

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03030>

期刊网址: www.ship-research.com

引用格式: 徐言民, 律建辉, 刘佳仑, 等. 基于CSSOA的多船智能避碰决策研究[J]. 中国舰船研究, 2023, 18(6): 88-96.

XU Y M, LYU J H, LIU J L, et al. Multi-vessel intelligent collision avoidance decision-making based on CSSOA[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2023, 18(6): 88-96.

基于CSSOA的多船智能避碰 决策研究



扫码阅读全文

徐言民^{1,2,3}, 律建辉^{1,2,3}, 刘佳仑^{4,5}, 李龙浩⁴, 关宏旭^{*1,2,3}

1 武汉理工大学 航运学院, 湖北 武汉 430063

2 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 广东 珠海 519082

3 内河航运技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430063

4 武汉理工大学 智能交通系统研究中心, 湖北 武汉 430063

5 国家水运安全工程技术研究中心, 湖北 武汉 430063

摘要: [目的] 智能避碰决策作为船舶安全航行的关键技术之一, 对智能船舶的发展具有重要意义。针对多船会遇下的智能避碰决策问题, 提出一种基于高斯变异和 Tent 混沌的改进麻雀搜索优化算法(CSSOA)。

[方法] 算法采用 Tent 混沌映射初始化麻雀原始种群, 提高其多样性, 并对适应能力差和搜索停滞的麻雀个体进行混沌映射, 利用高斯变异提升局部搜索能力和鲁棒性, 改进方案优化启发式算法收敛速度慢和易陷入局部最优的问题。综合考虑船舶间船速比、最小会遇距离、相对距离、最小会遇时间、相对方位等因素, 利用模糊隶属度函数建立船舶碰撞风险模型, 并通过多船典型会遇场景进行实例验证。[结果] 实验结果显示, 改进算法的平均迭代次数较粒子群算法和原麻雀算法分别减少了 77.97% 和 53.57%。[结论] 改进后的麻雀优化算法能以更优的收敛速度寻到安全经济的避碰路径, 为船舶驾驶员提供避碰决策参考。

关键词: 多船智能避碰决策; 碰撞危险度模型; 改进麻雀算法; 避碰目标函数

中图分类号: U675.96

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.03030

Multi-vessel intelligent collision avoidance decision-making based on CSSOA

XU Yanmin^{1,2,3}, LYU Jianhui^{1,2,3}, LIU Jialun^{4,5}, LI Longhao⁴, GUAN Hongxu^{*1,2,3}

1 School of Navigation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China

2 Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai), Zhuhai 519082, China

3 Hubei Key Laboratory of Inland Shipping Technology, Wuhan 430063, China

4 Intelligent Transportation Systems Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China

5 National Engineering Research Center for Water Transportation Safety, Wuhan 430063, China

Abstract: [Objective] As one of the key technologies for the safe navigation of ships, intelligent collision avoidance decision-making is of great significance for the development of intelligent ships. Aiming at the intelligent collision avoidance decision-making problem under multi-vessel encounters, an improved chaos sparrow search optimization algorithm (CSSOA) based on Gaussian variation and Tent chaos is proposed.

[Methods] The algorithm uses Tent chaotic mapping to initialize the original sparrow population and improve its diversity, chaotic mapping is applied to sparrows with poor adaptability and stagnant search ability, and Gaussian mutation is used to improve the local search ability and robustness. The improved scheme optimizes the problems of heuristic algorithms such as slow convergence speed and tendency to fall into the local optimum. A collision risk model is established using the fuzzy membership function with the comprehensive consideration of the ship-to-ship speed ratio, minimum encounter distance, relative distance, minimum encounter time and relative orientation. [Results] In a typical encounter scenario involving multiple ships, the experimental results demonstrate that the average number of iterations for the improved algorithm is reduced by 77.97% and 53.57% compared to particle swarm optimization and the original sparrow algorithm respectively. [Conclusion] The improved CSSOA can achieve a safer and more efficient collision avoidance path at a superior convergence speed, providing valuable guidance for ship navigators in making collision avoidance decisions.

Key words: multi-vessel intelligent collision avoidance decision-making; collision hazard model; improved sparrow algorithm; collision avoidance objective function

收稿日期: 2022-08-04 修回日期: 2022-12-08 网络首发时间: 2023-04-17 11:06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62003250); 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海)资助项目(SML2021SP101)

作者简介: 徐言民, 男, 1976年生, 博士, 教授。研究方向: 智能航海, 船舶操纵与避碰, 海上作业保障。

E-mail: 12712@whut.edu.cn

关宏旭, 男, 1987年生, 硕士, 副教授。研究方向: 智能航海, 航海虚拟仿真技术。E-mail: whutghx@163.com

*通信作者: 关宏旭

0 引言

随着“工业 4.0”和“中国制造 2025”的提出,以绿色智能安全为核心的新一代航运系统正在构建,智能船舶将成为未来水上交通运输的重要载体,而船舶智能避碰决策技术对智能船舶安全航行至关重要^[1-2]。同时,随着人工智能技术与大数据的爆发式发展,许多学者将启发式优化算法引入到船舶智能避碰决策研究,如遗传算法、蚁群算法、神经网络算法、粒子群算法等^[3]。

