

文章编号:1671-5896(2026)04-0916-09

智能融合算法反转变异策略优化远洋气象航线

王亚森¹, 张潇涵¹, 周家琛², 张韦哲³

(1. 中国船舶及海洋工程设计研究院 电气设计部, 上海 200011; 2. 中国船舶及海洋工程设计研究院
科研项目管理部, 上海 200011; 3. 吉林大学 电子科学与工程学院, 长春 130012)

摘要: 针对传统启发式算法在求解船舶远洋气象航线规划时, 存在收敛速度迟缓易陷入局部最优、性能高度依赖参数设置的问题, 构建了基于智能优化算法改进的航线规划框架。通过融合遗传、蚁群与模拟退火算法的优势, 提出反转变异与信息素融合变异策略, 并设计基于适应度的横向动态调整与基于模拟退火的纵向动态调整遗传概率机制, 该策略提升了算法的全局寻优能力与收敛效率。仿真对比试验表明, 相较于传统算法, 融合算法路径长度缩短 11.7% ~ 36.7%, 航行时间减少 12.2% ~ 37.4%, 验证了其在复杂气象环境下的优化效能。

关键词: 路径规划; 气象航线; 遗传算法; 蚁群算法

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

Intelligent Fusion Algorithm with Reverse Mutation Strategy for Optimizing Ocean Meteorological Route Planning

WANG Yasen¹, ZHANG Xiaohan¹, ZHOU Jiachen², ZHANG Weizhe³

(1. Department of Electrical Engineering, Marine Design & Research Institute of China, Shanghai 200011, China;

2. Department of Programs, Marine Design & Research Institute of China, Shanghai 200011, China;

3. College of Electronic Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: To address the limitations of traditional heuristic algorithms in solving the ship ocean weather routing problem, namely slow convergence, susceptibility to local optima, and high dependence on parameter settings, an improved route planning framework is constructed based on intelligent optimization algorithms. By integrating the advantages of genetic algorithm, ant colony algorithm and simulated annealing algorithm, a reversal mutation and pheromone fusion mutation strategy is proposed, and a horizontal dynamic adjustment mechanism is designed based on fitness and a vertical dynamic adjustment mechanism based on simulated annealing for genetic probabilities. These strategies enhance the global optimization capability and convergence efficiency of the algorithm. Comparative simulation experiments show that, compared to traditional algorithms, the proposed fusion algorithm shortens the path length by 11.7% ~ 36.7% and reduces the navigation time by 12.2% ~ 37.4%, verifying its optimization performance in complex meteorological environments.

Key words: path planning; meteorological route; genetic algorithm; ant colony algorithm

0 引言

随着全球海运贸易的持续增长, 中国作为国际贸易的核心参与者, 其海运发展水平不仅直接影响经济效益, 更与双碳目标下的生态建设密切相关^[1]。然而, 船舶远洋航行面临着气象环境^[2]、动态海面

收稿日期: 2025-07-02

基金项目: 中国船舶航海保障技术实验室开发基金资助项目(2023010302); 海洋防务技术创新中心创新基金资助项目(JJ-2022-702-01)

作者简介: 王亚森(1986—), 男, 安徽利辛人, 中国船舶及海洋工程设计研究院高级工程师, 主要从事船舶电气设计与研究, (Tel) 86-18516171509 (E-mail) 250155620@qq.com; 通讯作者: 张韦哲(2000—), 男, 山东德州人, 吉林大学硕士研究生, 主要从事智能船舶技术研究, (Tel) 86-15166992735 (E-mail) zhangwz23@mails.jlu.edu.cn。

环境、船舶自身性能及人为操作等多重不确定性因素^[3],其中气象环境的不可控性对航行安全与效率的影响尤为显著。由于恶劣气象可能导致船舶失速、甚至倾覆,而精准的气象航线规划则能通过预判环境风险,有效降低航行隐患^[4]。因此,如何在复杂气象环境下高效地规划最优航线,成为保障航运安全性与经济性的关键技术问题。船舶路径规划核心是在起点与终点间,依据特定目标生成满足航行约束的最优轨迹^[5]。根据规划范围的差异,可分为局部与全局路径规划^[6]。局部规划聚焦动态或未知环境中的快速响应,但受限于区域范围难以保证全局最优;全局规划虽能基于完整环境信息生成全局最优解,却因计算范围广、耗时长,难以适应实时性要求高的场景^[7]。

为此,笔者通过结合遗传算法与蚁群算法的优势提出智能融合算法,通过反转变异与信息素融合变异策略增强种群多样性,避免局部最优;设计动态调整遗传概率机制,并根据个体适应度与进化世代灵活调控遗传操作概率,既保护高质量个体的基因结构,又加速低质量个体进化,从而提升收敛效率。在复杂气象环境下的仿真实验表明,其能有效缩短路径长度与航行时间,综合性能优于传统算法的综合性能。

1 融合蚁群与遗传算法路径规划算法

1.1 适应度函数

适应度函数作为遗传算法的评价指标,直接决定了种群进化的方向与效率^[8]。其设计质量不仅影响算法的收敛速度,更决定了最终优化结果能否满足实际应用需求。在船舶气象航线规划场景中,由于航行时间与路径长度是核心优化目标^[9],且二者通常存在此消彼长的矛盾关系,因此适应度函数需同时量化这两个维度的优化效果,通过合理的权重分配实现综合最优。基于此,设计适应度函数为

$$f_{\text{fitness}} = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^{N-1} L_i} + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^{N-1} T_i}, \quad (1)$$

