

引用格式: 陈思晴, 姜文刚, 朱志宇, 等. 基于双层优化策略的船舶电网预测性故障重构研究[J]. 中国舰船研究, 2026, 21(2): 391-403.

CHEN S Q, JIANG W G, ZHU Z Y, et al. Research on predictive fault reconfiguration of ship power grid based on double-layer optimization strategy[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2026, 21(2): 391-403 (in both Chinese and English).

基于双层优化策略的船舶电网预测性故障重构研究



扫码阅读全文

陈思晴, 姜文刚*, 朱志宇, 王维盼, 张倩

江苏科技大学 自动化学院, 江苏 镇江 212100

摘要: [目的] 船舶电网因线缆老化而引发的非随机多重并发故障难以进行预防性重构。为提升船舶电网的安全性与重构效率, 提出一种基于双层优化策略的船舶电网预测性故障重构方法。[方法] 基于马尔可夫链与热-电-机械多物理场分析, 构建船舶线缆老化故障预测模型, 并将其作为约束条件融入重构模型, 以规避高风险支路; 提出双层优化策略, 其中上层采用鲸鱼迁徙优化算法(WMA)以动态求解多目标权重系数, 下层则采用基于混合策略改进的蜣螂算法(MSDBO)以求解电网重构开关组合。[结果] 融合故障预测模型之后, 重构方案可以100%提前规避故障概率 ≥ 0.5 的高风险支路, 其收敛速度比两步被动重构策略提升了47.06%; 双层优化策略实现了权重系数的自适应动态调整, 使重构收敛速度提升56.25%。[结论] 通过将线缆老化故障预测模型与双层优化框架相结合, 有效实现了船舶电网的预测性重构, 为解决非随机多重故障的预测性重构问题提供了新思路。

关键词: 船舶电力系统; 故障重构; 目标优化; 蜣螂算法; 混合改进策略

中图分类号: U665.12

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.04572

0 引言

综合电力系统作为船舶运行的核心, 其供电可靠性直接关系到推进、导航、作战及生活保障等关键功能的连续性^[1]。一旦船舶电网发生故障, 系统快速重构能力将成为保障船舶安全性和任务可持续性的核心需求。然而, 随着电力电子技术革新与系统集成化发展, 船舶电网呈现容量扩大化、拓扑复杂化与负载多元化的发展趋势, 负载之间的电气耦合度也明显增强^[2], 电网重构难度随之提升。因此, 研究船舶电力系统的故障重构方法, 对提升船舶电力系统韧性、保障关键负荷可靠运行具有重要的工程意义。

对于船舶电网故障重构问题, 学者基于数学建模与优化算法, 相继提出了许多求解方法。Wang等^[3]通过建立简化的电网模型和重构数学模型, 提出了多智能体蚁群优化算法, 并通过仿真验证了其重构方案的准确性和高效性。Zhang等^[4-5]

和Meng等^[6]分别采用群体交换粒子群优化、逻辑结构强化学习和可调空间离散状态转移算法, 改进了搜索策略, 在缩短重构时间的同时, 也提升了全局寻优能力。Peng等^[7]提出了分层混合模型预测控制策略, 通过两阶段优化来降低计算复杂度, 可以满足故障模式下的快速功率平衡需求。Shang等^[8]结合深度Q网络与动作掩码机制, 实现了端到端动态故障重构控制, 在历史故障数据集的验证中展现了较好的实时性与可迁移性。Zhu等^[9]和从浩喆等^[10]分别提出了分布式分层重构策略和改进分层回溯算法, 并通过区域-全局协同优化提升了拓扑搜索效率以及求解速度。文献[11-14]引入了拉丁超立方采样、多元宇宙融合、高斯动态粒子群和双粒子群算法, 通过种群多样性优化避免了局部最优, 仿真结果表明, 其求解效果优于传统算法。文献[15-17]在部分观测条件下建立了混合自动机模型, 同时鉴于动态稳定性和可靠性约束, 通过二阶锥规划实现了安全

收稿日期: 2025-06-20 修回日期: 2025-08-27 网络首发时间: 2026-03-26 17:51

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(51807198)

作者简介: 陈思晴, 女, 1999年生, 硕士生。研究方向: 船舶电力系统。E-mail: 1336580902@qq.com

姜文刚, 男, 1973年生, 博士, 教授。研究方向: 伺服控制。E-mail: a_1_2_3@163.com

朱志宇, 男, 1971年生, 博士, 教授。研究方向: 船舶系统控制。E-mail: zzydz@163.com

*通信作者: 姜文刚

重构;吴其桓等^[18]和马理胜等^[19]针对时变负荷和大扰动特性,提出了动态势能模型和多目标差分进化算法,显著降低了电压偏差。

上述研究大多以随机性故障为求解对象,针对线缆老化等非随机因素可能引发的多重并发故障,需建立故障预测模型以实现提前预判,从而为预防性重构提供依据。Guo等^[20]基于改进叠加Informer网络,实现了电网线路脱扣故障的长时序预测。Alhanaf等^[21]和Chen等^[22]分别设计了混合卷积神经网络-长短期记忆网络(convolutional neural network-long short-term memory, CNN-LSTM)以及模拟退火优化的长短期记忆网络模型(simulated annealing optimized long short-term memory model, SAO-LSTM),实现了智能电网的故障预测与限流模式优化。王渝红等^[23]提出了基于人工神经网络(artificial neural network, ANN)预测的柔性直流电网限流策略,可以动态匹配故障的严重程度。杨威等^[24]利用卷积神经网络-门控循环单元(convolutional neural network-gated recurrent unit, CNN-GRU)的组合网络,挖掘了变压器多因素关联特征,其故障预测精度明显优于传统模型。文献[25-27]结合模型预测、深度稀疏自编码网络以及知识图谱,有效提升了复杂故障诊断、气象预警和连锁故障的溯源能力。总体而言,电网故障预测方面的研究如火如荼,但针对船舶电网的故障预测及故障重构求解方面的研究成果还相对较少。

目前,船舶电力系统故障重构方面的研究重点是对智能优化算法进行改进,同时大多在随机性故障发生后的时间断面进行重构策略的求解,但忽略了电网非随机多重并发故障问题的提前预防。此外,对于船舶电网重构的多目标优化数学模型,一般仅对多个目标进行相应权值的简单分配,无法真实地反映实际的电力系统网络重构情况。

为此,首先,本文拟针对船舶电网故障中常见的船舶线缆老化故障进行成因分析,并基于马尔可夫链与热-电-机械多物理场耦合机制构建故障预测模型,以实现线缆多时段故障概率的动态量化;然后,将预测结果转化为故障率约束,建立船舶电网的预测性重构数学模型,并通过高风险支路预切除机制来提前规避非随机故障风险;其次,针对最大恢复负载、最小开关操作次数、发电机效率均衡等多目标权重系数的设置合理性问题,提出双层优化策略(上层采用鲸鱼迁徙优化算法,并基于电网可靠性与经济性指标来动态求解权重系数;下层基于混合策略改进蛭螂算法并融合故障率约束条件,以求解加权目标函数的最

优开关组合);最后,通过开展对比实验,验证所提策略在收敛速度与预防性重构效能方面的优势,从而为船舶电力系统故障重构的优化设计提供“预测-重构”一体化的理论参考。

1 船舶线缆老化的故障预测模型

1.1 线缆老化故障成因分析

船舶电力线缆老化故障具有多因素耦合性、渐进加速性与不可逆性等特征,其根本成因源于船舶特殊环境、电应力作用以及机械应力作用的协同效应。船舶长期处于高盐、高湿及强振动的恶劣工况中,线缆绝缘层受潮气渗透与盐分侵蚀,而舱内高温环境与超负荷电流引发的持续热效应,将进一步加速绝缘材料的老化。电应力作用通过导体表面毛刺引发的集肤效应将导致局部异常电场分布,诱发不可逆的电化学树枝生长,逐步形成贯穿性的导电通道,最终导致绝缘层击穿。机械应力则通过振动、弯折等动态载荷来加剧微观裂纹扩展,并改变电场均匀性,进一步加速电树枝的萌生与传播。热-电-机械多物理场的耦合作用将使得线缆绝缘材料逐步出现粉化、脆化、裂纹等不可逆形变,其介电强度与机械韧性同步下降,最终引发船舶电网的短路故障。

1.2 线缆老化故障预测模型构建

基于马尔可夫链方法,本文将船舶线缆的状态分为正常(e_1)、早期故障(e_2)和故障(e_3)这3种状态,通过求解线缆状态转移矩阵,从而构建线缆老化故障的预测模型,只要输入线缆的初始状态矩阵,即可预测某个时间段之后的线缆状态。线缆3种状态的转移矩阵可表示为