但是蚁群和遗传算法存在搜索速度较慢,粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 易提前收敛等问题。为改善上述缺陷,许多学者提出了改进方案。刘朝等^[4]遵循国际海上避碰规则 (COLREGS) 和船舶操纵性能,提出以多船会遇为基础的蜗牛须搜索避碰算法,并以航程损失作为目标函数进行实例验证,结果显示,算法在解决多船会遇问题是可行的。周双林等^[5]依托实时船舶信息,构筑深度强化学习的状态集,在满足 COLREG 的前提下,提出了基于规则约束的深度强化学习避碰算法,并通过模拟试验,验证了两船与多船会遇的有效性。曾勇等^[6]提出了一种粒子群-遗传混合优化算法解决船舶多船会遇避碰决策问题,结果显示混合算法能够以较少的迭代次数寻到安全经济的避碰路径。倪生科等^[7]面对船舶会遇的路径规划问题,充分利用了非线性规划的特性,提高了遗传算法的局部寻优性能,以船舶的安全、经济以及路径平滑度为目标函数获取最优解。Zheng 等^[8]提出了一种基于改进文化粒子群的船舶避碰决策算法,寻找最优转向角,并通过电子海图平台验证了算法的有效性。Xu 等^[9]利用深度神经网络自动提取船舶状态特征,提出了一种基于 COLREGS 的智能避碰算法 (COLREGS intelligent collision avoidance, CICA), 通过奖惩机制,保证船舶导航至目标并动态避障。Xie 等^[10]提出一种基于简化的三自由度水动力模型,实时预测船舶状态和碰撞风险,并以安全经济成本最小化为目标,建立了实时避碰预测优化策略。上述文献提出的改进方案在一定程度上缓解了算法易陷入局部最优等问题,但仍存在计算周期长、收敛速度慢等缺点。

Xue 等^[11]受麻雀群体觅食及反掠食行为的启发,提出了麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA)。与传统算法相比,SSA 原理简单、优化性能好、收敛速度快、稳定性好,具有很好的应用前景。但在探寻全局最优时,同样会存在局部最优的问题。鉴于高斯分布优异的局部搜索能力,Tent 混沌序列遍历均匀、收敛较快的特性,选用

高斯变异和 Tent 混沌扰动对 SSA 进行调整,脱离局部最优困境。

本文抽象多船避碰决策问题为基于改进麻雀搜索优化算法 (CSSOA) 求取最优解的问题,结合 COLREGS,以两船避碰为基础,分析船舶会遇态势及船舶运动参数,以模糊综合评价法分析船舶碰撞危险度,构建船舶碰撞危险度模型,量化碰撞风险,以碰撞危险度的大小排序避让目标船,以安全经济性目标为约束,在限定解空间中,寻求最优的转向幅度和避让航行时间,并评估避碰方案。采用循环避让重点船舶的策略,在本船完成一次避让后,重新分析会遇态势确定避让责任,循环避让重点船舶直至驶过让清全部目标船舶。最后,以典型会遇场景进行多船实例验证。

1 船舶碰撞危险度模型

1.1 船舶会遇态势分析

在船舶会遇时,驾驶员根据 COLREGS、良好船艺和航海经验对会遇局面进行辨识,并确认避让责任。船舶会遇情况的辨识是船舶避碰决策的基本依据,在能见度良好的前提下,互见中的船舶典型会遇场景,根据 COLREGS 可以划分为对遇、交叉相遇以及追越,如图 1 所示^[12]。

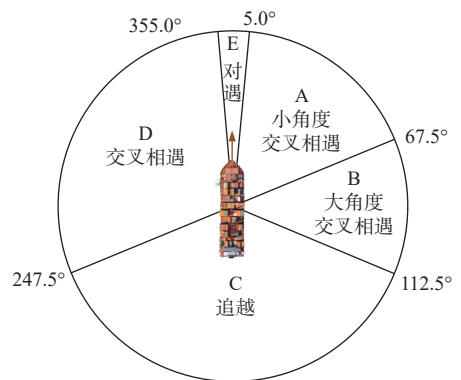


图 1 船舶会遇态势

Fig. 1 Schematic diagram of ship encounter situation

由图 1 可见,从本船 (OS) 的角度,基于目标船 (TS) 的相对方位来判断会遇情况。根据避让责任,处于 E 区域的来船,将会与本船产生对遇局面,两船应各自右转互以左舷会船。A, B, D 区域内的来船将与本船形成交叉相遇态势: A, B 区域的来船,本船负有让路船的职责, A 区 (小角度交叉相遇) 来船,本船应右转以左舷对左舷的方式会船; B 区大角度交叉相遇船舶,本船可以选择减速或者转向方式会船; D 区来船时,目标船为让路船,需要采取避让行动,本船保向保速。当 C 区目标船赶上本船时形成追越,本船为被追越

船,目标船为追越船,可根据实际情况且征得本船同意后,进行左转向或者右转向追越,本船可适当采取协助措施。同理,当本船速度大于目标船且位于目标船正横后大于 22.5° 的方向上,本船为追越船,行动方式同上。

1.2 船舶碰撞危险度评估

船舶碰撞危险度(C_{RI})被视为度量会遇过程中船舶发生碰撞的可能性,是船舶智能避碰决策的基础^[13]。当 C_{RI} 达到某一阈值,船舶会遇存在碰撞危险,让路船需要进行避碰操作解除避碰危险。

假设本船在能见度良好的开阔水域与 n 艘目标船会遇,初始位置(X_0, Y_0),船速 V_0 ,航向 C_0 。第 i 个目标船的位置(X_i, Y_i),船速 V_i ,航向 C_i ,本船与目标船 i 的相对位置关系和运动参数解析如图2所示。

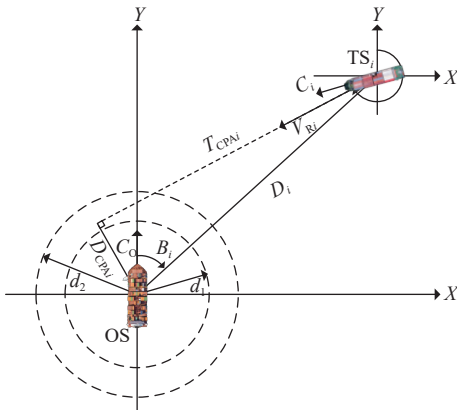


图2 船舶运动参数示意图

Fig. 2 Schematic diagram of ship motion parameters

图2中 d_1 代表船舶最小安全距离,它船进入该领域即从空间角度认为碰撞会发生; d_2 代表船舶安全通过的最小距离,未入侵该领域可认为其空间碰撞危险度为0,一般认为 $d_2 = 2 \times d_1$; D_i 代表本船与目标船 i 的相对距离; V_{Ri} 代表两船相对速度; B_i 代表两船相对方位。