其中 N 为个体染色体中的节点数, L_i 为第 i 个航路段的长度(海里), T_i 为第 i 个航路段的航行时间(h)。 λ_1 和 λ_2 分别为路径长度与航行时间的权重系数,通过调整二者的比值可灵活平衡不同优化目标的优先级:当 $\lambda_1 > \lambda_2$ 时,算法倾向于缩短路径长度;当 $\lambda_1 < \lambda_2$ 时,则其注重减少航行时间。这种设计既保留了对单一目标的优化能力,又通过加权组合实现了多目标的协同优化,与船舶气象航线规划的实际需求高度契合。

1.2 初始化种群

船舶远洋航行的连续海洋环境需通过离散化建模转化为算法可处理的结构化数据^[10],这是路径规划的基础前提。常见的航行区域建模方法包括拓扑地图法、几何特征地图法及栅格地图法^[11]。其中,栅格地图法因与电子海图数据格式高度兼容、计算复杂度低且便于路径搜索算法实现,被广泛应用于船舶航线规划场景^[12]。笔者基于此构建船舶航行区域。为提升搜索效率并避免无效探索,待优化航路点

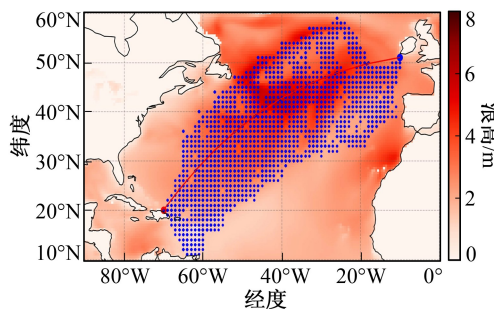


图1 初始化搜索区域

Fig. 1 Initialization of the search area

限定在特定搜索区域内:该区域以大圆航线为基准,向两侧拓展一定弧度形成。为量化描述该搜索区域的边界范围,定义两个结构体分别表示拓展区域的上下边界,如下:

$$U_{\text{UpBound}} = \{ \text{Up } B_0, \dots, \text{Up } B_i, \dots, \text{Up } B_n \}, \quad (2)$$

$$L_{\text{LowBound}} = \{ \text{Low } B_0, \dots, \text{Low } B_i, \dots, \text{Low } B_n \}, \quad (3)$$

其中 $\text{Up } B_i$ 和 $\text{Low } B_i$ 分别为上下边界的位置坐标,如图1所示为气象航线优化的航行搜索区域,其中中间区域曲线是起始点至目标点的大圆航线,点状区域是以大圆航线为基准向两侧拓展的船舶航线搜索区域。

1.3 遗传算子

为解决传统遗传算法单一变异策略导致的搜索空间受限问题^[13],设计了混合反转变异与信息素

融合变异的复合变异算子。前者通过结构变异扩大搜索范围，后者借助信息素引导提升寻优效率，二者协同作用显著增强了种群的多样性与全局寻优能力^[14]。其中，反转变异操作聚焦于路径结构的对称性特征。在染色体编码的前半段与后半段分别遍历所有航路点，当检测到存在相同纬度的坐标点时，以这两个点的纬度为对称轴，对路径中间段的坐标进行镜像对称变换。这种操作通过利用路径的潜在对称特性，将搜索空间从局部坐标调整扩展到全局结构重组，有效避免了传统随机变异仅能产生微小坐标变化的局限^[15]。如图 2 所示，黑色路径即为通过纬度对称变异生成的新航路点，其结构相较于原始路径在保持关键纬度特征的同时，显著扩展了搜索范围。

同时为增强种群的寻优能力，融合信息素加入变异操作，在提出的变异算子中，首先根据变异概率确定要变异的个体，然后选择变异起点与终点。蚁群系统状态转移规则定义变异规则为

$$P(N_i) = \frac{(\tau(N_i))^\alpha \times (\eta(N_i))^\beta}{\sum_{N_j \in N_{\text{access}}} (\tau(N_j))^\alpha \times (\eta(N_j))^\beta}, \tag{4}$$

其中 N_i 为当前航路点周围可航行的节点， $\tau(N_i)$ 为 N_i 中的信息素浓度， $\eta(N_i)$ 为启发式信息，其被定义为 N_i 和变异终点间距离的倒数， α 和 β 分别为信息素和启发信息在构建候选解时的相对重要程度。如图 3 所示，黑色路径即为变异航路点。

为在保持路径基因顺序特征的同时引入多样性，采用基于顺序的交叉操作：首先在两个父代染色体中随机选择若干不连续的位置，这些位置对应父代 1 的关键基因段；随后以父代 2 的染色体为基础，提取未被选中的基因作为子代的基础框架；最后将父代 1 中被选中的关键基因按原始顺序插入子代框架的对应位置，确保路径节点的空间连续性。另一个子代则通过相同操作生成，以父代 1 的未选基因构建框架，插入父代 2 的关键基因。这种设计既保留了父代路径的核心结构特征，又通过框架重组引入了新的路径可能性，有效平衡了遗传操作的探索与利用能力。如图 4 所示，路径 1 与 2 通过顺序交叉操作生成的两个子代，既继承了父代的关键节点，又通过框架重组形成了新的中间路径段。