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $p_{xy}(x, y=1, 2, 3)$ 为状态 e_x 转移到状态 e_y 的概率,其中 $p_{11}=1-p_{12}-p_{13}$, $p_{22}=1-p_{21}-p_{23}$, $p_{33}=1-p_{31}-p_{32}$ 。

在实际工程应用中,线缆受使用环境、材料参数等因素的共同影响,鉴于具体参数的差异较大,本文选择的模型参数将以理论验证为目的。同时,为了简化分析,根据船舶线缆的实际使用情况,本文认为早期故障状态(e_2)的线缆有较小概率可以恢复到正常状态(e_1),一旦线缆进入故障状态(e_3)则无法使用(即 $p_{31}=p_{32}=0$, $p_{33}=1$)。

受外部环境影响,线缆受电应力和机械应力作用造成的线缆老化问题具有微观性和随机性,

而且难以量化。因此, 所构建的预测模型应予以简化, 参考电力系统中分布式设备常见的 10^{-3} 至 10^{-4} 级别的故障率范围^[28], 直接给定因电应力和机械应力作用而导致的状态转移概率: 其中线缆从正常状态以 0.1% 概率进入早期故障状态(即 $p_{12} = 0.001$), 以 0.05% 概率进入故障状态(即 $p_{13} = 0.0005$), 线缆在早期故障阶段能以 1.5% 的概率恢复至正常状态(即 $p_{21} = 0.015$), 同时以 3.5% 的概率进一步发展为故障状态(即 $p_{23} = 0.035$)。基于此, 线缆的热力学老化公式如下:

$$\ln \tau = A + \frac{E_a}{RT} \quad (2)$$

式中: τ 为线缆材料的老化寿命; A 为与材料老化性能相关的常数; E_a 为活化能; R 为气体常数; T 为热力学温度。

由于船舶线缆热老化试验数据的获取存在局限性, 可以参考文献 [29] 中对定子线棒进行温度加速老化试验的回归结果, 其绝缘结构、热老化机制与船舶电缆具有高度的相似性, 且该参数完成了多项统计检验, 故拟合准确度高, 适用于线缆理论寿命的建模。为此, 设定参数 $E_a = 0.5217 \text{ eV}$, $A = 6.09 \times 10^{-3}$, $R = 0.862 \times 10^{-4} \text{ eV/K}$, 计算得出线缆在 $80 \text{ }^\circ\text{C}$ (船舶线缆的长期允许工作温度) 下的寿命为 176 832 h, 将其分解为离散时间步的热老化损伤累积, 代入式(1)。若每个时间间隔为 $t \text{ h}$, 则热老化导致的故障率 $p_T = t/176\ 832$ 。如果在每个时间步中均考虑热老化损伤累积, 则正常状态调整到故障状态的转移概率为

$$\begin{cases} p'_{13} = p_{13} + p_T \\ p'_{11} = 1 - p_{12} - p'_{13} \end{cases} \quad (3)$$

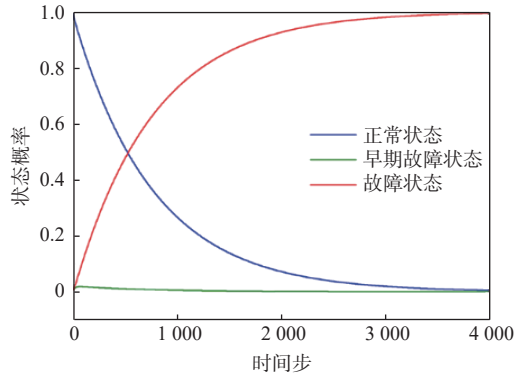
式中, p'_{xy} 为每个时间步更新的状态转移概率。

基于线缆的状态转移矩阵, 即可利用序贯蒙特卡洛模拟进行修正, 从而逼近真实的状态演化过程。设置模拟次数 10 000 次, 每次模拟 300 个时间间隔, 每个时间间隔为 24 h, 线缆初始状态为正常状态(e_1), 则计算所得的线缆状态转移矩阵 P 为

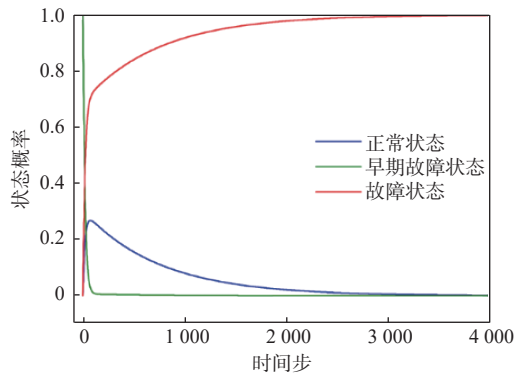
$$P = \begin{bmatrix} 0.998\ 417 & 0.000\ 968 & 0.000\ 615 \\ 0.014\ 674 & 0.949\ 872 & 0.035\ 453 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

为了验证以上预测模型的预测性能, 设置线缆的初始状态分别为正常状态和早期故障状态, 模拟时间为 4 000 个时间间隔, 即可获得如图 1 所示的线缆状态转移曲线, 可以看出, 随着时间的增加, 线缆老化故障概率将随之增长, 与实际工况

相符。基于该预测模型, 根据线缆当前状态即可分析线缆的状态变化趋势, 并在故障发生前的安全时间内提前进行更换或网络重构。



(a) 线缆初始为正常状态



(b) 线缆初始为早期故障状态

图 1 线缆状态的转移曲线

Fig. 1 Transition curves of cable status

2 船舶电网的预测性重构数学模型

2.1 船舶电网的典型拓扑结构

本文以某大型船舶环形电力网络作为故障重构的研究对象, 其网络结构如图 2 所示^[12], 其中发电机组 $G1 \sim G4$ 经过整流后接入环形配电网并供给电力给所有负载支路, 其额定输出功率均为 750 kW。标号 1~104 表示支路编号, $SW1 \sim SW24$ 表示开关, $L1 \sim L20$ 表示负载。根据负载的重要程度(依次递减), 可划分为一级负荷、二级负荷、三级负荷。作为船舶最重要的负载, 需要保障一级负载的可靠供电。本文为每个一级负载设计了 2 条供电路径, 一条正常使用(实线), 一条当发生故障时, 可通过开关切换备用路径(虚线)。以一级负载 $L1$ 为例, 其正常使用时 $SW1$ 闭合, 其通电路径为 $G1-1-2-3-4-L1$; 当支路 2 故障时, $SW1$ 打开 $SW2$ 闭合, 即切换备用通电路径 $G4-93-94-6-5-L1$ 。

负载的具体分级及功率如表 1 所示, 在任何工况下, 均应优先恢复一级负载, 其次恢复二级负载, 最后恢复三级负载。

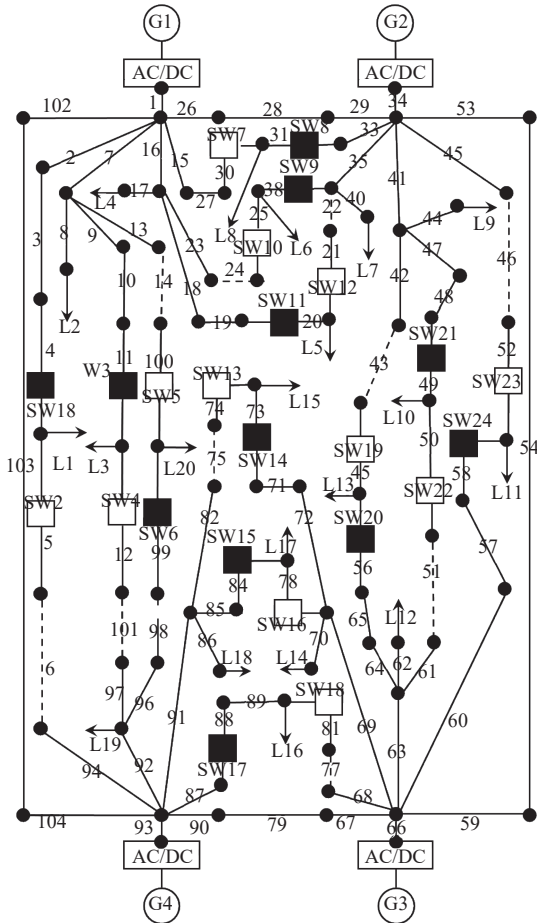


图2 船舶环形电力系统

Fig. 2 Ship loop power system

表1 负载工作功率及负荷等级

Table 1 Operating power and grade of load

负载编号	功率/kW	等级	负载编号	功率/kW	等级
L1	80	1	L11	215	1
L2	110	3	L12	200	3
L3	220	2	L13	100	2
L4	140	3	L14	70	3
L5	150	2	L15	65	2
L6	110	1	L16	90	1
L7	70	3	L17	200	2
L8	320	1	L18	190	3
L9	165	3	L19	155	3
L10	215	2	L20	35	2