模糊数学常被用于分析船舶碰撞风险,选用模糊集合理论对 C_{RI} 进行计算评估,并考虑最小会遇距离(D_{CPA})、相对距离 D 、最小会遇时间(T_{CPA})、相对方位 B 、船速比 K 这5个因素对 C_{RI} 的影响,构建对应隶属度函数^[14-20]。

1) 最小会遇距离 D_{CPA} 隶属度函数:

$$u(D_{CPA}) = \begin{cases} 1, & D_{CPA} \leq d_1 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \left[\frac{\pi \left(D_{CPA} - \frac{d_2 + d_1}{2} \right)}{d_2 - d_1} \right], & d_1 \leq D_{CPA} \leq d_2 \\ 0, & d_2 \leq D_{CPA} \end{cases} \quad (1)$$

2) 相对距离 D 隶属度函数:

$$u(D) = \begin{cases} 0, & D > D_2 \\ \left(\frac{D_2 - D}{D_2 - D_1} \right)^2, & D_1 < D \leq D_2 \\ 1, & D \leq D_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: D_1 为让路船最晚用舵距离,一般取值 $12L$, L 为让路船船长; D_2 为让路船采取安全避让措施时的距离。 D_2 的计算公式为

$$D_2 = 1.7 \times \cos(B - 19^\circ) + \sqrt{4.4 + 2.89 \times \cos^2(B - 19^\circ)} \quad (3)$$

3) T_{CPA} 隶属度函数:

$$u(T_{CPA}) = \begin{cases} 1, & T_{CPA} \leq t_1 \\ \left(\frac{t_2 - T_{CPA}}{t_2 - t_1} \right)^2, & t_1 < T_{CPA} \leq t_2 \\ 0, & T_{CPA} > t_2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: t_1 为让路船最迟用舵时间; t_2 为两船相距12 n mile时,目标船航行至 D_{CPA} 的时间。

4) 相对方位 B 的隶属度函数:

$$u(B) = \left[\cos(B - 19^\circ) + \sqrt{\frac{440}{289} + \cos^2(B - 19^\circ)} \right] / 2 - \frac{5}{17} \quad (5)$$

$0^\circ \leq B \leq 360^\circ$

5) 船速比 K 的隶属度函数:

$$u(K) = \frac{1}{1 + \frac{2}{K \sqrt{K^2 + 1} + 2K |\sin(|C_i - C_0|)|}} \quad (6)$$

通过对上述5个因素的研究,根据其影响程度选定具体的权重值^[17], C_{RI} 的计算公式如下:

$$C_{RI} = 0.4u(D_{CPA}) + 0.167u(D) + 0.367u(T_{CPA}) + 0.033u(B) + 0.033u(K) \quad (7)$$

2 基于CSSOA的多船避碰决策模型

2.1 CSSOA

2.1.1 SSA

SSA算法是由模拟麻雀群觅食行为仿生而来(图3),具有搜索能力强、收敛速度快的特点。算法以个体位置代表求解问题的解空间,通过对初始位置的适应度进行评价,设定当前最佳位置的个体作为新的发现者,适应度较差的个体作为新的加入者,部分个体作为新的侦察者,并更新自身位置,对比选择更优位置作为当前最优解,实现麻雀种群的进化,循环至最大迭代次数,输出问题最优解。

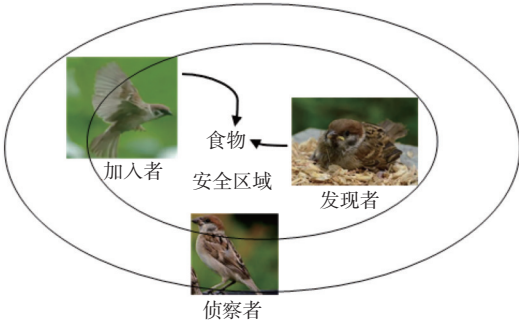


图 3 麻雀搜索算法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the sparrow search algorithm

算法的主要步骤如下:

1) 初始化参数, 包括种群数量 n 、个体初始位置(由转向幅度和避让航行时间组成)、发现者和跟随者占总体个体数量的比重、预警值 R 、安全值 S_T 、随机值 Ω 和目标函数维度 S 等参数。

2) 在求解过程中, 通过对每个麻雀的适应性进行求解, 得到个体适应度值 f_i , 并排序, 找出最佳和最差的个体位置。

3) 设定适应度高的麻雀作为发现者, 按照式(8)更新其位置。

$$X_{i,j}(t+1) = \begin{cases} X_{i,j}(t) \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot t_{\max}}\right), & R < S_T \\ X_{i,j}(t) + Q \cdot N, & R \geq S_T \end{cases} \quad (8)$$

式中: $X_{i,j}$ 为第 i 只个体在第 j 维度上的位置信息; t 为迭代次数; t_{\max} 为最大迭代次数; α 为 $(0, 1]$ 的权重; $R \in [0, 1]$, 为个体遇到危险发出的预警值; $S_T \in [0.5, 1]$, 为个体的预警值阈值, 超过该阈值则转移去更加安全的位置觅食; Q 为服从正态分布的随机数; N 为 $1 \times S$ 的矩阵。

4) 将适应度排名靠后的麻雀设置为加入者, 并根据式(9)更新其位置。

$$X_{i,j}(t+1) = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worse}}(t) - X_{i,j}(t)}{i^2}\right), & i > n/2 \\ X_p(t+1) + |X_{i,j}(t) - X_p(t+1)| \cdot A^+ \cdot N, & i \leq n/2 \end{cases} \quad (9)$$