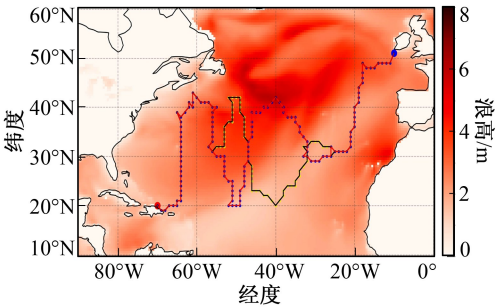


图 2 反转变异
Fig. 2 Reverse mutation

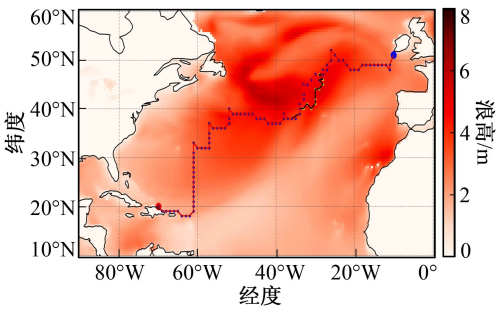


图 3 融合信息素变异
Fig. 3 Fused pheromone mutation

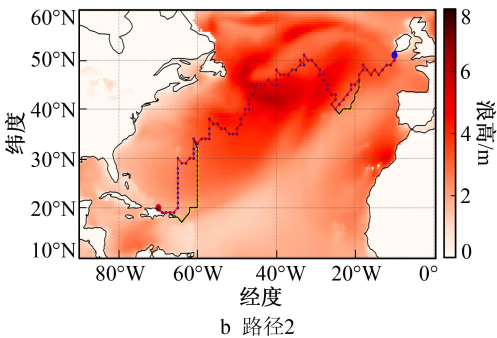
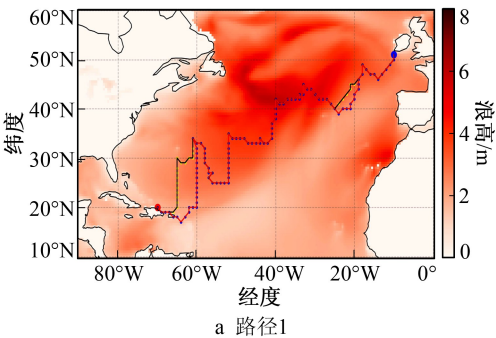


图 4 顺序交叉示意图
Fig. 4 Schematic diagram of order crossover

1.4 动态遗传概率调整策略

为保留高质量基因,笔者提出一种基于个体适应度的横向调整遗传操作概率机制,通过动态调控不同个体的遗传操作概率,实现对优质基因的定向保护与对劣质基因的重点改造。调整规则定义为

$$P_{c_i} = \begin{cases} P_{c_{mid}} + Z_1 \left(\frac{f_{avg} - f_i}{f_{avg} - f_{min}} \right), & f_i < f_{avg}, \\ P_{c_{min}} + Z_2 \left(\frac{f_{max} - f_i}{f_{max} - f_{avg}} \right), & f_i \geq f_{avg}, \end{cases}$$

$$P_{m_i} = \begin{cases} P_{m_{mid}} + Z_3 \left(\frac{f_{avg} - f_i}{f_{avg} - f_{min}} \right), & f_i < f_{avg}, \\ P_{m_{min}} + Z_4 \left(\frac{f_{max} - f_i}{f_{max} - f_{avg}} \right), & f_i \geq f_{avg}, \end{cases}$$

其中 P_{c_i} 和 P_{m_i} 为个体的突变操作和交叉操作概率, f_i 为个体的适应度值, f_{avg} 为总体适应度的平均值, f_{max} 和 f_{min} 为总体适应度的最大值和最小值。 $P_{c_{min}}$ 、 $P_{c_{mid}}$ 、 $P_{c_{max}}$ 为确定交叉概率范围的参数, $P_{c_{min}}$ 、 $P_{c_{mid}}$ 、 $P_{c_{max}}$ 为确定突变概率范围的参数表示和之间的差, Z_1 为 $P_{c_{mid}}$ 和 $P_{c_{min}}$ 之间的差, Z_2 为 $P_{c_{mid}}$ 和 $P_{c_{max}}$ 之间的差, Z_3 为 $P_{m_{mid}}$ 和 $P_{m_{min}}$ 之间的差, Z_4 为 $P_{m_{mid}}$ 和 $P_{m_{max}}$ 之间的差。群体初始化或选择完成后,在进行后续遗传操作前,应通过式(5)和式(6)计算群体中每个个体的遗传操作概率。图5给出了种群中适应度与遗传操作概率间的关系,从图5可看出,个体的适应度值越高,其被遗传操作选中的概率越低,这使高质量个体的基因结构更难被遗传操作破坏。同时,个体的适应度值越小,其被遗传操作选择的概率越高,这使低质量的个体更容易被遗传操作选择以重建其基因结构,从而加速种群的进化。