2.2 网络重构数学建模

2.2.1 目标函数

1) 最小加权切负载。

在船舶电网的故障重构过程中, 应保证正常工作的总功率最大, 同时鉴于负载重要等级的权重, 可以建立最小加权切负载的目标函数 $\min F_1$:

$$\min F_1 = \alpha_1 \sum_{i_0=1}^{n_1} x_{i_0} L_{g1i_0} + \alpha_2 \sum_{j_0=1}^{n_2} x_{j_0} L_{g2j_0} + \alpha_3 \sum_{k_0=1}^{n_3} x_{k_0} L_{g3k_0} \quad (5)$$

式中: $L_{g1i_0}, L_{g2j_0}, L_{g3k_0}$ 分别为一级、二级、三级负载功率; $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 为各级负载的权重系数, 此处考虑供电优先级条件下的赋值为 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 1, \alpha_3 = 0.1$; n_1, n_2, n_3 分别为一级、二级、三级负载的总数量, 其中 $i_0 = 1, 2, \dots, n_1, j_0 = 1, 2, \dots, n_2, k_0 = 1, 2, \dots, n_3$; $x_{i_0}, x_{j_0}, x_{k_0}$ 分别为各级负载的供电状态, $x_{i_0} = x_{j_0} = x_{k_0} = 0$ 表示不供电, $x_{i_0} = x_{j_0} = x_{k_0} = 1$ 则表示供电。

2) 最少开关操作次数。

在船舶电网中对不同开关进行操作的时间不尽相同, 其中开关动作次数直接影响重构速度, 其目标函数 $\min F_2$ 为

$$\min F_2 = \sum_{i'=1}^{m_1} (1 - y_{i'}) + \sum_{j'=1}^{m_2} z_{j'} \quad (6)$$

式中: $y_{i'}$ 为无备用负载的供电线路的开关状态变化, 其中 $y_{i'} = 0$ 表示开关状态保持闭合不变, $y_{i'} = 1$ 表示开关由闭合转为断开; $z_{j'}$ 为有备用负载供电线路的开关状态变化, 其中 $z_{j'} = 0$ 表示开关保持闭合不动, $z_{j'} = 1$ 表示负载由正常供电切换为备用供电; m_1, m_2 分别为无备用负载和有备用负载的数量, 其中 $i' = 1, 2, \dots, m_1, j' = 1, 2, \dots, m_2$ 。

3) 发电机效率均衡。

在重构过程中还需考虑每台发电机的效率, 避免因其效率过低而对发电机的输出功率、热负载、噪声、振动以及能耗等方面产生不利影响, 其目标函数 $\min F_3$ 为

$$\min F_3 = \sum_{i''=1}^4 \frac{P_{Gi''-t}}{P_{Gi''-n}} \quad (7)$$

式中, $P_{Gi''-t}, P_{Gi''-n}$ 分别为发电机 $Gi'' (i'' = 1, 2, 3, 4)$ 的实际功率和额定功率。

综合考虑加权切负载、开关操作次数和发电机组效率, 即可得出船舶电网预测性恢复时的总评价函数 $\min F$:

$$\min F = \lambda_1 F_1 + \lambda_2 F_2 + \lambda_3 F_3 \quad (8)$$

式中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 均为各目标函数的权重系数, 取值为非定值, 可通过上层优化算法求解确定。

2.2.2 约束条件

1) 拓扑结构约束。

对于有备用供电路径的负载, 为了避免网络环流导致的短路问题, 同一时刻仅允许存在一条通电路径, 即

$$T_{SWi_1} + T_{SWj_1} \leq 1 \quad (9)$$

式中, $T_{SWi_1} (i_1 = 1, 3, 5, \dots, 23)$ 及 $T_{SWj_1} (j_1 = 2, 4, 6, \dots, 24)$ 为有备用路径负载的2条供电线路的开关状

态, $T_{SWi_1} = T_{SWj_1} = 0$ 表示支路断开, $T_{SWi_1} = T_{SWj_1} = 1$ 则表示支路连通。

2) 支路容量约束。

船舶电网运行时,支路连接的负载功率不能超过线路功率限制,即

$$\sum_{j_2=1}^{m_i} x_{j_2} L_{j_2} \leq P_i \quad (10)$$

式中: m_i 为支路 i 所连接的负载数量; x_{j_2} ($j_2 = 1, 2, \dots, m_i$) 为支路 i 所连接的负载 L_{j_2} 的联通状态, $x_{j_2} = 0$ 表示负载断开, $x_{j_2} = 1$ 表示负载联通; P_i 为支路 i 的额定功率上限。

3) 线缆老化故障率约束。

基于本文构建的船舶线缆老化故障预测模型(式(4)),即可计算线缆在某时刻的故障率。在网络重构时,还需考虑支路线缆的故障率,以提前切断高风险支路,即

$$x_{ij} p_i \leq \varepsilon \quad (11)$$

式中: x_{ij} 为支路 i ($i = 1, 2, \dots, 104$) 与负载 L_j ($j = 1, 2, \dots, 20$) 的连通状态, $x_{ij} = 0$ 表示负载 L_j 与支路 i 断开连接, $x_{ij} = 1$ 则表示负载 L_j 与支路 i 连接; p_i 为支路 i 的故障率; ε 为设定的线路故障阈值。

3 双层优化策略算法

3.1 上层优化:鲸鱼迁徙优化算法

鲸鱼迁徙算法(whale migrating algorithm, WMA)是一种模拟座头鲸协作迁徙的优化算法,其核心思想是通过模拟鲸鱼群体中领导者和追随者的协作行为,平衡全局探索与局部开发,从而高效寻找最优解。算法的具体流程如下。

1) 步骤1:初始化种群。

随机生成一群鲸鱼(即候选解,鲸鱼数量为 n_w),鲸鱼 i_w ($i_w = 1, 2, \dots, n_w$) 的位置 W_{i_w} 在搜索空间内随机分布,即

$$W_{i_w} = L + rand(1, D) \odot (U - L) \quad (12)$$

式中: L 和 U 为位置变量的下界和上界; D 为问题决策变量的维度; $rand(1, D)$ 为维度为 D 、元素在 $0 \sim 1$ 之间的随机向量; \odot 为逐元素乘积,即2个向量或矩阵对应位置的元素相乘。

2) 步骤2:评估适应度。

计算每只鲸鱼的目标函数值(适应度)。

3) 步骤3:选择领导者。

按适应度对种群位置进行排序,选出前 n_l 个最优个体作为领导者,并计算所有领导者位置

W_{i_w} 的平均值 W_{l-mean} ,用于引导追随者,其中领导者编号 $l = 1, 2, \dots, n_l$ 。

4) 步骤4:追随者移动。

每个追随者 i_{wf} ($i_{wf} = n_l, n_l+1, \dots, n_w$) 的位置 $W_{i_{wf}}^{new}$ 可以参考前一个更优个体的位置,同时向领导者平均位置 W_{l-mean} 靠近,位置更新公式如下:

$$W_{i_{wf}}^{new} = W_{l-mean} + rand(1, D) \odot (W_{i_{wf}-1} - W_{i_{wf}}) + rand(1, D) \odot (W_{best} - W_{i_{wf}}) \quad (13)$$

式中: $W_{i_{wf}}^{new}$ 为更新之后的追随者 i_{wf} 的位置; $W_{i_{wf}-1}$ 为排序之后,追随者的前一个更优个体的位置; $W_{i_{wf}}$ 为追随者 i_{wf} 的当前位置; W_{best} 为最优领导者的位置; $\odot(\cdot)$ 表示逐元素乘积。若该追随者的新位置 $W_{i_{wf}}^{new}$ 更优,则替换其原位置 $W_{i_{wf}}$ 。

5) 步骤5:领导者探索。

根据随机扰动和全局方向,来调整领导者的位置 $W_{i_{wl}}$,公式为

$$W_{i_{wl}}^{new} = W_{i_{wl}} + r_1 \odot L + r_1 \odot r_2 \odot (U - L) \quad (14)$$

