USV 与第  $\xi$  个会遇船舶的最小会遇距离和 USV 航行至最近会遇点所需时间,  $0 < \mu < 1$ 、 $\sigma_i > 0$ 、 $\sigma_j > 0$ 、 $\sigma_d > 0$ 、 $\sigma_t > 0$  和  $t_{\text{SPA}} > 0$  为计算拥挤程度所需参数.

为了满足数值优化方法对 CRI 评估函数光滑性的要求, 并合理评估 USV 在拥挤水域中的 CRI, 使用函数  $s(z) = \frac{z}{\sqrt{z^2 + 0.1}}$  代替文献[5]中 CRI 评估函数中的符号函数, 并将文献[5]中 CRI 评估函数与  $\phi_c$  相乘, 提出如下改进的 CRI 评估函数:

$$f_c(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\eta}_{b,\xi,n}(k)) = 2\phi_c \exp(-(a^2 + b^2)), \quad (24a)$$

$$a =$$

$$\frac{2\Delta x_{\xi,n}(k)}{(1 + s(2\Delta x_{\xi,n}(k)))R_f + (1 - s(2\Delta x_{\xi,n}(k)))R_a}, \quad (24b)$$

$$b =$$

$$\frac{2\Delta y_{\xi,n}(k)}{(1+s(2\Delta y_{\xi,n}(k)))R_s + (1-s(2\Delta y_{\xi,n}(k)))R_p}, \quad (24c)$$

$$R_f = (1 + 1.34\sqrt{k_{AD}^2 + 0.5k_{DT}})L_{BP}, \quad (24d)$$

$$R_a = (1 + 0.67\sqrt{k_{AD}^2 + 0.5k_{DT}})L_{BP}, \quad (24e)$$

$$R_s = (0.2 + k_{DT})L_{BP}, \quad (24f)$$

$$R_p = (0.2 + 0.75k_{DT})L_{BP}. \quad (24g)$$

其中:  $(\Delta x_{\xi,n}(k), \Delta y_{\xi,n}(k))$  为  $t_n + kT$  时第  $\xi$  个会遇船舶在 USV 附体坐标系下的位置,  $L_{BP}$  为 USV 船长,  $k_{AD} = 10^{0.3591 \lg(U) + 0.0952}$ ,  $k_{DT} = 10^{0.5441 \lg(U) - 0.0795}$ ,  $U$  为 USV 航速.

### 2.3 基于 MPC 的 USV 避碰决策与航迹跟踪控制方案设计

step 1: 设计  $t_n$  时 MPC 在预测时域  $[t_n, t_n + T_p]$  内的目标函数如下:

$$V(t_n, T_p) = g(K) + \sum_{k=1}^K \ell(k), \quad (25a)$$

$$g(K) = \frac{1}{2} \mathbf{e}_n^T(K) \mathbf{e}_n(K), \quad (25b)$$

$$\ell(k) = \mathbf{e}_n^T(k) \mathbf{Q} \mathbf{e}_n(k), \quad (25c)$$

$$\mathbf{e}_n(k) = \begin{bmatrix} e_{n,\text{trac}}(k) \\ e_{n,\text{colav}}(k) \\ e_{n,\text{obsav}}(k) \end{bmatrix}, \quad (25d)$$

$$e_{n,\text{trac}}(k) = \|\mathbf{P}_n(k) - \mathbf{P}_{d,n}\|, \quad (25e)$$

$$\mathbf{e}_{n,\text{colav}}(k) = \begin{bmatrix} f_c(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\eta}_{b,1,n}(k)) \\ f_c(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\eta}_{b,2,n}(k)) \\ \vdots \\ f_c(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\eta}_{b,K_T,n}(k)) \end{bmatrix}, \quad (25f)$$

$$\mathbf{e}_{n,3}(k) = \begin{bmatrix} \exp(d_{o,1} - d_{\text{safe}}) \\ \exp(d_{o,2} - d_{\text{safe}}) \\ \vdots \\ \exp(d_{o,K_S} - d_{\text{safe}}) \end{bmatrix}. \quad (25g)$$