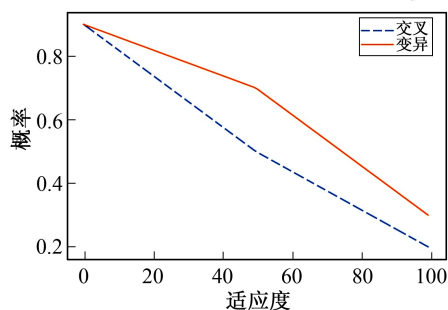


图5 同一种群中适应度与遗传操作概率间的关系

Fig.5 The relationship between fitness and genetic operation probability in the same population

上述横向调整机制解决了同代个体间遗传操作概率的差异化问题,但进化过程本身具有阶段性特征:进化初期需要保持种群活跃性以充分探索搜索空间,而进化后期则需要稳定优质基因以加速收敛。为此,笔者进一步提出基于模拟退火算法^[10]的纵向调整遗传操作概率机制,其通过模拟退火的温度衰减特性,动态调控不同进化世代的遗传操作概率,使种群在进化初期保持高活跃度以扩大搜索范围,随着进化世代增加逐渐降低遗传操作概率,最终实现种群从探索到利用的平滑过渡。调整规则定义为

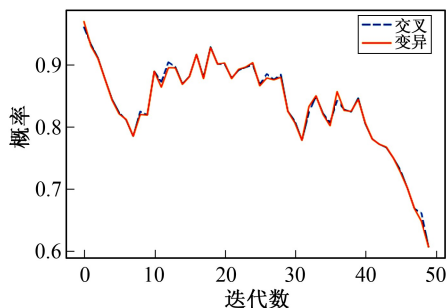


图6 进化世代与群体平均遗传操作概率的关系

Fig.6 The relationship between evolutionary generations and average genetic operation probability of populations

$$\begin{cases} P(c_i) = P(c_i) P_{An}, \\ P(m_i) = P(m_i) P_{An}, \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} P_{An} = ae^{-1/T}, \\ T = T_0 q^G, \end{cases} \quad (8)$$

其中 $P(c_i)$ 为第 i 个染色体的交叉概率, $P(m_i)$ 为第 i 个染色体的变异概率, P_{An} 为退火系数。其中 T_0 为初始温度, q 为冷却速率, G 为当前进化世代, a 为常数, 值被设置为大于1, 这使得无论适应度如何, 遗传操作的概率都可能超过进化早期确定的区间。因此, 种群在早期非常活跃, 加快了向最优解收敛的速度。图6给出了进化世代与群体平均遗传操作概率间的关系。

2 仿真实验

2.1 实验环境设置

笔者考虑的气象数据主要包括风和浪两种，其是欧洲中期天气预报中心提供的再分析数据。图 7 给出了 2024 年 4 月 1 日 0 时在北太平洋的气象数据。

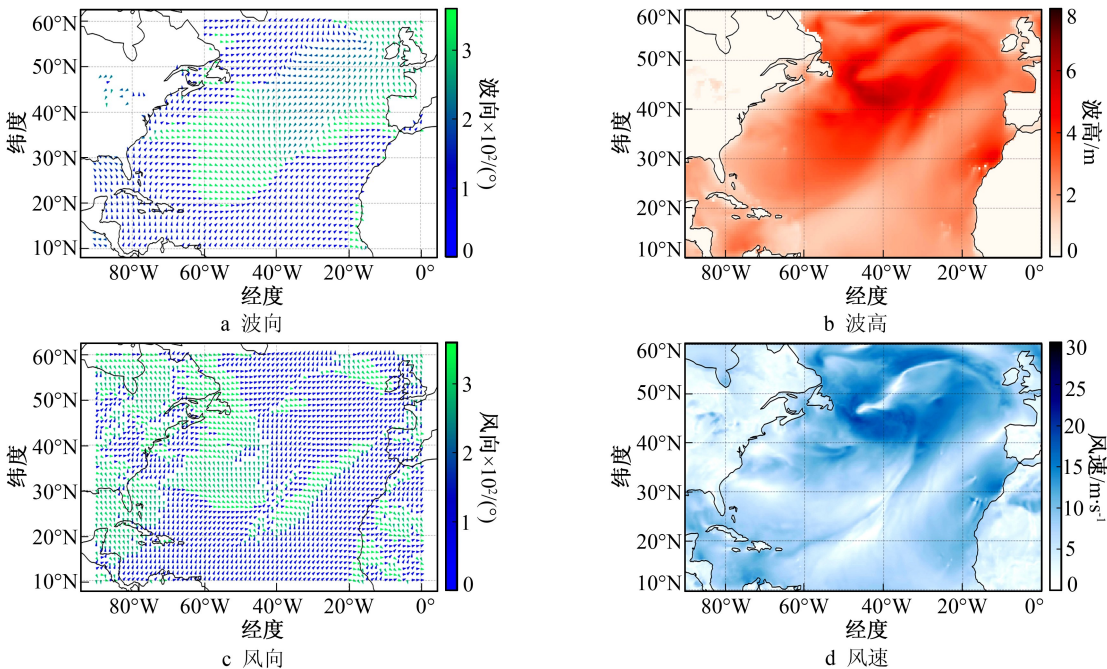


图 7 气象数据图示

Fig. 7 Meteorological data diagram

2.2 对比实验仿真实验结果

使用融合启发式算法与遗传算法和蚁群算法进行对比实验参数设置如表 1 所示，在 4 种不同的气象条件下进行对比实验。图 8a~图 8d 分别给出了 4 种不同气象条件下的航线规划结果。