式中, r_1, r_2 均为随机向量,用于控制探索的随机性和方向性。若该领导者的新位置 $W_{i_{wl}}^{new}$ 更优,则替换该领导者的原位置 $W_{i_{wl}}$ 。

6) 步骤6:迭代更新。

重复步骤3~步骤5,直至达到最大迭代次数或收敛。

3.2 下层优化:多策略改进的蜣螂算法

3.2.1 蜣螂算法

蜣螂算法(dung beetle optimizer, DBO)是一种模拟蜣螂群居习性的优化算法,根据蜣螂的滚球、繁殖、觅食和偷窃环节,可以将蜣螂种群分为滚球蜣螂(数量为 n_{d1})、繁殖蜣螂(数量为 n_{d2})、觅食蜣螂(数量为 n_{d3})、偷窃蜣螂(数量为 n_{d4}),并设计5种位置更新方法。蜣螂优化算法通过利用多种群同时搜索求解,提高了全局寻优能力,有效避免了陷入局部最优解,且具有较快的收敛速度。

1) 滚球蜣螂。

滚球蜣螂通过滚球行为实现了粪料转移,其位置更新机制包含2种模式。第1种,当正常行进时,利用天体线索维持直线运动,滚球蜣螂的位置更新公式为

$$x_{i_{d1}}(t+1) = x_{i_{d1}}(t) + a \times k \times x_{i_{d1}}(t-1) + b \times \Delta x$$

$$\Delta x = |x_{i_{d1}}(t) - X^w| \quad (15)$$

式中: $x_{i_{d1}}(t)$ 为滚球蜣螂 i_{d1} ($i_{d1} = 1, 2, \dots, n_{d1}$) 在第 t 次迭代的位置, t 为当前迭代次数; a 为自然系数; k 为偏转系数; b 为常数; Δx 为光强变化量;

X^* 为所有蜣螂的全局最差位置。

第2种,当滚球蜣螂在沿直线前进的过程中遇到障碍物,则将通过偏转角度 θ 进行路径重定向,所以滚球蜣螂的位置更新公式需调整为

$$x_{i_{d1}}(t+1) = x_{i_{d1}}(t) + \tan(\theta) |x_{i_{d1}}(t) - x_{i_{d1}}(t-1)| \quad (16)$$

2) 繁殖蜣螂。

为保障后代安全,繁殖蜣螂生产时将采用动态产卵区域策略。繁殖蜣螂的产卵边界定义为

$$\begin{aligned} L_b^* &= \max(X^* \times (1-R), L_b) \\ U_b^* &= \min(X^* \times (1+R), U_b) \end{aligned} \quad (17)$$

式中: U_b^* , L_b^* 分别为模拟的产卵范围位置的上下边界; X^* 为繁殖蜣螂的当前局部最优位置; 线性衰减因子 $R = 1-t/T_{\max}$, 其中 T_{\max} 为最大迭代次数; U_b , L_b 分别为优化问题变量的上下边界。

随着迭代推进,繁殖蜣螂生成的孵化球位置将呈现动态演化状态:

$$B_{i_{d2}}(t+1) = X^* + b_1 \times (B_{i_{d2}}(t) - L_b^*) + b_2 \times (B_{i_{d2}}(t) - U_b^*) \quad (18)$$

式中: $B_{i_{d2}}(t)$ 为孵化球 i_{d2} ($i_{d2} = 1, 2, \dots, n_{d2}$) 在第 t 次迭代时的位置信息; b_1 和 b_2 均为随机向量,用于确保种群多样性。

3) 觅食蜣螂。

成年的蜣螂个体将建立最优觅食区域以搜索食物,觅食蜣螂的搜索区域边界将由所有蜣螂的全局最优位置 X^* 确定:

$$\begin{aligned} L_b^b &= \max(X^b \times (1-R), L_b) \\ U_b^b &= \min(X^b \times (1+R), U_b) \end{aligned} \quad (19)$$

式中, L_b^b 和 U_b^b 分别为最优觅食区的下界和上界。

觅食蜣螂 i_{d3} ($i_{d3} = 1, 2, \dots, n_{d3}$) 在 $t+1$ 时刻的位置 $x_{i_{d3}}(t+1)$ 的更新策略,将采用双随机因子予以引导:

$$\begin{aligned} x_{i_{d3}}(t+1) &= x_{i_{d3}}(t) + C_1 \times (x_{i_{d3}}(t) - L_b^b) + \\ &C_2 \times (x_{i_{d3}}(t) - U_b^b) \end{aligned} \quad (20)$$

式中, C_1 为正态随机数, C_2 为均匀随机向量,均用于实现觅食蜣螂局部勘探与全局开发之间的平衡。

4) 偷窃蜣螂。

偷窃蜣螂用于模拟自然界的抢夺行为,偷窃蜣螂 i_{d4} ($i_{d4} = 1, 2, \dots, n_{d4}$) 在 $t+1$ 时刻的位置 $x_{i_{d4}}(t+1)$ 的更新策略,将围绕所有蜣螂的全局最优位置 X^* 予以展开:

$$x_{i_{d4}}(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_{i_{d4}}(t) - X^*| + |x_{i_{d4}}(t) - X^b|) \quad (21)$$

式中: S 为调节参数,用于增强算法跳出局部极值

的能力; g 为正态随机向量。

3.2.2 多种改进策略

为了增强 DBO 算法的前期全局寻优能力和后期局部寻优能力,可采用如下3种改进策略,从而形成多策略改进的蜣螂算法 (multi-strategy improved dung beetle optimizer, MSDBO)。

1) Logistic 混沌映射种群初始化。

在蜣螂优化算法中,蜣螂初始种群各蜣螂位置均随机生成,种群初始化方式对优化算法的寻优过程存在一定影响。本文将采用 Logistic 映射来替代随机初始化,利用其遍历性优势改善初始种群的质量,第 $n+1$ 个初始蜣螂的位置 x_{n+1} 可由第 n 个初始蜣螂的位置 x_n 产生:

$$x_{n+1} = a' x_n (1 - x_n) \quad (22)$$

式中,混沌参数 $a' \in (0, 4]$, 用于控制所生成的初始解的混沌特性。

2) 自适应权重因子。

DBO 算法未充分考虑前期探索能力与后期开发能力的平衡关系,为此,可在蜣螂觅食环节引入非线性自适应权重因子 w , 以进一步提高算法的收敛速度。

$$w = w_s \times (w_s - w_e) (T_{\max} - t) / T_{\max} \quad (23)$$

式中, w_s 和 w_e 均为调节系数,用于动态调节搜索步长,在前期加强全局勘探,在后期则侧重局部开发。引入权重因子之后,觅食蜣螂位置的更新公式为

$$\begin{aligned} x_{i_{d3}}(t+1) &= w x_{i_{d3}}(t) + (1-w) \times X^b \times \\ &(C_1 \times (x_{i_{d3}}(t) - L_b^b) + C_2 \times (x_{i_{d3}}(t) - U_b^b)) \end{aligned} \quad (24)$$

3) 衰减因子非线性化。

本文通过引入洪水优化算法^[30]中的非线性耗尽系数 P_k 来替换式(18)和式(20)中繁殖阶段的线性衰减因子 R , 以帮助算法在迭代后期有效跳出局部最优,获得更高的收敛精度。耗尽系数 P_k 的公式如下:

$$\begin{aligned} P_k &= \frac{1.2}{t} \left[\sqrt{T_{\max} \times t^2 + 1} + \frac{1}{(T_{\max}/4) \times t} \times \right. \\ &\left. \ln \left(\sqrt{T_{\max} \times t^2 + 1} + \frac{t}{4} \right) \right]^{\frac{2}{3}} \end{aligned} \quad (25)$$

3.3 算法复杂度分析

为了进一步量化双层优化策略的计算效率,本文对 WMA 与 MSDBO 两种优化算法的时间复杂度进行了估算分析:

1) WMA: 每轮迭代包含领导者选择、追随者

移动与领导者探索 3 个阶段。设定总种群规模为 N_w , 迭代次数为 T_w , 每次适应度函数的计算时间为 C_{fw} , 则其时间复杂度约为 $O(T_w \cdot N_w \cdot C_{fw})$ 。

2) MSDBO: 包含多个子个体行为(滚球、觅食、繁殖、偷窃), 假设总行为模块为 M , 每个种群大小为 N_M , 迭代次数为 T_M , 每次适应度函数的计算时间为 C_{fm} , 则整体时间复杂度为 $O(T_M \cdot N_M \cdot M \cdot C_{fm})$ 。