其中:  $\mathbf{P}_n(k)$  和  $\mathbf{P}_{d,n}$  分别为  $t_n + kT$  时 USV 的位置向量和跟踪的航路点位置向量;  $d_{o,\zeta}$  为  $t_n + kT$  时 USV 与第  $\zeta$  个静态障碍物的距离;  $\mathbf{Q} = \text{diag}(q_{11}, q_{22}, q_{33})$  为参数矩阵,  $q_{11}$ 、 $q_{22}$  和  $q_{33}$  为设计参数. 显然,  $g(K) \geq 0$ ;  $\ell(k) \geq 0$ , 当  $\mathbf{e}_n(k) = 0$  时, USV 到达终点, 且没有与其他船舶和静态障碍物碰撞的风险.

**假设 3** 当  $t_n + KT < t < t_n + (K+1)T$  时, 存在控制向量  $\boldsymbol{\tau}(t) = \mathbf{h}(K)$ , 使得如下不等式成立:

$$F = \Delta g(K) + \ell(K) \leq 0, \quad (26)$$

其中  $\Delta g(K)$  为  $g(K)$  从  $t_n + KT$  到  $t$  的变化量.

**注 2** 由式(25b)可知

$$\begin{aligned} \Delta g(K) = & \Delta e_{n,\text{trac}}(K) e_{n,\text{trac}}(K) + \Delta \mathbf{e}_{n,\text{colav}}^T(K) \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K) + \\ & \Delta \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}^T(K) \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K), \end{aligned} \quad (27)$$

其中  $\Delta e_{n,\text{trac}}(K) \in R$ ,  $\Delta \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K) \in R^{K_T}$  和  $\Delta \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K) \in R^{K_S}$  分别为  $e_{n,\text{trac}}$ 、 $\mathbf{e}_{n,\text{colav}}$  和  $\mathbf{e}_{n,\text{obsav}}$  从  $t_n + KT$  到  $t$  的变化量. 由式(27)可知

$$\begin{aligned} F = & e_{n,\text{trac}}(K) (\Delta e_{n,\text{trac}}(K) + q_{11} e_{n,\text{trac}}(K)) + \\ & \mathbf{e}_{n,\text{colav}}^T(K) (\Delta \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K) + q_{22} \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K)) + \\ & \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}^T(K) (\Delta \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K) + q_{33} \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K)). \end{aligned} \quad (28)$$

当 USV 采取避碰操纵时, 势必偏离规划路径. 通常, USV 难以在预测时域内驶过让请会遇船舶和静态障碍物, 因此  $\Delta e_{n,\text{trac}}(K) - q_{11} e_{n,\text{trac}}(K) > 0$ . 此时, 一定存在可行的控制向量  $\boldsymbol{\tau}(t) = \mathbf{h}(K)$  使 USV 减小其与会遇船舶或静态障碍物的碰撞风险, 满足  $\mathbf{e}_{n,\text{colav}}^T(K) (\Delta \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K) + q_{22} \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K)) < 0$  或  $\mathbf{e}_{n,\text{obsav}}^T(K) (\Delta \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K) + q_{33} \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K)) < 0$ . 因此, 通过恰当地选取参数  $q_{11}$ 、 $q_{22}$  和  $q_{33}$ , 可使  $(\Delta e_{n,\text{trac}}(K) + q_{11} e_{n,\text{trac}}) e_{n,\text{trac}}(K) + \mathbf{e}_{n,\text{colav}}^T(K) (\Delta \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K) + q_{22} \mathbf{e}_{n,\text{colav}}(K)) + \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}^T(K) (\Delta \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K) + q_{33} \mathbf{e}_{n,\text{obsav}}(K)) \leq 0$ . 综上, 假设 3 是合理的.