式中: X_p 为发现者的最佳位置; X_{worse} 为全局最坏位置; $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$, A 为 $1 \times d$ 矩阵, 各元素随机表示为 1 或 -1。

5) 采用式(10)的方式随机更新部分麻雀, 并将其作为侦察者。

$$X_{i,j}(t+1) = \begin{cases} X_{\text{best}}(t) + \beta \cdot |X_{i,j}(t) - X_{\text{best}}(t)|, & f_i \neq f_g \\ X_{i,j}(t) + K \cdot \frac{|X_{i,j}(t) - X_{\text{worse}}(t)|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}, & f_i = f_g \end{cases} \quad (10)$$

式中: X_{best} 为全局最优位置; β 为步长控制参数, 服

从均值为 0, 方差为 1 正态分布的随机数; $K \in [-1, 1]$ 为随机数; f_i 为第 i 个个体的适应度值; f_g 为全局最佳适应度值; f_w 为全局最差适应度值; ε 为最小常数, 用来防止算式分母为 0。

6) 更新麻雀个体当前位置。

7) 对比麻雀前后位置, 选择更优的结果代替当前结果。

8) 循环步骤 3) 至步骤 7), 至最大迭代次数。

9) 输出适应度排名最高的麻雀个体。

2.1.2 SSA 改进方案

由于 SSA 的个体是直接跳到最优解, 而非 PSO 那样缓慢移动至最优解, 因此 SSA 表现为个体寻优效率不强, 且全局搜索能力较弱。考虑到 Tent 混沌序列具有收敛速度快、能够均匀遍历的特质, 通过 Tent 混沌映射对麻雀的初始种群进行初始化, 以提高其多样性; 采用混沌映射方法, 对适应能力差和搜索停滞的个体进行混沌映射, 通过对其序列的干扰, 使其脱离局部最优状态, 并继续进行搜索, 能很好地解决 SSA 容易处于局部最优解的困境。高斯变异在局部搜索方面具有优势, 利用高斯变异提升算法进行全局搜索, 并在迭代后期进一步改进局部开发性能, 可以解决 SSA 个体寻优效率不强的问题。选择高斯变异及 Tent 混沌扰动对麻雀算法进行调节, 可以帮助麻雀个体脱离局部最优, 起到优化算法的作用。

1) Tent 混沌映射。

混沌变量的随机性、规律性以及遍历性特点, 使得种群的多样性得到保持, 又可以帮助算法摆脱局部最优陷阱。借鉴文献 [21] 中的方法, 通过在传统 Tent 表达式中引入随机变量, 改进其存在不稳定周期点的问题。

$$X_i(t+1) = \begin{cases} 2X_i(t) + \text{rand}(0, 1) \cdot \frac{1}{N_T}, & 0 \leq X_i(t) \leq \frac{1}{2} \\ 2(1 - X_i(t)) + \text{rand}(0, 1) \cdot \frac{1}{N_T}, & \frac{1}{2} < X_i(t) \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: N_T 为粒子数量; $\text{rand}(0, 1)$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。通过伯努利位移变换后可以表示为

$$X_i(t+1) = (2X_i(t)) \bmod 1 + \text{rand}(0, 1) \cdot \frac{1}{N_T} \quad (12)$$

当 $t=0$ 时, 随机产生初始值 X_0 , 利用式(12)迭代随机产生混沌序列 X , t 自增加 1, 初始化麻雀种群。

2) Tent 混沌扰动。

将式(12)迭代产生的混沌变量载波到待解决问题的解空间中, 当麻雀个体适应度值 f_i 大于等于个体平均适应度值 f_a 时, 采用式(13)对部分陷

入局部最优的个体进行混沌扰动,并对比扰动前后个体优异性,保留较优个体。

$$X'_{\text{new}} = (X' + X_{\text{new}})/2 \quad (13)$$

式中: X' 为待扰动的麻雀个体位置; X_{new} 为混沌序列产生的混沌变量; X'_{new} 为扰动后的麻雀个体位置。

3) 高斯变异。

将原参数替换为符合均值 μ 、方差 σ^2 正态分布的随机数,同时将麻雀个体附近的局部区域设为搜索区域,从而进一步提升算法的鲁棒性。当麻雀个体适应度值 f_i 小于个体平均适应度值 f_a 时,按照式(14)进行高斯变异,对比选择变异前后个体优异性,保留较优个体。

$$X'_{\text{gm}} = X_{\text{gm}}(1 + N(0, 1)) \quad (14)$$

式中: X'_{gm} 为经过高斯变异后的个体位置; X_{gm} 为高斯变异前的个体位置; $N(0, 1)$ 为符合 $\mu = 0$, $\sigma^2 = 1$ 的正态分布随机数。

4) 边界探索。

SSA 的个体具有随机性,易跨越搜索边界导致算法的边界运算,使其不能有效地进行边缘探索,陷入边缘区域的最优解。考虑在边缘搜索中引入随机算子来提高算法的性能。

$$X_i(t+1) = \begin{cases} b_u - m \cdot q, & X_i(t+1) > b_u \\ b_l + m \cdot q, & X_i(t+1) \leq b_l \end{cases} \quad (15)$$

式中: b_u 和 b_l 分别表示搜索区域边界的上、下界; m 为根据边界大小定义的倍数因子; $q \in (0, 1]$, 为随机数。

5) 警戒缓解机制。

尽管警戒者可以提高算法的整体搜索性能,但在迭代后期,它会对算法性能产生很大的影响,从而导致算法的收敛性下降。而通过自适应改进警戒者的数目可以解决这个问题,为了防止种群被破坏,应保持警戒者数量所占总体种群比例 S_D 不低于 p , p 一般取值 10%~20%, 即:

$$S_D = \begin{cases} S_D \cdot \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right), & S_D > p \\ p, & S_D \leq p \end{cases} \quad (16)$$