3) 双层优化算法: 在双层优化结构中, 上层 WMA 并非每轮迭代都调用下层算法, 而是在初始阶段通过一次 MSDBO 优化而获得各目标函数值, 然后独立完成对权重系数的搜索优化。因此, 整体时间复杂度应表示为两部分之和, 即 $O(T_w \cdot N_w \cdot C_{fw}) + O(T_M \cdot N_M \cdot M \cdot C_{fm})$ 。如果进行 K 轮上、下层权重的反馈循环, 则整体时间复杂度为 $O(K \cdot (T_w \cdot N_w \cdot C_{fw} + T_M \cdot N_M \cdot M \cdot C_{fm}))$ 。

4 双层优化策略的求解准备

4.1 数值离散化

由于求解的重构方案是一个开关动作组合, 因此需对下层优化 MSDBO 算法中的连续变量进行离散化处理, 如表 2 所示^[14], 其中状态 0 表示负载失电, 状态 1 表示正常路径供电, 状态 2 表示备用路径供电。各类负载的离散化处理规则如下: 以“正常, 有备用”类型负载为例, 可将连续变量取值范围 $(-\infty, 0.5)$ 离散为状态 0, 将 $[0.5, 1.5]$ 离散为状态 1, 将 $(1.5, +\infty)$ 离散为状态 2。

表 2 MSDBO 算法的离散方式

Table 2 Discretization method of the MSDBO algorithm

负载类型	负载状态		
	0	1	2
正常, 有备用	$(-\infty, 0.5)$	$[0.5, 1.5]$	$(1.5, +\infty)$
正常, 无备用	$(-\infty, 0.25)$	$[0.25, +\infty)$	0
不正常, 有备用	$(-\infty, 1)$	$[1, +\infty)$	-
不正常, 无备用	$(-\infty, +\infty)$	-	-

4.2 拓扑识别故障定位

发生故障时, 需首先对故障位置进行定位, 对故障所涉及的支路、负载进行隔离, 并将其设置为优化求解范围。本文将采用负载支路矩阵法^[11]进行故障识别, 以图 2 的环形电网为例, 假设其中支路 16, 35, 87 发生故障, 则在部分负载重构之前, 这 20 个负载的状态矩阵为

$$X = [X_1, 1, X_3, 0, 0, 0, 0, X_8, 1, X_{10}, X_{11}, 1, X_{13}, X_{14}, X_{15}, X_{16}, X_{17}, X_{18}, 1, X_{20}] \quad (26)$$

式中, $X_1 \sim X_{20}$ 为该负载供电线路的联结状态, 其中 0 表示负载断开, 1 表示负载采用正常路径供电, 2 表示负载使用备用路径供电。利用下层优化算法求解 $X_1 \sim X_{20}$ 的取值, 即可获得各开关的动作情况。

4.3 双层优化求解流程

对于电网多重并发故障预测性重构, 双层优化算法的求解流程如图 3 所示。

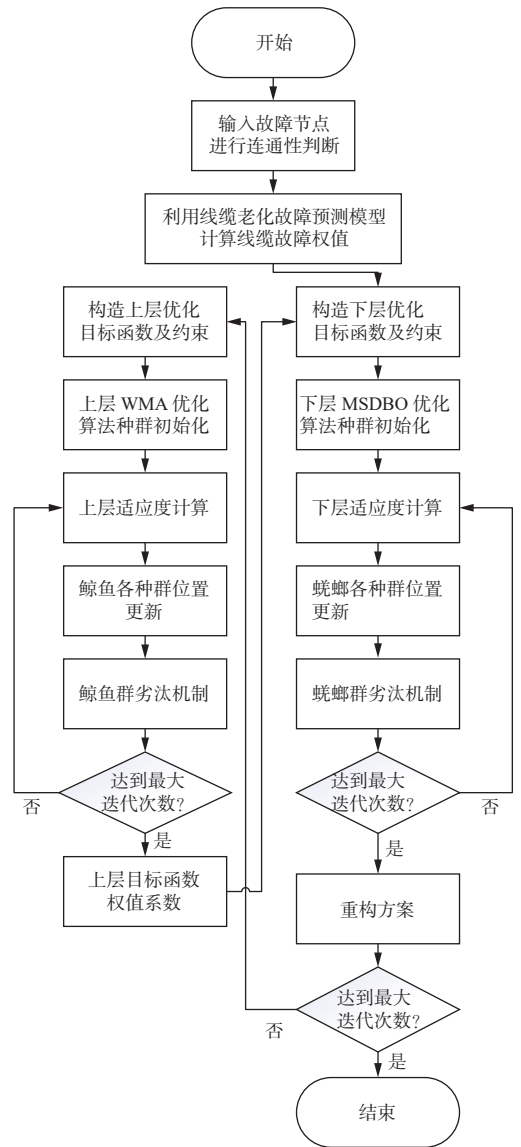


图 3 利用双层优化算法的求解电网重构程序流程图

Fig. 3 Flow chart of power grid reconfiguration based on double-layer optimization

1) 对有备用负载和无备用负载分别进行 0, 1, 2 和 0, 1 编码, 其中 0 表示负载失电, 1 表示正常路径供电, 2 表示备用路径供电。

2) 利用负载支路矩阵法, 对已发生的随机故障进行定位, 以确定优化求解范围。

3) 利用线缆老化预测模型, 输出各支路的故障率并设定风险阈值, 以构建线缆老化故障率的

约束方程。

4) 利用下层 MSDBO 算法求解重构方案。

5) 针对输出的重构方案,根据系统经济性目标函数,利用下层优化算法求解下层目标函数中的权重系数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 (0 \leq \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \leq 1)$ 。上层优化目标函数 $\min F'$ 及约束条件如下:

$$\min F' = \lambda_1 \cdot F_1^* \cdot M_1 + \lambda_2 \cdot F_2^* \cdot M_2 + \lambda_3 \cdot (1 - F_3^*) \cdot M_3 \quad (27)$$

式中: F_1^*, F_2^*, F_3^* 分别为下层优化求解得到的加权切负荷、最小开关次数及发电机效率函数值; M_1, M_2, M_3 分别为负载损失成本、开关操作成本及发电机空载成本。 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 此处视为子目标函数的成本匹配复合权重系数,用于匹配3个子目标的量纲差异、量化单位子目标值对系统综合成本的边际贡献,与单层优化中表征目标相对重要性的归一化权重物理意义不同。本模型中权重系数不设置 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 的归一化约束:原因在于3个子目标对应的成本项 M_1, M_2, M_3 已具备明确的经济量纲与实际量级差异,权重系数的核心作用是匹配子目标与对应成本项的耦合关系,而非仅表征子目标间的相对重要性占比,所以此处无需强制归一化。

6) 将上层优化得到的权重系数 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 代入下层目标函数,重新进行优化求解。

7) 重复以上步骤,直至达到最大迭代次数。

5 结果分析

5.1 MSDBO 算法的求解性能分析

首先,不考虑线路老化故障预测模型及上层

优化,仅针对下层随机故障重构,将本文提出的 MSDBO 算法与蛭螂算法 (DBO)、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 进行对比,并在仿真环节设置相同的参数及故障位置,具体如下。

1) 参数设置。种群的规模设为 $N = 30$, 最大迭代次数 $T_{\max} = 100$, 算法循环运行 50 次,以计算最优收敛概率。

2) 故障设置。假设支路 7 和支路 63 发生随机故障,负载状态矩阵如下:

$$X = [X_1, 0, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{11}, 0, X_{13}, X_{14}, X_{15}, X_{16}, X_{17}, X_{18}, X_{19}, X_{20}] \quad (28)$$

3) 实验平台为 Intel i7-14700KF, 32GB RAM, Matlab R2022b 环境。

该故障情况下,应用不同 4 种算法进行 50 次重构求解的适应度曲线如图 4 所示,结果对比如表 3 所示。在同等参数设置下, DBO 算法及 MSDBO 算法均能最终取得最优的重构方案,而 MS-

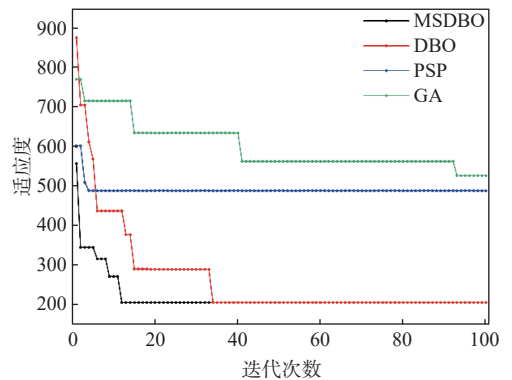


图 4 电网重构求解的适应度变化

Fig. 4 Fitness variation of power grid reconfiguration solution

表 3 4 种优化算法的重构计算结果对比

Table 3 Comparison of reconstruction calculation results of the four optimization algorithms