step 2: 将  $t_n$  时 USV 的避碰决策和航迹跟踪控制问题定义为在时间序列  $T_n$  下的优化问题, 有

$$\begin{aligned} & \min_{\boldsymbol{\tau}_n(k)} V(t_n, T_p). \\ & \text{s.t. } \mathbf{x}_n(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\tau}_n(k)) + \Delta \hat{\mathbf{x}}_n(k+1); \\ & \mathbf{x}_n(0) = \mathbf{x}(t_n); \\ & f_c(\mathbf{x}_n(k), \boldsymbol{\eta}_{b,\xi,n}(k)) \geq c_{\text{safe}}, \quad \xi = 1, 2, \dots, K_T; \\ & \Delta g(k) + \ell(k) \leq 0; \\ & d_{o,\zeta} \geq d_{\text{safe}}, \quad \zeta = 1, 2, \dots, K_S; \\ & \tau_{q,\min} \leq \tau_{q,n}(k) \leq \tau_{q,\max}, \quad q = 1, 2. \end{aligned} \quad (29)$$

step 3: 使用内点法<sup>[14]</sup> 求解优化问题(29), 可得 USV 期望航迹序列  $X = \{\mathbf{x}_n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$  和控制序列  $\Gamma = \{\boldsymbol{\tau}_n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$ .

**定理 2** USV 执行  $\mathbf{h}(K)$  和求解优化问题(29)得到的控制向量  $\boldsymbol{\tau}_n(k)$ , 能够在避免与静态障碍物及其他船舶碰撞的前提下到达终点.

**证明** 分 3 种情况分析目标函数从  $t_1$  时刻到  $t_2$  时刻的变化规律. 设  $k_1$  和  $k_2$  为正整数, 满足  $k_1 < k_2 < K - 1$ .

1) 当  $t_n < t_1 < t_2 < T$  时, 显然  $V(t_n, t_1) =$

$V(t_n, t_2)$ .

2) 当  $k_1T < t_1 < (k_1 + 1)T$  且  $k_2T < t_2 < (k_2 + 1)T$  时, 有

$$\begin{aligned} V(t_n, t_1) - V(t_n, t_2) = \\ g(k_2) - g(k_1) + \sum_{k=1}^{k_2} \ell(k) - \sum_{k=1}^{k_1} \ell(k) = \\ \Delta g(k_1) + \ell(k_1). \end{aligned} \quad (30)$$

根据式(29)中  $\Delta g(k) + \ell(k) \leq 0$ , 有  $V(t_n, t_1) - V(t_n, t_2) \leq 0$ .

3) 当  $(K - 1)T < t_1 < KT$  且  $KT < t_2 < (K + 1)T$  时, 有

$$V(t_n, t_1) - V(t_n, t_2) = \Delta g(K) + \ell(K). \quad (31)$$

根据假设3可知  $V(t_n, t_1) - V(t_n, t_2) \leq 0$ .

综上, 目标函数  $V(t_n, T_p)$  在  $t \in [t_n, \infty)$  上是非增的. 又因为  $V(t_n, T_p) \geq 0$ , 当  $t \rightarrow \infty$  时,  $V(t_n, T_p) \rightarrow 0$ , 进而  $e_n^T(k)e_n(k) \rightarrow 0$ . 因为  $e_{n, \text{trac}}(k) > 0$ ,  $e_{n, \text{colav}}(k)$  和  $e_{n, \text{obsav}}(k)$  正定, 所以当  $t \rightarrow \infty$  时,  $e_{n, \text{trac}}(k) \rightarrow 0$ ,  $e_{n, \text{colav}}(k) \rightarrow 0$  且  $e_{n, \text{obsav}}(k) \rightarrow 0$ , 即 USV 在不与静态障碍物及其他船舶碰撞的前提下到达终点.  $\square$

**注3** 由定理1可知, USV 在预测时域内的航迹可被准确预测. USV 执行  $\tau_n(k)$  后的实际航迹与决策出的期望航迹一致, 无需增加航行距离来补偿航迹跟踪误差, 缩短了 USV 实际航行距离. 这也避免了 USV 偏离期望航迹而危险靠近会遇船舶和静态障碍物, 降低了 USV 的碰撞风险.

**注4** 在 Bi-LSTM 神经网络估计的 USV 航迹预测误差大不准确时, 为避免因无法得到有效的避碰决策导致 USV 碰撞风险加剧, 此时不修正 USV 预测航迹. 仅当损失  $L_s$  在近 30 个采样时刻的平均值小于 0.1 时, 才使用 USV 航迹预测误差的估计序列修正 USV 的预测航迹.