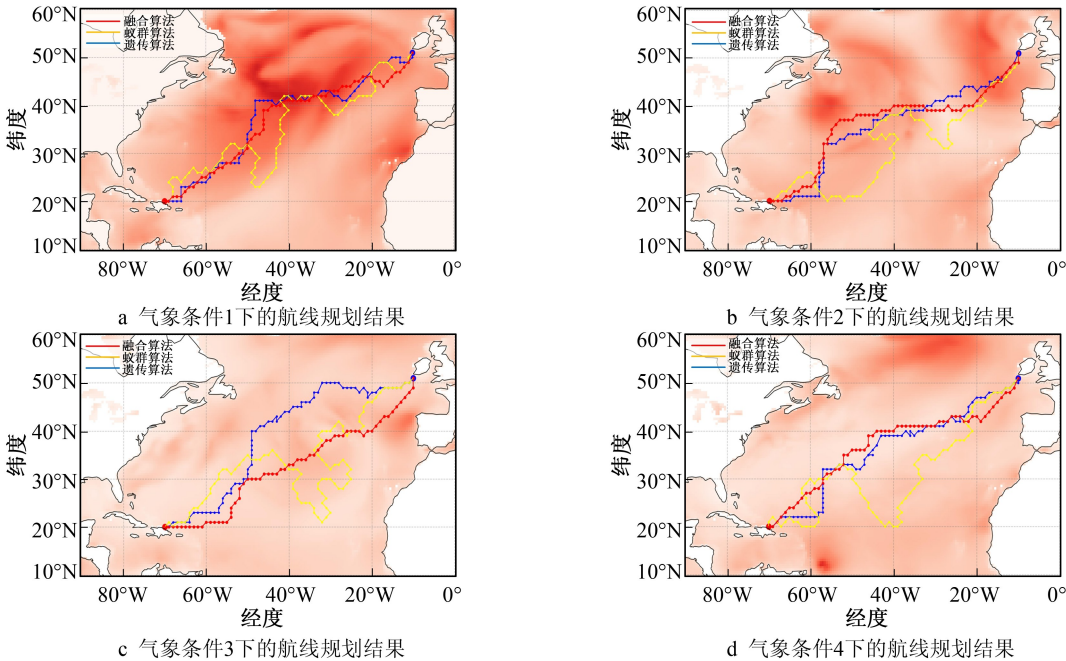


图 8 对比实验

Fig. 8 Comparison experiments

表1 实验参数配置
Tab.1 Experimental parameter configuration

参数	参数值	参数	参数值
起始点	[70,20]	船舶速度/Knot	15
目标点	[-10,51]	信息素重要程度因子 α	1
种群数	70	启发函数重要程度因子 β	4
迭代次数	70	信息素挥发系数 ρ	0.3
船舶排水量/t	23 740		

图9为不同算法的适应度对比结果,图10为不同算法在路径长度与航行时间的对比结果,表2为不同算法各项指标对比结果。可以看出,笔者提出的算法在各方面都具有较好的性能,并且在收敛速度和优化效果方面都优于传统算法。