性能参数	算法名称			
	MSDBO	DBO	PSO	GA
最早收敛代数	16	18	8	19
最优开关编码	20211	20211	10210	10010
	12211	12211	02211	12000
	10011	10011	20012	00000
	22111	22111	12110	10100
最优重构方案	L1/L3/L7/L8	L1/L3/L7/L8	L3/L7/L8	L6备用供电
	L16/L17备用供电	L16/L17备用供电	L11/L15/L17备用供电	L2/L3/L5
	L2/L12/L13卸载	L2/L12/L13卸载	L2/L5/L6	L8/L9/L10
			L12/L13/L20卸载	L11~L15
			L17/L19/L20卸载	
最优适应度	206.78	206.78	384.63	402.06
最优收敛概率/%	100	96	92	88
平均单次重构时间/s	5.42	4.98	4.32	4.78

DBO 算法在每次运算时都能取得最优方案; PSO 算法虽然收敛速度快, 但容易陷入局部极小值而无法获得更优的重构方案, GA 算法则在收敛速度和收敛精度方面的表现相对较差。虽然 MSDBO 的单次计算时间略高于其他 3 种算法, 但其收敛代数更少, 收敛概率更高, 可以在更少轮次的迭代内完成更优解的搜索, 故其综合计算效率仍具一定优势。由此可见, 本文提出的多策略改进的蜣螂算法 (MSDBO) 提升了传统蜣螂算法的求解速度及可靠性, 在船舶电网重构计算中具有较突出的优势。

5.2 非随机多重并发故障的预测性重构分析

为验证线缆老化故障预测模型对预测性重构的有效性, 本节将对比 2 种重构策略。

1) 一步预测性重构: 仅发生支路 7 和支路 63 的随机故障。采用线缆老化故障率约束 (式 (12)) 进行重构求解, 并基于预测模型获取各支路因线缆老化而导致的非随机故障概率, 结果如图 5 所示, 其中支路 35 和支路 69 的故障概率均大于风险阈值 ($\varepsilon = 0.5$), 所以下层 MSDBO 算法在求解时应提前规避这 2 条高风险支路。

2) 两步被动性重构: 第 1 步重构, 仅发生支路 7 和支路 63 的随机故障, 不考虑故障预测约束 (即无式 (12) 约束), 利用 MSDBO 算法进行重构求解。第 2 步重构, 即在第 1 步重构完成后, 假设支路 35 和支路 69 随后发生了预测中的非随机老化故障 (即新增故障), 此时系统将存在支路 7, 63, 35, 69 共计 4 条故障支路, 然后利用 MSDBO 算法 (同样不考虑预测约束) 再次进行重构求解。

运用这 2 种重构策略循环运行 50 次, 计算结果对比如表 4 所示。在一步预测性重构中, 下层

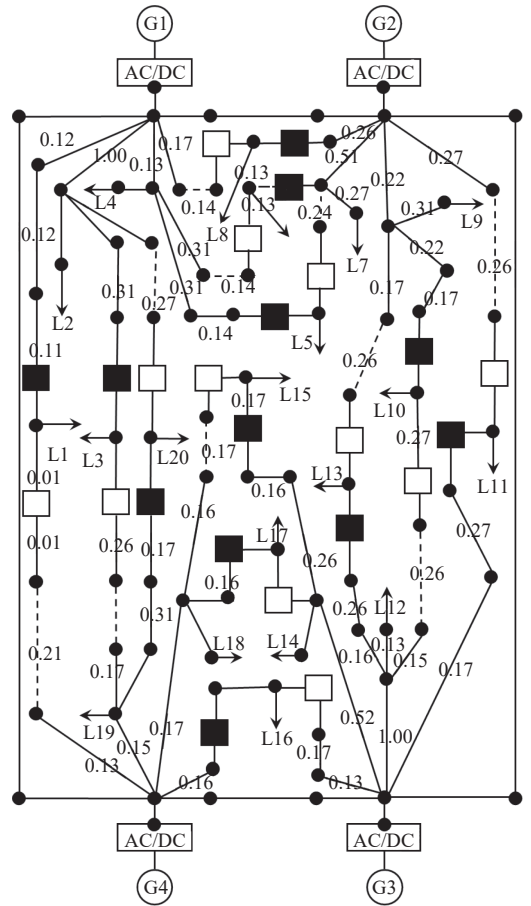


图 5 线路故障概率

Fig. 5 Probability of line failure

MSDBO 算法成功应用了故障率约束, 在求解过程中 100% 概率主动切断了高风险支路 35 和 69。而在两步被动性重构的第 1 步重构中, 由于未考虑预测约束, 其重构方案未能规避支路 35 和 69, 这些高风险支路被保留在供电路径中, 所以当支路 35 和 69 随后发生预测中的老化故障时, 系统需要额外进行一次重构计算。由此可见, 预测性重构仅需 1 次计算就生成了同时处理当前随机故障并规避未来非随机故障的方案, 比两步被动重

表 4 预测性重构与被动重构的性能对比

Table 4 Performance comparison of predictive reconfiguration and passive reconfiguration

工况性能	2种重构策略		
	预测性故障重构	被动性故障重构(第1步)	被动性故障重构(第2步)
故障类型	随机故障(支路7, 63)+ 预测性规避老化风险(支路35, 69)	随机故障(支路7, 63)	新增老化故障(支路35, 69)
最早收敛代数	18	16	18
最优开关编码	20211	20212	20211
	12211	20211	12211
	10011	20002	10011
	22111	20111	22111
最优重构方案	L1/L3/L7/L8/L16/L17备用供电 L2/L12/L13卸载	L1/L3/L5/L6/L8/L11/L15/L16备用供电 L2/L7/L12/L13/L14/L17卸载	L1/L3/L7/L8/L16/L17备用供电 L2/L12/L13卸载
是否规避支路35, 69	是(提前断开)	否(包含风险路径)	是(实际故障后断开)

构的收敛速度提升了 47.06%。对于系统连续性和安全性而言,在实际故障发生时,预测性重构方案可以直接执行,无需中断供电进行二次计算;被动性重构则需在二次故障发生后中断运行,并等待完成第 2 步重构计算,所以对系统连续性和安全性的影响更大。

综上所述,将线缆老化故障预测模型融入重构策略,即可使优化算法在首次故障重构时就能主动规避预测的高风险支路。相较于两步被动重构策略,这种一步到位的预测性重构策略避免了二次故障引发的额外重构计算,显著缩短了系统应对多重故障(随机+非随机)的响应总时间,从而提高供电连续性和系统安全性,充分证明预测性重构在解决船舶电网非随机多重并发故障问题上的工程价值。

5.3 双层优化结构重构分析

为了验证本文双层优化策略(上层 WMA 算

法-动态调整权重系数,下层 MSDBO 算法-求解重构方案)在预测性重构框架内的有效性,本节将基于应用线缆老化故障预测模型的约束,针对支路 7、支路 63 的随机故障以及支路 35、支路 69 线缆老化高风险非随机故障这一更复杂的多重故障场景,对以下 3 种优化结构进行 50 次循环运行,性能对比结果如图 6 和表 5 所示。

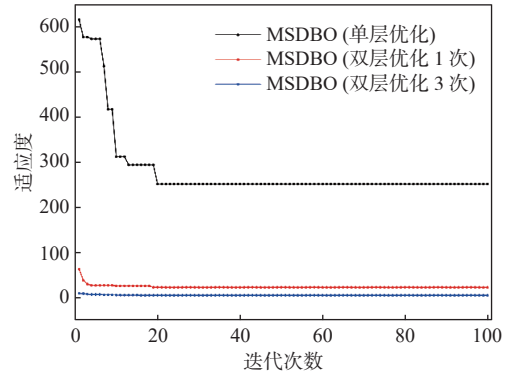


图 6 电网重构求解的适应度变化

Fig. 6 Fitness variation of power grid reconfiguration solution

表 5 预测性重构场景下,不同优化结构的性能对比

Table 5 Performance comparison of different optimization structures under predictive reconfiguration scenario

工况性能	3种优化结构		
	单层优化	双层优化1次	双层优化3次
最早收敛代数	16	10	7
最优开关编码	20211	20211	20211
	12211	12211	12211
	10011	10011	10011
	22111	22111	22111
最优重构方案	L1/L3/L7/L8/L16/L17备用供电 L2/L12/L13卸载	L1/L3/L7/L8/L16/L17备用供电 L2/L12/L13卸载	L1/L3/L7/L8/L16/L17备用供电 L2/L12/L13卸载
最优方案权重系数	(0.6, 0.3, 0.1)	(0.049, 0.74, 0.97)	(0.005, 0.31, 0.97)