### 3 仿真研究

以 Viknes USV 和 4 个潜在会遇船舶为对象进行仿真研究, Viknes USV 的标称矩阵详见文献[15]. 所提出方案中, 选取  $q_{11}=0.7, q_{22}=0.4, q_{33}=0.5, c_{\text{safe}}=0.9985, T=1\text{ s}, T_p=30\text{ s}, t_{\text{SPA}}=30\text{ s}, \mu=0.4, \sigma_i=\sigma_j=32, \sigma_d=3$  海里,  $\sigma_t=100\text{ s}, \omega=10^{-3}, \lambda=10^{-5}$ .

USV 矩形航行区域设为东经  $112^\circ 30'$  至  $112^\circ 55'$ , 北纬  $21^\circ 33'$  至  $21^\circ 51'$ . 静态障碍物位置信息从真实的电子海图中读取. USV 起始位姿向量为  $\eta(t_0) = [112^\circ 31'E, 21^\circ 31'N, 90^\circ]^T$ , 起始速度为零. 4 个潜在会遇船舶的起始位姿向量  $\eta_{b, \xi}(t_0)$  和终点位置向量  $P_{b, \xi}(t_d)$  见表 1.

表 1 潜在会遇船舶的起始位姿向量和终点位置向量

$\xi$	$\eta_{b, \xi}(t_0)$	$P_{b, \xi}(t_d)$
1	$[112^\circ 45'E, 21^\circ 40'N, 270^\circ]^T$	$[112^\circ 38'E, 21^\circ 47'N]^T$
2	$[112^\circ 55'E, 21^\circ 50'N, 225^\circ]^T$	$[112^\circ 32'E, 21^\circ 42'N]^T$
3	$[112^\circ 40'E, 21^\circ 49'N, 160^\circ]^T$	$[112^\circ 45'E, 21^\circ 44'N]^T$
4	$[112^\circ 40'E, 21^\circ 39'N, 45^\circ]^T$	$[112^\circ 43'E, 21^\circ 44'N]^T$

仿真计算机配备了 Ryzen 5600X CPU, 64 GB 内存以及 Nvidia 1080Ti GPU. 环境扰动向量取  $d = J^T b$ , 其中  $b \in R^3$  来自一阶马尔科夫过程<sup>[16]</sup>,  $\dot{b} = -\Lambda^{-1}b + \Psi \varpi$ ,  $\varpi \in R^3$  为白噪声向量,  $\Lambda$  为时间常数对角矩阵,  $\Psi$  为白噪声的幅值对角矩阵. 设  $\Delta M = 10\% M_0, \Delta C = 10\% C_0, \Delta D = 10\% D_0$ . 为分析所提出 USV 智能避碰决策与航迹跟踪控制方案在不同海况下的适应性, 本文在两种海况下进行仿真. 在海况 1 下,  $\Lambda = \text{diag}(300, 300, 300), \Psi = \text{diag}(150, 150, 100)$ ; 在海况 2 下,  $\Lambda = \text{diag}(500, 500, 500), \Psi = \text{diag}(300, 300, 400)$ . 为验证所提出方案的优越性, 将本文方案与文献[6]方案进行仿真比较.

分别用实线、虚线将海况 1、海况 2 下由式(11)计算的损失值绘制在图 4 中. 由图 4 可见, 仿真开始时, 由于训练样本数量不足, 未更新 Bi-LSTM 神经网络权重, 损失值保持为初始值 40. 随着训练样本数量的增加, 网络权重得到更新, 损失值迅速收敛. 分别用粗线、深色细线和浅色细线将海况 1 下 1 800 s ~ 3 000 s 内 USV 的实际航迹、所提出的方案预测的 USV 航迹与文献[6]中方案预测的 USV 航迹绘制在图 5 中. 可见, 所提出方案在大部分时刻预测 USV 航迹的误差