2.2 适应度函数

适应度函数是群智能算法种群更新的关键评价指标,合理的适应度函数是算法求解问题的关键。根据规则,当本船与目标船舶进行避碰决策时,良好的避碰决策应兼顾避让过程的安全性和经济性,即执行避碰决策后,会遇船舶的碰撞风险应尽可能小,同时具备较小的航程损失及平滑

的路径。

2.2.1 安全经济性目标函数

对于能见度良好的开阔水域,转向是最常用的避让操纵措施,一般采取右转向避让措施^[2],根据规则,避让幅度要达到 30° 以上,并在新航向上航行一定时间。同时,考虑船舶复航经济性问题,避让航行时间过长会增加复航能耗。因此,从安全角度考虑,希望船舶间的碰撞危险度尽可能小,避让幅度尽量大;从经济角度考虑,希望转向幅度尽可能小,航行时间尽可能短。综合考虑,设置适应度函数如下:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n C_{\text{Rli}} \quad (17)$$

$$f_2(x) = \frac{\theta_i - 30}{30} \quad (18)$$

$$f_3(x) = \frac{1}{1 + V_o t_i \sin \theta_i} \quad (19)$$

式中: C_{Rli} 为本船与目标船 i 的碰撞危险度; n 为目标船舶数量; θ_i 为转向幅度; V_o 为让路船航速; t_i 为避让航行时间。

对上述多目标函数赋予权重^[23],简化目标函数为

$$\min f(x) = 0.6f_1(x) + 0.2f_2(x) + 0.2f_3(x) \quad (20)$$

2.2.2 算法步骤

基于 CSSOA 的船舶智能避碰决策实现步骤(图4)如下:

步骤1: 获取船舶参数信息,包括初始位置、相对距离、航速,以及相对方位、航向等有关数据。

步骤2: 对船舶初始会遇态势进行分析,根据1.1节中关于两船会遇态势的分析,以本船角度出发,根据目标船相对方位逐一判定避让责任。

步骤3: 对船舶运动参数计算处理,通过船舶碰撞危险度模型计算 T_{CPA} 和 C_{Rli} 大小,若 $T_{\text{CPA}} \leq 0$,两船不存在碰撞风险;若 $T_{\text{CPA}} > 0$,判断 C_{Rli} 是否大于阈值(通过对船长、大副等航海从业者的调研,并参考文献[24-25],取 C_{Rli} 的阈值为 0.5),若 $C_{\text{Rli}} \geq 0.5$,调用避碰决策算法,优先避让 C_{Rli} 最大的目标船。

步骤4: 让路船执行 CSSOA 给出的避碰方案,直航船保向保速,让路船完成避让行动后复航。

步骤5: 在完成一次避让行动后,判断是否仍存在碰撞风险(判断本船与各目标船的 T_{CPA} 和 C_{Rli} 大小,具体同步步骤3),若仍存在碰撞危险,重复步骤2)~4),直至驶过让清全部目标船舶。

步骤6: 在避让完成后,按照计划航向航行。

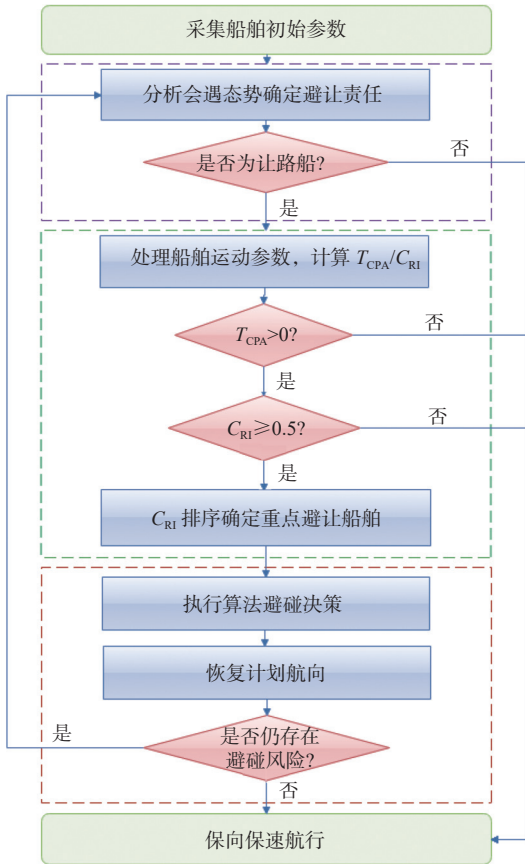


图 4 避碰决策流程图

Fig. 4 Collision avoidance decision flowchart

3 实例分析

3.1 基准函数仿真验证

为验证 CSSOA 的性能, 试验分别选用了高维单峰 Sphere Function、高维多峰 Ackley's Function、固定维多峰 Kowalik's Function 这 3 种基准测试函数, 如表 1 所示^[26]。同时, 设定 CSSOA 的群体数目为 50、最大迭代 100 次、运行 30 次。如图 5 所

示, 对比 SSA(红线)、PSO(绿线)和 CSSOA(蓝线)算法在不同测试函数上的性能。由图可以看出, CSSOA(蓝线)在收敛速度、精度方面更优。

3.2 船舶智能避碰决策实验

为验证基于 CSSOA 的船舶避碰决策的可行性, 设置船舶典型会遇的多船测试场景。由于多船会遇时的复杂情况, 分析过程中将船舶视为质点, 并以两船避碰为基础, 考虑船舶会遇态势, 根据 1.1 节中关于船舶会遇态势的分析进行避让责任判定。根据 1.2 节中船舶碰撞危险度的评估计算并参考文献 [17], 首先将 T_{CPA} 是否大于 0 作为避碰评估的条件之一, 当 $T_{CPA} \leq 0$ 时, 本船与目标船不存在碰撞风险; 当 $T_{CPA} > 0$ 时, 再根据 C_{RI} 的大小确定避碰顺序, 优先避让 C_{RI} 最大的目标船。若 C_{RI} 超过阈值, 调用 CSSOA 避碰决策算法, 求解出最优转向幅度和航行时间。一次避让结束后, 重新判定会遇态势和船舶碰撞危险度, 进行循环避让重点船操作, 直至驶过让清所有目标船舶。