1) 工况 1: 单层优化(固定权重)。采用单层 MSDBO 算法直接求解融合了预测约束的重构问题,权重系数 $\lambda_1=0.6, \lambda_2=0.3, \lambda_3=0.1$ 。

2) 工况 2: 双层优化(1次权重迭代)。采用双层优化策略,但仅执行 1 次完整的“上层调权-下层求解”循环。

3) 工况 3: 双层优化(3次权重迭代)。采用双层优化策略,执行 3 次完整的“上层调权-下层求解”循环。

表 5 中的单层优化采用了表征子目标相对重要性的归一化权重,满足 $\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3=1$; 双层优化采用了子目标成本匹配复合权重系数,核心作用为匹配子目标量纲与经济成本量级,不设置归一化约束,因此权重和不为 1,其物理意义与设计依据详见 4.3 节。由图 6 和表 5 可知,在融合了线缆老化故障预测约束的复杂多重故障预测性重构场

景下: 3 种工况最终均一致收敛为规避了高风险支路 35 和支路 69 的最优重构方案,这表明双层优化策略在动态调整权重时,不会牺牲解的可行性或质量,其核心故障概率约束得到了有效满足。工况 2(1 次权重迭代)和工况 3(3 次权重迭代)的最早收敛代数分别为 10 代和 7 代,相比工况 1(单层固定权重)的 16 代,其收敛速度分别提升了 37.5%和 56.25%。由图 6 的适应度曲线可知,双层优化结构适应度的下降过程更迅速、更平稳,上层 WMA 算法成功地根据不同迭代次数输出了差异化的权重系数组合,这表明 WMA 可以根据电网状态(通过下层反馈)动态调整各目标的相对重要性,从而引导下层 MSDBO 算法更高效地搜索解空间。上层 WMA 算法成功为不同优化次数输出了差异化的权重系数组合,这表明 WMA 能够根据电网状态(通过下层反馈)动态调

整各目标对综合成本的贡献权重, 精准引导下层 MSDBO 算法的寻优方向, 大幅提升了重构求解的收敛效率。

从表 5 的结果可看出, 在当前故障工况下, 双层优化 3 次之后输出的最优权重系数为 $\lambda_1 = 0.005$, $\lambda_2 = 0.31$, $\lambda_3 = 0.97$, 其中发电机效率均衡项所占的权重明显高于其他目标函数项。这一结果表明, 在当前复杂故障场景下, 系统对发电机效率的敏感性远高于对负载供电或开关操作的容忍度, 其原因可归结为以下 3 点: 1) 故障导致部分负载的卸载不可避免, 加权切负载项无法进一步优化, 因此 λ_1 收敛为极小值; 2) 多个备用路径切换引发的大量开关动作导致了系统结构剧烈变化, WMA 将 λ_2 稳定保持在中等水平; 3) 故障切换之后, 部分发电机的负荷显著上升, 因此发电机效率对系统性能的全局影响更强, 从而导致 λ_3 被明显放大。在下层 MSDBO 中, 如果忽视效率均衡目标, 优化解可能集中于少数的发电机供电路径, 很容易导致系统失衡运行。因此, 高权重 λ_3 是算法在当前多故障、高负荷转移工况下的一种自适应表现, 验证了双层优化结构可以根据系统响应来动态评估各目标项对最终方案性能的影响强弱, 并优先保证系统整体效率的稳定性。

综上所述, 本文所提出的双层优化框架通过上层 WMA 算法对多目标权重系数进行动态自适应调整, 有效引导下层优化算法的搜索方向, 显著提升重构求解的收敛速度, 解决了船舶电网非随机多重故障的预测性重构问题, 且不影响最终方案的质量和安全性, 为船舶复杂电网的高效、智能重构提供了有力的算法支撑。

6 结论

针对船舶电网非随机多重并发故障的重构难题, 本文结合线缆故障预测模型与双层优化策略, 提出了一种高效可靠的预测性重构方法, 主要结论如下:

1) 基于多策略改进的蜣螂算法 (MSDBO), 通过 Logistic 混沌映射初始化、自适应权重因子及耗尽系数非线性化策略, 在船舶电网重构求解中展现了可靠的最优收敛概率, 其收敛速度优于传统的 DBO 算法, 且收敛精度较 PSO 和 GA 算法得以明显提升。

2) 基于马尔可夫链与热-电-机械多物理场耦合分析, 构建的线缆老化故障预测模型可以准确量化线缆的状态转移概率。通过将线路故障概率约束融入故障重构数学模型后进行预测性重构

求解, 可以在首次故障重构时主动切断高故障风险线路, 避免其后续故障引发的二次重构计算。相较于被动应对多重故障的两步走策略, 预测性重构的一步到位策略将重构的响应总时间缩短约 47.06%, 显著提升了系统连续性和响应效率。

3) 在融合故障预测的预测性重构框架下, 通过上层 WMA 算法来动态调整权重系数, 下层 MSDBO 算法来求解开关组合的双层优化策略, 解决了多目标权重设置的合理性问题。该策略在不影响预测性重构方案质量与安全性的前提下, 将重构求解的收敛速度最大提升了 56.25%。

对于船舶电力系统故障重构的优化设计工作, 本文提供了“预测-重构”一体化的理论参考, 但仍存在一定局限性, 未来拟开展以下改进工作:

1) 本研究中的线缆故障状态转移矩阵参数主要用于理论建模与趋势分析, 未来工程应用中仍需结合 IEC 60216 标准、MI-C-915 标准或船用线缆专用试验数据对模型参数进行实测校准, 以提高模型的工程适用性和预测精度。

2) 本文以典型船舶环形配电网为研究对象, 验证了双层优化策略在含备用路径的复杂故障场景下的有效性。然而, 该方法目前尚未在其他拓扑结构中予以验证。不同拓扑在支路重构约束、备用路径设计上存在差异, 可能影响预测性重构策略的适应性与收敛性, 未来需要进一步验证该方法在其他拓扑中的泛化性。

参考文献:

- [1] 梁正卓, 朱琬璐, 朱志宇, 等. 船舶综合电力系统重构技术现状及展望 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17(6): 36-47.
LIANG Z Z, ZHU W L, ZHU Z Y, et al. Situation and prospects of shipboard integrated power system reconfiguration technology[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(6): 36-47 (in Chinese).
- [2] 苏丽, 王锡淮, 肖健梅. 基于多目标优化算法的船舶微电网重构 [J]. 中国舰船研究, 2020, 15(3): 169-176.
SU L, WANG X H, XIAO J M. Ship micro-grid reconfiguration based on multiobjective optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2020, 15(3): 169-176 (in both Chinese and English).
- [3] WANG Z, HU Z Y, YANG X F. Multi-agent and ant colony optimization for ship integrated power system network reconfiguration[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(2): 489-496.
- [4] ZHANG T F, WU D F, LI L Y, et al. A fault reconfiguration strategy based on adjustable space operator discrete state transition algorithm for ship microgrid system[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 205: 107707.
- [5] ZHANG T F, WU D F, YAMASHITA A S. A fault reconfiguration strategy based on logical structure and im-