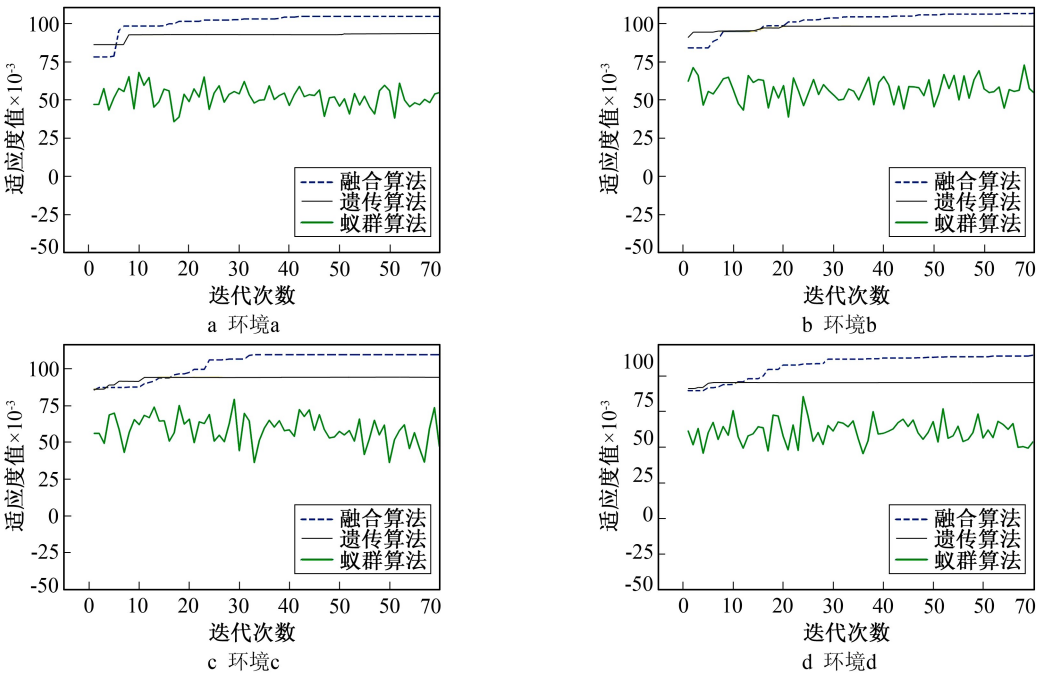


图9 适应度对比
Fig.9 Fitness comparison

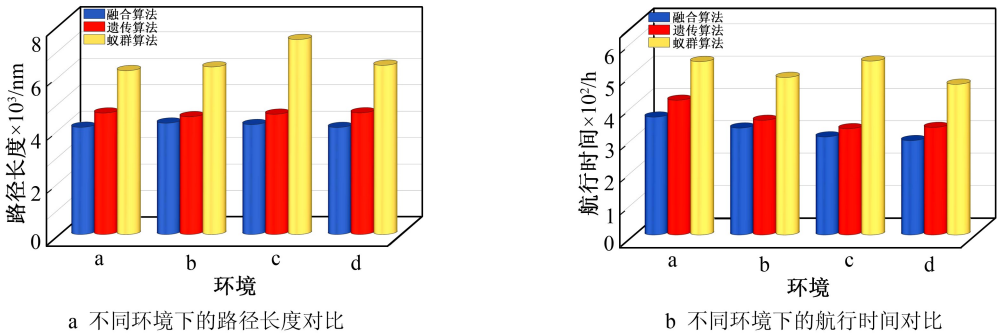


图10 算法性能对比
Fig.10 Algorithm performance comparison

图10中,在环境a中,融合算法与遗传算法相比,路径长度缩短11.73%,航行时间缩短12.49%;与蚁群算法相比,路径长度缩短34.57%,航行时间也缩短了31.99%。环境b的结果同样显示出融合算法的优势:与遗传算法对比,路径长度缩短5.36%,航行时间缩短6.71%;与蚁群算法对比,路径长度和航行时间分别缩短33.54%和32.12%。在环境c里,融合算法相较于遗传算法,路径长度缩短

8.60%，航行时间缩短 7.69%；相较于蚁群算法，路径长度缩短 43.64%，航行时间缩短 43.62%。所示结果说明融合算法在该环境下能更好地应对复杂情况，优化效果显著。环境 d 中，融合算法与遗传算法相比，路径长度缩短 12.00%，航行时间缩短 12.22%；与蚁群算法相比，路径长度缩短 36.75%，航行时间缩短37.39%。融合算法在不同的气象条件下都能保持较高的优化水平，在路径规划和航行时间控制方面表现出色。综上，融合算法在 4 种不同的环境下，无论是与遗传算法还是蚁群算法相比，在路径长度和航行时间上均表现出明显的缩短优势，充分证明了该算法在船舶远洋气象航线规划中的有效性和优越性。

表 2 算法性能对比
Tab.2 Algorithm performance comparison

环境编号	算法	路径长度/nm	航行时间/h	环境编号	算法	路径长度/nm	航行时间/h
a	融合算法	4 052.23	365.03	c	融合算法	4 154.53	303.64
	遗传算法	4 590.92	417.13		遗传算法	4 545.65	328.93
	蚁群算法	6 193.21	536.76		蚁群算法	7 371.08	538.55
b	融合算法	4 210.01	331.07	d	融合算法	4 045.23	292.15
	遗传算法	4 448.55	354.91		遗传算法	4 596.90	332.83
	蚁群算法	6 334.65	487.75		蚁群算法	6 395.36	466.59

2.3 消融实验仿真实验结果

为验证提出的横向与纵向动态调整遗传操作概率机制对算法性能的实际贡献，进行了消融实验研究。通过对比融合算法与未采用横向与纵向调整机制，仅保留基础遗传蚁群融合框架的初始算法的性能差异，量化分析关键改进模块的优化效能。如图 11、图 12 与表 3 所示，对比实验能直接反映动态调整机制对路径规划结果的影响：初始算法因缺乏适应度导向的横向概率调整，优质基因易被随机操作破坏；同时因缺少基于模拟退火的纵向概率调控，进化后期难以稳定优质解，导致其在复杂环境下的优化能力受限。