假设测试场景处于能见度良好的开阔水域, 所有船舶遵守 COLREGS, 直航船保向保速, 让路船及早采取避让措施, 船舶操作过程中不考虑航速变化量^[24], 并共享避让措施至其他船舶, 避让完成后恢复计划航向, 再根据碰撞风险进行下一次的避让操作。设置多船会遇场景, 最小安全距离 d_1 取 1.1 n mile^[15]。本船(OS)初始位置(0,0), 航速 12 kn, 航向 000°; 目标船 1(TS₁)初始位置(4,4), 航速 12 kn, 航向 240°; 目标船 2(TS₂)初始位置(4,0), 航速 15 kn, 航向 300°; 目标船 3(TS₃)初始位置(0,4), 航速 10 kn, 航向 180°; 目标船 4(TS₄)初始位置(0,2), 航速 10 kn, 航向 000°。

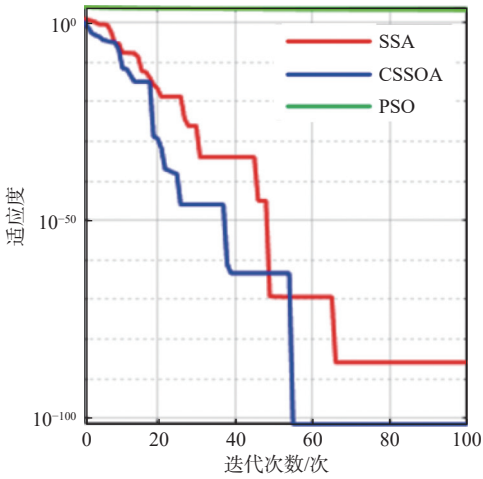
表 1 基准测试函数

Table 1 Benchmark functions

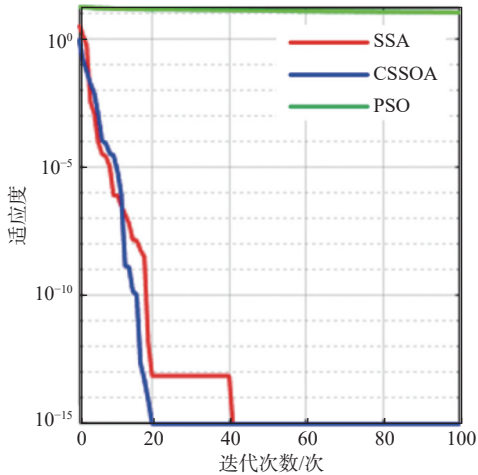
| 函数类型 | 基准测试函数 | 维度 | 范围 | 最优值 |
|---------|--|----|-------------|--------------|
| 高维单峰测试 | $F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ | 30 | [-100, 100] | 0 |
| 高维多峰测试 | $F_{10}(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$ | 30 | [-32, 32] | 0 |
| 固定维多峰测试 | $F_{15}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$ | 4 | [-5, 5] | 0.000 030 75 |

根据 COLREGS 对多船会遇态势进行逐一判定, 本船与 TS₁ 形成小角度交叉相遇局面, 与 TS₂ 形成大角度交叉相遇局面, 与 TS₃ 形成对遇局面, 与 TS₄ 形成追越局面, 本船对所有目标船均负有让路船职责; 其他船舶之间也相互存在避让

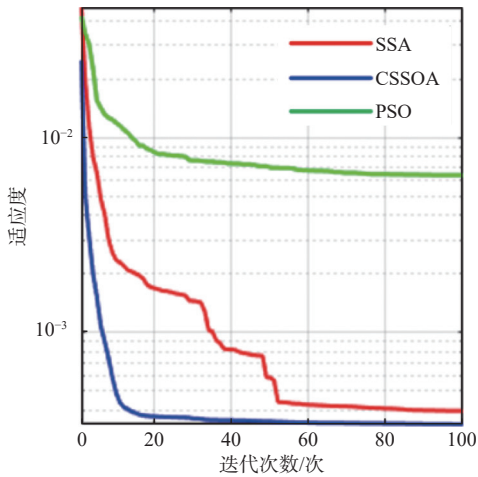
责任, TS₂ 需要避让 TS₁, TS₃ 需要避让 TS₄ 和 OS, TS₄ 需要避让 TS₃ 和 TS₁, TS₁ 为直航船。基于本船与目标船的初始信息进行船舶运动参数计算, 求解本船与各目标船之间的 D_{CPA} , T_{CPA} , 本船与 TS₁ 的初始 $D_{CPA}=0.98$ n mile, $T_{CPA}=16.03$ min; 本船



(a) 测试函数性能对比 1



(b) 测试函数性能对比 2



(c) 测试函数性能对比 3

图5 测试函数性能对比

Fig. 5 Test function performance comparison

与 TS_2 的初始 $D_{CPA}=1.00$ n mile, $T_{CPA}=15.60$ min; 本船与 TS_3 的初始 $D_{CPA}=0.01$ n mile, $T_{CPA}=12.12$ min, 与 TS_4 的初始 $D_{CPA}=0.01$ n mile, $T_{CPA}=43.58$ min。根据 1.2 节船舶碰撞危险度模型计算出本船与目标船的碰撞危险度, 本船与目标船 $TS_1 \sim TS_4$ 的 C_{RI} 分别为 0.713 1, 0.870 5, 0.911 0, 0.962 4。根据避让重点船策略, 本船优先避让目标船 TS_4 , 调用