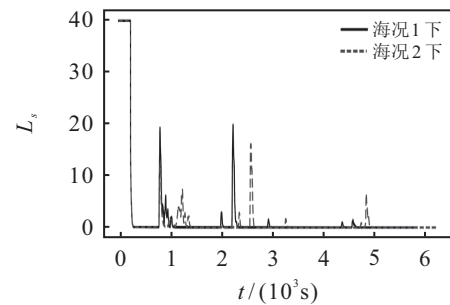


图 4 Bi-LSTM 神经网络损失

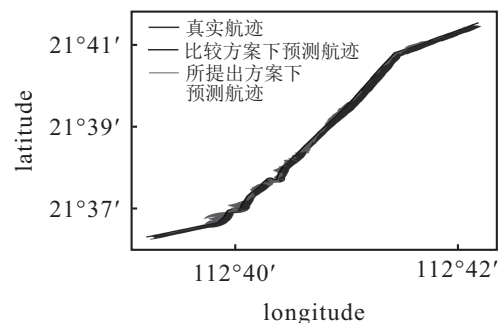


图 5 USV 真实航迹与预测航迹

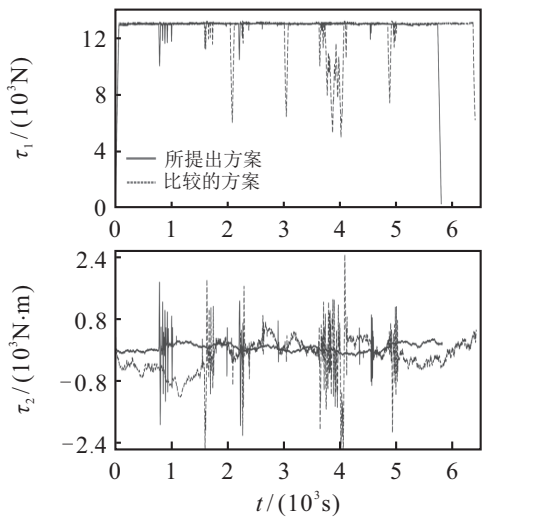
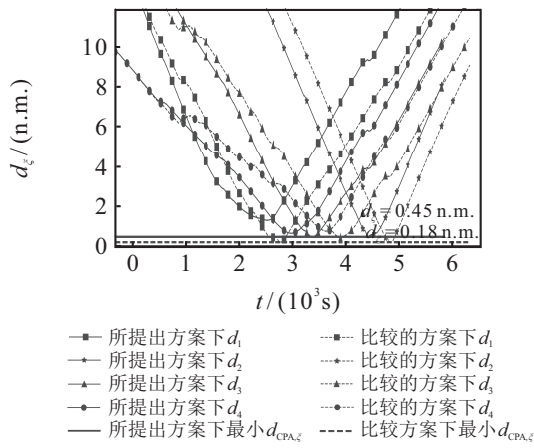
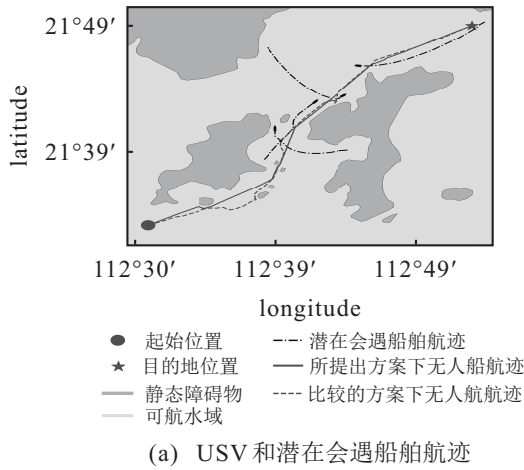


图6 海况1下的仿真和仿真比较结果

都更小,但由于在仿真初期训练样本较少,Bi-LSTM神经网络泛化能力不足,USV进行大幅度操纵时,航迹预测误差仍较大.