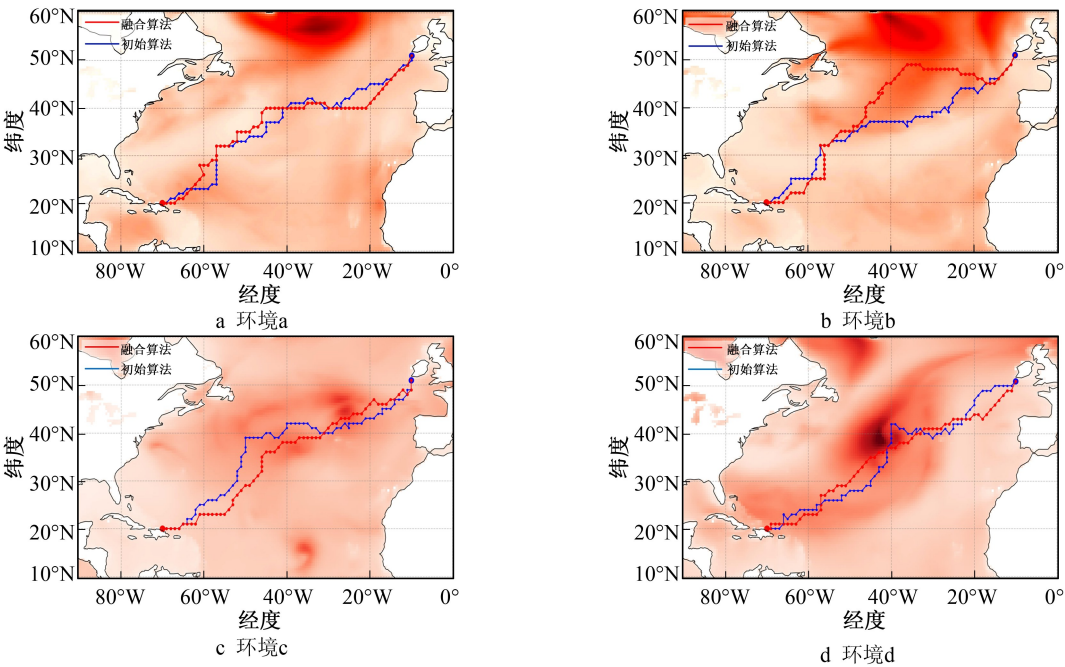


图 11 消融实验
Fig.11 Ablation experiments

由表 3 可知，所提算法在路径长度和航行时间指标上相较于初始算法有不同程度的表现。在环境 a 中，融合算法表现出了良好的优化效果，路径长度缩短 4.28%；航行时间缩短 5.02%。然而在环境 b 里，融合算法路径长度相较与初始算法增加 1.97%，航行时间增加 3.97%，可能是由于该环境下的特殊

气象条件或地理因素,使融合算法在初始阶段未能很好地适应,从而导致性能不如初始算法,但未有明显差距,证明了融合算法具有较好的适应性。环境c中,融合算法再次体现出优势,路径长度缩短7.69%,航行时间缩短7.48%,说明在该环境下融合算法能准确地结合气象信息和航线规划需求,优化路径并减少航行时间。环境d中路径长度缩短15.65%,航行时间缩短16.95%,证明了融合算法在复杂环境下的优化能力,能大幅缩短路径长度和航行时间。

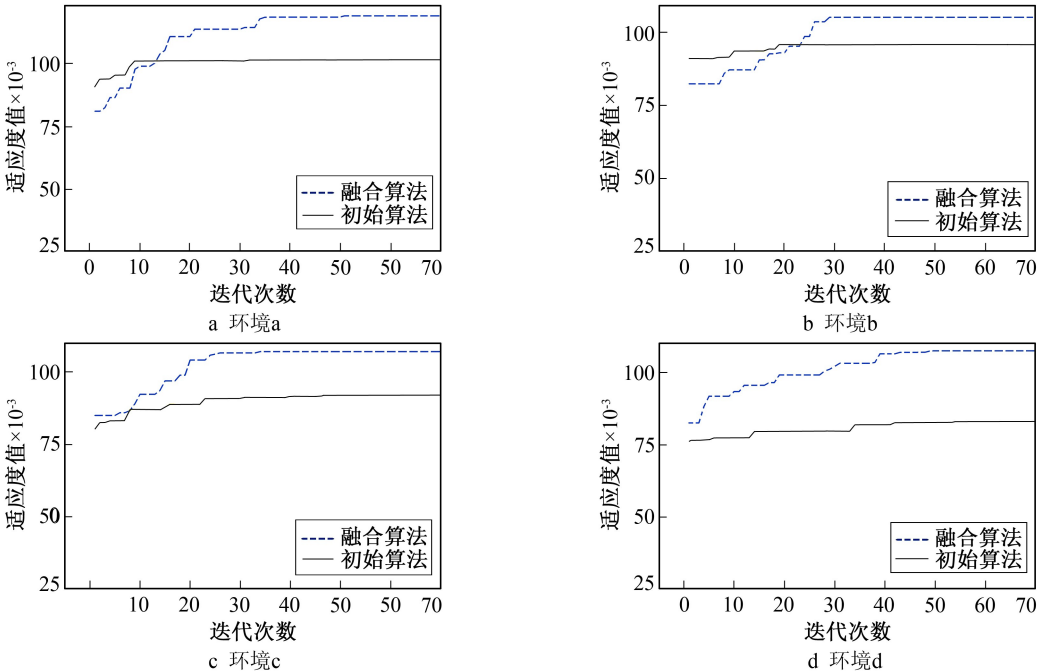


图 12 适应度对比
Fig. 12 Fitness comparison

综合来看,尽管融合算法在个别环境下存在性能波动,但在大多数环境中都能实现路径长度和航行时间的有效提升,整体上优于初始算法,在船舶远洋气象航线规划中具有较高的应用价值和发展潜力。

表 3 融合算法与初始算法性能对比

Tab. 3 Performance comparison between fused algorithm and initial algorithm

环境编号	算法	路径长度/nm	航行时间/h	环境编号	算法	路径长度/nm	航行时间/h
a	融合算法	4 203.38	305.57	c	融合算法	4 146.50	330.04
	初始算法	4 391.29	321.74		初始算法	4 492.05	356.74
b	融合算法	4 422.89	333.71	d	融合算法	4 027.88	331.02
	初始算法	4 337.30	320.96		初始算法	4 775.13	398.58