CSSOA 寻求最优转向幅度和航行时间, 避让完成后重新评估会遇态势和碰撞风险, 循环以上过程, 直至驶过让清所有目标船舶。

为保证算法的可靠性, 循环算法 30 次, 得到平均最优解 ($30^\circ, 0.117$ h), 即本船转向幅度 30° , 避让航行 0.117 h 后恢复原航向。同理, 求得: TS_2 转向幅度 34° , 避让航行 0.203 h 后复航; TS_3 转向幅度 30° , 避让航行 0.113 h 后复航; TS_4 转向幅度 30° , 避让航行 0.092 h 后复航。本船复航后重新判断会遇态势与碰撞危险, 与目标船 TS_4 的 $T_{CPA}=0$, 解除碰撞危险, 但与 TS_2 和 TS_1 仍存在交叉相遇局面, 且存在碰撞危险, 循环上述步骤, 可得第 2 次避让最优方案, 转向幅度 42° , 避让航行 0.132 h 后复航, 再次判断本船与 TS_1, TS_2 的 T_{CPA} , 均为 0, 已无碰撞危险, 所有船舶均成功完成避让, 避让效果如图 6 所示, 避碰决策符合航海实际操船经验, 且算法寻优得到平均最优解的时间为 0.431 s, 远小于船舶驾驶员判断决策所用时间, 能够为船员提供避碰决策参考, 验证了模型的正确性和有效性。

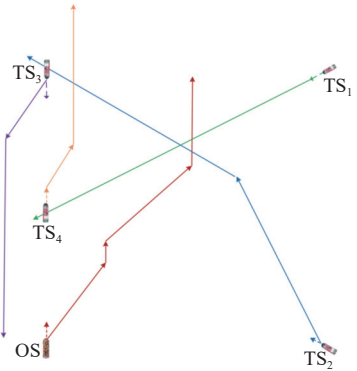


图6 避让效果示意图

Fig. 6 Schematic of the avoidance effect

对比 CSSOA, SSA 和 PSO 的执行效果, 结果显示, SSA 平均需要迭代 28 次寻到最优解, PSO 需要迭代 59 次, 而 CSSOA 算法迭代 13 次即可寻到最优解, CSSOA 的平均迭代次数较 SSA 和 PSO 分别减少了 53.57% 和 77.97%, 且收敛精度较优, 如图 7 所示。因此, 同样航行条件下, 基于 CSSOA 的船舶智能避碰决策方法在确保收敛精度的基础上收敛速度更快。

4 结语

针对多船会遇场景, 根据 COLREGS 确定避让责任, 基于船舶会遇参数构建模糊隶属度函数, 量化评估船舶碰撞危险度, 综合考虑船舶避碰过程中的安全性和经济性, 利用改进麻雀算法搜索速度快、精度高的特点, 求解多船避碰过程

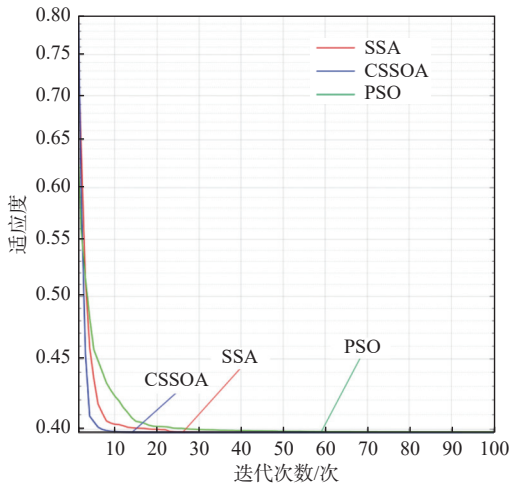


图7 算法对比结果

Fig. 7 Algorithms comparison results

中让路船的最优转向幅度和避让复航时间, 并进行多船会遇场景仿真验证, 结果表明, CSSOA的平均迭代次数较SSA和PSO分别减少了53.57%和77.97%, 改进的算法能够更快速、有效地寻求到最优解。但在航海实际中, 多船会遇的避碰决策仍值得进一步研究, 比如航行实际中船员判断、执行的延时考虑, 特殊水域对静动态目标的避让决策, 以及让路船因其他因素未采取避让措施, 直航船需要根据情况采取避让行动等情况。未来可针对上述问题进行更深入的研究。

参考文献:

- [1] 王远渊, 刘佳仑, 马枫, 等. 智能船舶远程驾驶控制技术研究现状与趋势[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 18–31.
WANG Y Y, LIU J L, MA F, et al. Review and prospect of remote control intelligent ships[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(1): 18–31 (in Chinese).
- [2] 丁志国, 张新宇, 王程博, 等. 基于驾驶实践的无人船智能避碰决策方法[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 96–104, 113.
DING Z G, ZHANG X Y, WANG C B, et al. Intelligent collision avoidance decision-making method for unmanned ships based on driving practice[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(1): 96–104, 113 (in Chinese).
- [3] 徐笑锋, 肖英杰, 章学来. 基于避碰规则自动驾驶船舶路径优化的研究进展[J]. *交通信息与安全*, 2021, 39(2): 1–8.
XU X F, XIAO Y J, ZHANG X L. A review on optimization of unmanned ship path based on collision avoidance rules[J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2021, 39(2): 1–8 (in Chinese).
- [4] 刘朝, 黄立文, 张可, 等. 基于天牛须搜索算法的多船避碰决策方法[J]. *武汉理工大学学报(交通科学与工程版)*,