- proved reinforcement learning for ship DC regional grid[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2024, 361(15): 107111.
- [6] MENG K, ZHANG J D, XU Z M, et al. Ship power system network reconfiguration based on swarm exchange particle swarm optimization algorithm[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(21): 9960.
- [7] PENG X Y, WANG B, ZHANG L Y, et al. Shipboard power management for failure mode using the hybrid MPC approach[J]. *Energies*, 2021, 14(10): 2915.
- [8] SHANG C Y, FU L J, BAO X Q, et al. Dynamic fault reconfiguration of distribution networks in ship power systems based on deep reinforcement learning approach [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(3): 7076–7089.
- [9] ZHU W L, SHI J, ZHI P F, et al. Distributed reconfiguration of a hybrid shipboard power system[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(1): 4–16.
- [10] 从浩喆, 丁建军, 陆震, 等. 基于分层回溯算法的MVDC船舶电网重构拓扑搜索方法 [J]. *船舶工程*, 2022, 44(2): 80–88.
CONG H Z, DING J J, LU Z, et al. Topology analysis in MVDC ships power grid reconfiguration based on hierarchical backward-tracking algorithm[J]. *Ship Engineering*, 2022, 44(2): 80–88 (in Chinese).
- [11] 陈洋, 刘彦呈, 王川. 基于改进的无尺度网络的高斯动态粒子群优化算法在舰船电网故障重构中的应用 [J]. *上海海事大学学报*, 2017, 38(1): 79–83.
CHEN Y, LIU Y C, WANG C. Application of Gaussian dynamic particle swarm optimization algorithm based on improved scale-free network in fault reconfiguration of ship power system[J]. *Journal of Shanghai Maritime University*, 2017, 38(1): 79–83 (in Chinese).
- [12] 楚玉华, 黄巧亮. 基于双粒子群算法的船舶电力系统网络重构 [J]. *电子设计工程*, 2017, 25(5): 37–41.
CHU Y H, HUANG Q L. Reconfiguration of shipboard power system based on double sub-swarms particle swarm optimization[J]. *Electronic Design Engineering*, 2017, 25(5): 37–41 (in Chinese).
- [13] TAN Y C, LIU S, ZHANG L Y, et al. The application of an improved LESS dung beetle optimization in the intelligent topological reconfiguration of ship power systems[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(10): 1843.
- [14] 刘伟, 刘桓伯, 栾泳立, 等. 基于多元宇宙融合算法的船舶电网重构研究 [J]. *船电技术*, 2024, 44(5): 9–14.
LIU W, LIU H B, LUAN Y L, et al. Research on reconfiguration of ship power grid based on multivariate universe fusion algorithm[J]. *Marine Electric & Electronic Engineering*, 2024, 44(5): 9–14 (in Chinese).
- [15] 肖杨婷, 刘立芳. 考虑动态稳定性的船舶电网重构技术研究 [J]. *船舶工程*, 2017, 39(Supp 1): 137–140, 156.
XIAO Y T, LIU L F. Research on ship power network reconfiguration technology considering dynamic stability [J]. *Ship Engineering*, 2017, 39(Supp 1): 137–140, 156 (in Chinese).
- [16] 韩思宇, 杨军, 詹祥澎, 等. 考虑可靠性约束的舰船电力系统故障重构策略 [J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(13): 14–21.
HAN S N, YANG J, ZHAN X P, et al. Fault reconfiguration strategy of a shipboard power system considering reliability constraints[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(13): 14–21 (in Chinese).
- [17] LIANG Z Z, ZHU W L, SHI J, et al. Ship Integrated Power System reconfiguration research under partial observation[J]. *Energy Reports*, 2022, 8 (Supp 5): 444–452. DOI: 10.1016/j.egy.2022.02.164.
- [18] 吴其桓, 朱志宇, 郝伟汉, 等. 考虑负荷时变特性的船舶电力系统动态重构优化策略 [J]. *中国舰船研究*, 2025, 20(3): 241–248.
WU Q H, ZHU Z Y, HAO W H, et al. Shipboard power system dynamic reconfiguration optimization strategy considering time-varying load characteristics[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2025, 20(3): 241–248 (in Chinese).
- [19] 马理胜, 宋庆庆. 大扰动状态下基于多目标差分进化算法的舰船电网重构研究 [J]. *舰船科学技术*, 2023, 45(4): 117–120.
MA L S, SONG Q Q. Research on ship power network reconfiguration based on multi-objective differential evolution algorithm under large disturbance[J]. *Ship Science and Technology*, 2023, 45(4): 117–120 (in Chinese).
- [20] GUO L, LI R Z, JIANG B. A data-driven long time-series electrical line trip fault prediction method using an improved stacked-informer network[J]. *Sensors*, 2021, 21(13): 4466.
- [21] ALHANAF A S, FARSAZI M, BALIK H H. Fault detection and classification in ring power system with DG penetration using hybrid CNN-LSTM[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 59953–59975.
- [22] CHEN L, LI Y F, YANG M, et al. Application of flux-coupling-type SFCLs in a power system considering fault current prediction based on SAO-LSTM model[J]. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, 2024, 34(8): 5602206.
- [23] 王渝红, 杜婷, 廖建权, 等. 基于故障电流预测的柔性直流电网自适应限流策略 [J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(20): 134–142.
WANG Y H, DU T, LIAO J Q, et al. Adaptive current limiting strategy for flexible DC power grid based on fault current prediction[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(20): 134–142 (in Chinese).
- [24] 杨威, 蒲彩霞, 杨坤, 等. 基于CNN-GRU组合神经网络的变压器短期故障预测方法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(6): 107–116.
YANG W, PU C X, YANG K, et al. Short-term fault prediction method for a transformer based on a CNN-GRU combined neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(6): 107–116 (in Chinese).
- [25] 刘晓琴, 王大志, 张翠玲, 等. 基于模型预测和溯因推理网络的电网故障诊断方法 [J]. *东北大学学报 (自然科学*

- 版), 2016, 37(4): 472–476, 480.
- LIU X Q, WANG D Z, ZHANG C L, et al. Method of power grid fault diagnosis based on model prediction and abductive reasoning network[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2016, 37(4): 472–476, 480 (in Chinese).
- [26] 张晓华, 徐伟, 吴峰, 等. 交直流混联电网连锁故障特征事件智能溯源及预测方法 [J]. 电力系统自动化, 2021, 45(10): 17–24.
- ZHANG X H, XU W, WU F, et al. Intelligent method for characteristic event tracing and prediction of cascading failures in AC/DC hybrid power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(10): 17–24 (in Chinese).
- [27] 胡谅平, 丛伟, 徐安馨, 等. 基于深度稀疏自编码网络和场景分类器的电网气象故障预警方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 68–78.
- HU L P, CONG W, XU A X, et al. Early warning method for a power grid fault caused by meteorology based on a deep sparse auto-encoder network and scene classifier[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 68–78 (in Chinese).
- [28] HAMOUD G A. Reliability assessment of distribution power transformers considering load transfer capability [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(2): 1655–1662.
- [29] 石颀, 王晓剑, 张海松, 等. 基于统计检验的发电机定子线棒绝缘热老化寿命评估 [J]. 绝缘材料, 2019, 52(12): 46–52.
- SHI J, WANG X J, ZHANG H S, et al. Thermal ageing life evaluation of stator bar insulation for generator based on statistical test[J]. Insulating Materials, 2019, 52(12): 46–52(in Chinese).
- [30] GHASEMI M, GOLALIPOUR K, ZARE M, et al. Flood algorithm (FLA): an efficient inspired meta-heuristic for engineering optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2024, 80(15): 22913–23017.
- [31] 周挺, 戴玉臣, 徐伟, 等. 考虑多重故障的热稳关键断面在线识别方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 45–53.
- ZHOU T, DAI Y C, XU W, et al. Online identification method of a key transmission section considering multi-faults[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(4): 45–53 (in Chinese).

Research on predictive fault reconfiguration of ship power grid based on double-layer optimization strategy

CHEN Siqing, JIANG Wengang*, ZHU Zhiyu, WANG Weipan, ZHANG Qian

College of Automation, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, China

Abstract: [**Objective**] To address the challenges of preventing non-random multiple concurrent faults caused by cable aging in shipboard power grids through preventive reconfiguration, and to resolve the issue of unreasonable weight coefficient settings in multi-objective reconfiguration models, thereby enhancing the safety and reconfiguration efficiency of shipboard power grids, a predictive fault reconfiguration method for shipboard power grids based on a double-level optimization strategy is proposed. [**Method**] A cable aging fault prediction model for shipboard grids was constructed based on Markov chains and thermo-electro-mechanical multi physics analysis. This model was integrated as a constraint into the reconfiguration framework to avoid high-risk branches. A dual-layer optimization strategy was proposed: the upper layer dynamically solves multi-objective weight coefficients using the whale migration algorithm (WMA), while the lower layer determines the optimal switch configuration for grid reconfiguration using a multi-strategy-improved dung beetle optimizer (MSDBO). [**Results**] After integrating the fault prediction model, the reconfiguration strategy achieved 100% avoidance of high-risk branches (fault probability ≥ 0.5) proactively. Compared to the conventional two-step passive reconfiguration strategy, convergence speed improved by 47.06%. The dual-layer optimization framework enabled adaptive dynamic adjustment of weight coefficients and increased reconfiguration convergence speed by 56.25%. [**Conclusion**] The integration of the cable aging fault prediction model and the dual-layer optimization framework effectively enables predictive reconfiguration of shipboard power grids. This approach proactively mitigates non-random faults while significantly improving reconfiguration efficiency and rationality. It offers a novel solution for addressing predictive reconfiguration challenges in non-random multiple-fault scenarios.

Key words: ship power system; fault reconfiguration; objective optimization; dung beetle optimizer; hybrid improvement strategy