3 结 语

针对传统路径规划算法在复杂气象环境下存在的局部最优陷阱、收敛速度慢及参数敏感等问题,笔者提出了一种融合遗传算法与蚁群算法优势的智能融合算法。其通过设计混合反转变异与信息素融合变异的复合算子扩大搜索范围,结合基于适应度的横向动态调整与模拟退火的纵向动态调整双重机制,实现了优质基因保护与劣质基因改造的协同优化,解决了传统算法的缺陷。仿真实验从横向对比与纵向消融两个维度验证了算法的有效性。在4类典型气象场景的对比试验中,融合算法较传统遗传算法路径长度平均缩短9.93%、航行时间平均缩短9.78%,较蚁群算法路径长度平均缩短37.12%、航行时间平均缩短36.73%,表现出跨气象复杂度的稳定优化能力;消融实验进一步表明,动态调整机制使算法在大部分测试场景中实现显著优化,验证了核心改进模块的关键作用。笔者提出的智能融合算法通过机制创新有效平衡了全局探索与局部优化,在复杂气象环境下的路径规划中兼具收敛速度与优化精度优势,

为船舶远洋气象航线规划提供了更高效的技术方案。后续研究可针对中等波动场景的特殊气象特征,进一步优化动态调整机制的参数自适应范围,以提升算法在全场景下的稳定性。

参考文献:

- [1] ZHAO W, WANG Y, ZHANG Z, et al. Multicriteria Ship Route Planning Method Based on Improved Particle Swarm Optimization-Genetic Algorithm [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(4): 357-372.
- [2] ZIS T P, PSARAFTIS H N, DING L. Ship Weather Routing: A Taxonomy and Survey [J/OL]. Ocean Engineering, 2020, 213: 107697 [2026-05-15]. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107697>.
- [3] CHAUVIN C, LARDJANE S, MOREL G, et al. Human and Organisational Factors in Maritime Accidents: Analysis of Collisions at Sea Using the HFACS [J]. Accident Analysis & Prevention, 2013, 59: 26-37.
- [4] 孙季红. 基于改进粒子群算法的远洋气象航线规划研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2022.
SUN J H, Research on Ocean Meteorological Route Planning Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm [D]. Changchun: Jilin University, 2022.
- [5] WANG Y, QIAN L, HONG M, et al. Multi-Objective Route Planning Model for Ocean-Going Ships Based on Bidirectional A-Star Algorithm Considering Meteorological Risk and IMO Guidelines [J]. Applied Sciences, 2024, 14(17): 244-261.
- [6] TAM C, BUCKNALL R, GREIG A. Review of Collision Avoidance and Path Planning Methods for Ships in Close Range Encounters [J]. The Journal of Navigation, 2009, 62(3): 455-476.
- [7] MARJANOVIĆ M, PRPIĆ-ORŠIĆ J, TURK A, et al. Anomalous Behavior in Weather Forecast Uncertainty: Implications for Ship Weather Routing [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(6): 1014-1031.
- [8] SHI X, LIANG Y, LEE H, et al. An Improved GA and a Novel PSO-GA-Based Hybrid Algorithm [J]. Information Processing Letters, 2005, 93(5): 255-261.
- [9] LONG Y, SU Y, ZHANG H, et al. Application of Improved Genetic Algorithm to Unmanned Surface Vehicle Path Planning; Proceedings of the 2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS) [C/OL]//2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), 2018 [2026-05-15]. <https://doi.org/10.1109/DDCLS.2018.8515962>.
- [10] XIA G, HAN Z, ZHAO B, et al. Global Path Planning for Unmanned Surface Vehicle Based on Improved Quantum ant Colony Algorithm [J/OL]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019: 2902170 [2026-05-15]. <https://doi.org/10.1155/2019/2902170>.
- [11] SONG C H. Global Path Planning Method for USV System Based on Improved Ant Colony Algorithm [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 568: 785-788.
- [12] KIM H, KIM S-H, JEON M, et al. A Study on Path Optimization Method of an Unmanned Surface Vehicle under Environmental Loads Using Genetic Algorithm [J]. Ocean Engineering, 2017, 142: 616-624.
- [13] LAMINI C, BENHLIMA S, ELBEKRI A. Genetic Algorithm Based Approach for Autonomous Mobile Robot Path Planning [J]. Procedia Computer Science, 2018, 127: 180-189.
- [14] ULLAH S, SALAM A, MASOOD M. Analysis and Comparison of a Proposed Mutation Operator and Its Effects on the Performance of Genetic Algorithm [J]. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 2022, 25(2): 1208-1216.
- [15] ZHANG P, WANG J, TIAN Z, et al. A genetic Algorithm with Jumping Gene and Heuristic Operators for Traveling Salesman Problem [J/OL]. Applied Soft Computing, 2022, 127: 109339 [2026-05-15]. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109339>.
- [16] RUTENBAR R A. Simulated Annealing Algorithms: An Overview [J]. IEEE Circuits and Devices Magazine, 2002, 5(1): 19-26.

(责任编辑: 刘东亮)