- 2021, 45(5): 1000–1004.
- LIU C, HUANG L W, ZHANG K, et al. Decision-making approach for multi-ship collision avoidance based on beetle antennae search algorithm[J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)*, 2021, 45(5): 1000–1004 (in Chinese).
- [5] 周双林, 杨星, 刘克中, 等. 规则约束下基于深度强化学习的船舶避碰方法[J]. *中国航海*, 2020, 43(3): 27–32, 46.
ZHOU S L, YANG X, LIU K Z, et al. COLREGs-compliant method for ship collision avoidance based on deep reinforcement learning[J]. *Navigation of China*, 2020, 43(3): 27–32, 46 (in Chinese).
- [6] 曾勇, 张金奋, 张明阳, 等. 基于粒子群-遗传优化算法的船舶避碰决策[J]. *中国航海*, 2020, 43(1): 1–6, 28.
ZENG Y, ZHANG J F, ZHANG M Y, et al. Collision avoidance decision-making based on particle swarm optimization and genetic algorithm[J]. *Navigation of China*, 2020, 43(1): 1–6, 28 (in Chinese).
- [7] 倪生科, 刘正江, 蔡垚, 等. 基于混合遗传算法的船舶避碰路径规划[J]. *上海海事大学学报*, 2019, 40(1): 21–26.
NI S K, LIU Z J, CAI Y, et al. Ship collision avoidance path planning based on hybrid genetic algorithm[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2019, 40(1): 21–26 (in Chinese).
- [8] ZHENG Y S, ZHANG X G, SHANG Z J, et al. A decision-making method for ship collision avoidance based on improved cultural particle swarm[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2021, 2021: 8898507.
- [9] XU X L, LU Y, LIU X C, et al. Intelligent collision avoidance algorithms for USVs via deep reinforcement learning under COLREGs[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 217: 107704.
- [10] XIE S, CHU X M, ZHENG M, et al. Ship predictive collision avoidance method based on an improved beetle antennae search algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 192: 106542.
- [11] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22–34.
- [12] GOERLANDT F, MONTEWKA J, KUZMIN V, et al. A risk-informed ship collision alert system: Framework and application[J]. *Safety Science*, 2015, 77: 182–204.
- [13] XU Q Y, WANG N. A survey on ship collision risk evaluation[J]. *Promet*, 2014, 26(6): 475–786.
- [14] 楼建坤, 王鸿东, 王检耀, 等. 基于机器学习的实海域无人艇避碰算法智能演进方法[J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 65–73.
LOU J K, WANG H D, WANG J Y, et al. Intelligent evolution method for obstacle-avoidance algorithm of unmanned surface vehicles in real sea trial based on machine learning[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2021, 16(1): 65–73 (in Chinese).

- [15] 郑中义. 船舶自动避碰决策系统的研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2000.
ZHENG Z Y. Research on automatic decision-making system of vessel collision avoidance[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2000 (in Chinese).
- [16] LI B, PANG F W. An approach of vessel collision risk assessment based on the D-S evidence theory[J]. *Ocean Engineering*, 2013, 74: 16–21.
- [17] 刘洪丹. 船舶智能自动避碰策略研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
LIU H D. The strategy research of ship intelligent automatic collision avoidance[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016 (in Chinese).
- [18] ZHAO Y X, LI W, SHI P. A real-time collision avoidance learning system for Unmanned Surface Vessels[J]. *Neurocomputing*, 2016, 182: 255–266.
- [19] LIS J, LIU J L, NEGENBORN R R. Distributed coordination for collision avoidance of multiple ships considering ship maneuverability[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 181: 212–226.
- [20] 王鸿东, 易宏, 向金林, 等. 基于海事规则的中型无人艇避碰路径规划算法研究及应用 [J]. *中国舰船研究*, 2022, 17(5): 184–195, 203.
WANG H D, YI H, XIANG J L, et al. Collision avoidance path planning algorithm research and application of medium-sized USV based on COLREGS[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2022, 17(5): 184–195, 203 (in Chinese).
- [21] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(8): 1712–1720.
LYU X, MU X D, ZHANG J, et al. Chaos sparrow search optimization algorithm[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(8): 1712–1720 (in Chinese).
- [22] 吴兆麟, 王逢辰. 海上避碰行为的统计研究 [J]. *中国航海*, 1986(2): 16–25.
WU Z L, WANG F C. Statistical study of behaviors of collision avoidance at sea[J]. *Navigation of China*, 1986(2): 16–25 (in Chinese).
- [23] 曾勇. 多船会遇场景下船舶避碰决策方法研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2020.
ZENG Y. Study on collision avoidance decision making methodology under multi-ship encounter situations [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2020 (in Chinese).
- [24] 张金奋. 船舶碰撞风险评价与避碰决策方法研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2013.
ZHANG J F. Study on ship collision risk assessment and anti-collision decision making methodology[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2013 (in Chinese).
- [25] 倪生科. 基于规则的船舶智能避碰决策关键技术研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
NI S K. Study on key technologies for ship intelligent decision making for collision avoidance based on rules [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2020 (in Chinese).
- [26] 杨鑫. 群体智能优化算法改进及其在聚类中的研究 [D]. 长春: 长春工业大学, 2022.
YANG X. Research on improved swarm intelligence algorithms and their applications in clustering[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2022 (in Chinese).

相关论文

- [1] 郑茂, 丁世淦, 兰加芬, 等. 内河航道避碰测试会遇场景建模方法研究 [J]. *中国舰船研究*, 2023, 18(5): 121–132. doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.02973
- [2] 宋利飞, 徐凯凯, 史晓骞, 等. 多无人艇协同围捕智能逃跑目标方法研究 [J]. *中国舰船研究*, 2023, 18(1): 52–59. doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.02974
- [3] 王鸿东, 易宏, 向金林, 等. 基于海事规则的中型无人艇避碰路径规划算法研究及应用 [J]. *中国舰船研究*, 2022, 17(5): 184–195, 203. doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.02831
- [4] 楼建坤, 王鸿东, 王检耀, 等. 基于机器学习的实海域无人艇避碰算法智能演进方法 [J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 65–73. doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.02116
- [5] 丁志国, 张新宇, 王程博, 等. 基于驾驶实践的无人船智能避碰决策方法 [J]. *中国舰船研究*, 2021, 16(1): 96–104, 113. doi: 10.19693/j.issn.1673-3185.01781