分别将海况1和海况2下USV的航迹绘制在图6(a)和图7(a)中.从图中可见,所提出方案下USV在两种海况中的实际航行距离都更短.分别将海况1和海况2下USV与潜在会遇船舶的距离随时间的变化曲线绘制在图6(b)和图7(b)中.从图中可见,本文所

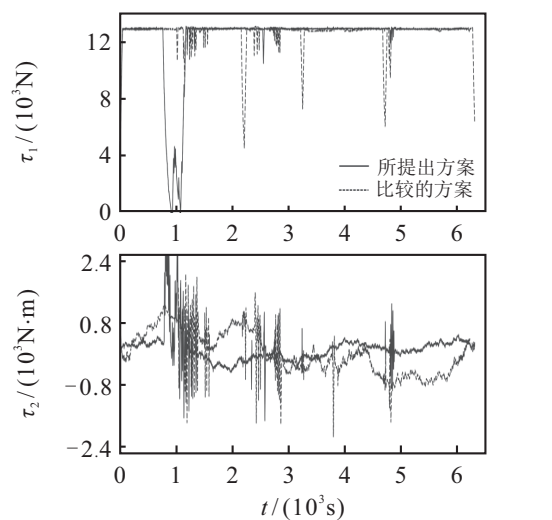
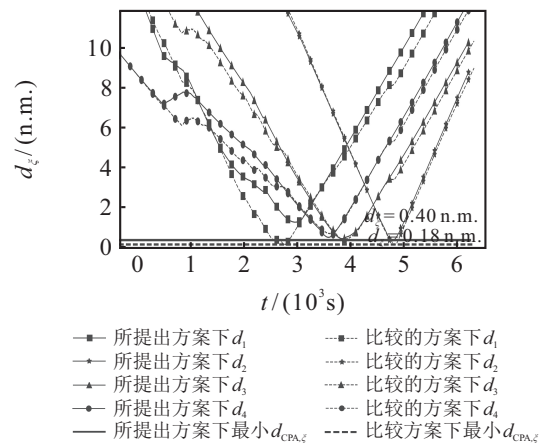
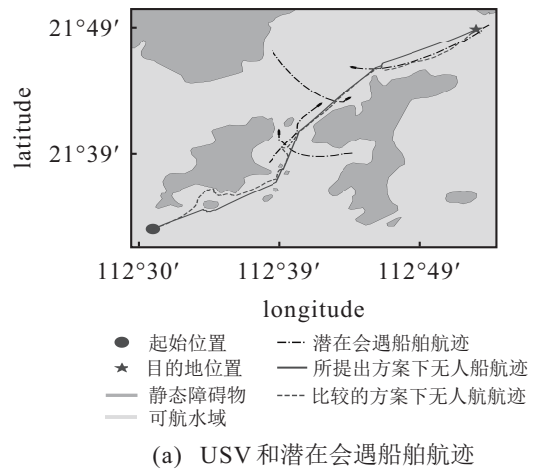


图7 海况2下的仿真和仿真比较结果

提出方案下USV在两种海况中与潜在会遇船舶的最小会遇距离均更大,USV的碰撞风险更小.分别将海况1和海况2下USV在纵荡方向上的推力和转舵力矩随时间的变化曲线绘制在图6(c)和图7(c)中.从图中可见,在两种海况下,所提出方案得出的USV在纵荡方向上的推力和转舵力矩的震荡幅度在大部分时刻均更小.但在仿真初期,当USV首次采取大幅度的避碰操纵时,由于Bi-LSTM神经网络权重尚未收敛

到最优值,USV预测航迹未被准确修正,导致USV在纵荡方向上的推力和转舵力震荡幅度增大.这种现象在更恶劣的海况2中更加明显.

## 4 结论

本文设计了拥挤水域中的USV智能避碰决策与航迹跟踪控制方案.根据USV航行水域中静态障碍物和其他船舶的数量评估拥挤程度,并将其引入现有的CRI评估函数,合理评估了拥挤水域中USV的碰撞风险;创建了Bi-LSTM神经网络来估计基于USV运动数学模型标称参数的USV航迹预测误差,从而修正了USV预测航迹;构建了关于USV避碰决策和航迹跟踪控制的优化问题,通过求解该优化问题得到了USV避碰操纵的期望航迹和航迹跟踪控制信号.仿真比较结果表明,USV在所设计的智能避碰决策与航迹跟踪控制方案下自主航行的实际距离更短,与其他船舶的碰撞风险更低.未来,将提升Bi-LSTM神经网络权重收敛速度,提升USV自主航行的安全性.

## 参考文献(References)

- [1] 马勇,王雯琦,严新平.面向新一代航运系统的船舶智能航行技术研究进展[J].中国科学:技术科学,2023,53(11):1795-1806.  
(Ma Y, Wang W Q, Yan X P. Research progress of vessel intelligent navigation technology for the new generation of waterborne transportation system[J]. Scientia Sinica: Technologica, 2023, 53(11): 1795-1806.)
- [2] Tao Y H, Du J L. Agile collision avoidance for unmanned surface vehicles based on collision shielded model prediction control algorithm[J]. Journal of Navigation, 2022, 75(5): 1243-1267.
- [3] 祝贵兵,吴晨,马勇.虚假数据注入式攻击下无人水面船舶自适应神经输出反馈轨迹跟踪控制[J].自动化学报,2024,50(7):1472-1484.  
(Zhu G B, Wu C, Ma Y. Adaptive neural output feedback trajectory tracking control for USVs under false-data-injection attacks[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(7): 1472-1484.)
- [4] 吴兆麟,郑中义.时间碰撞危险度及模型[J].大连海事大学学报,2001,27(2):1-5.  
(Wu Z L, Zheng Z Y. Time collision risk and its model[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2001, 27(2): 1-5.)
- [5] Wang N. An intelligent spatial collision risk based on the quaternion ship domain[J]. Journal of Navigation, 2010, 63(4): 733-749.
- [6] Eriksen B O H, Breivik M, Wilthil E F, et al. The branching-course model predictive control algorithm for maritime collision avoidance[J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(7): 1222-1249.
- [7] Huang Y M, Chen L Y, van Gelder P H A J M. Generalized velocity obstacle algorithm for preventing ship collisions at sea[J]. Ocean Engineering, 2019, 173: 142-156.
- [8] Johansen T A, Perez T, Cristofaro A. Ship collision avoidance and COLREGS compliance using simulation-based control behavior selection with predictive hazard assessment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(12): 3407-3422.
- [9] 胡丹,孟新,路帅,等.一种并行LSTM-FCN模型在船舶航迹预测中的应用[J].控制与决策,2022,37(8):1955-1961.  
(Hu D, Meng X, Lu S, et al. Parallel LSTM-FCN model applied to vessel trajectory prediction[J]. Control and Decision, 2022, 37(8): 1955-1961.)
- [10] Zhao L M, Roh M I. COLREGs-compliant multiship collision avoidance based on deep reinforcement learning[J]. Ocean Engineering, 2019, 191: 106436.
- [11] Shen H Q, Hashimoto H, Matsuda A, et al. Automatic collision avoidance of multiple ships based on deep Q-learning[J]. Applied Ocean Research, 2019, 86: 268-288.
- [12] Fossen T I. Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control[M]. Chichester: Wiley, 2011.
- [13] Kang Q, Yu D X, Cheong K H, et al. Deterministic convergence analysis for regularized long short-term memory and its application to regression and multi-classification problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108444.
- [14] Nocedal J, Wright S J. Numerical optimization[M]. New York: Springer, 2006.
- [15] Stenersen T. Guidance system for autonomous surface vehicles[D]. Trondheim: Norwegian University of Science and Technology, 2015.
- [16] Fossen T I, Strand J P. Passive nonlinear observer design for ships using Lyapunov methods: Full-scale experiments with a supply vessel[J]. Automatica, 1999, 35(1): 3-16.

## 作者简介

陶毅涵(1989—),男,博士生,主要研究方向为无人船避碰决策和运动控制,E-mail: titer\_1@163.com;

杜佳璐(1966—),女,教授,博士,博士生导师,主要研究方向为非线性控制、自适应鲁棒控制、智能控制、海洋飞行器运动控制,E-mail: dujl66@163.com.