

引用格式:张彼德,何恒志,邵帅,等.MMC子模块故障诊断的改进沙猫群优化极限学习机方法[J].电力科学与技术学报,2025,40(1):245-255.

Citation: ZHANG Bide, HE Hengzhi, SHAO Shuai, et al. Improved sand cat swarm optimization-based extreme learning machine method for MMC submodule fault diagnosis[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(1): 245-255.

MMC子模块故障诊断的改进沙猫群优化 极限学习机方法

张彼德¹, 何恒志¹, 邵帅², 邱杰¹, 马俊梅¹, 陈广¹

(1. 西华大学电气与电子信息学院, 四川 成都 610039; 2. 国网四川省电力公司超高压分公司, 四川 成都 610041)

摘要: 为了实现对模块化多电平换流器(modular multilevel converter, MMC)子模块开关管的故障诊断, 对沙猫群优化(Sand Cat swarm optimization, SCSO)算法进行改进, 提出一种改进沙猫群优化(improved Sand Cat swarm optimization, ISCSO)算法优化极限学习机(extreme learning machine, ELM)的故障诊断方法。该方法利用Cubic混沌映射、螺旋搜索及麻雀警戒机制对沙猫搜索的3个阶段进行改进和优化, 以提高算法的收敛速度和搜索能力。通过在MATLAB/SIMULINK平台搭建模块化MMC模型, 以子模块故障时的桥臂环流作为输入量, 通过将ISCSO-ELM与不同算法优化后的ELM模型进行故障诊断效果对比。结果表明, 所提方法能有效识别子模块故障, 在MMC故障诊断方面具有可行性和优越性, 故障诊断效果更好。

关键词: 模块化多电平换流器; 子模块开路故障; 沙猫群优化算法; 极限学习机; 故障诊断

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.01.026 **中图分类号:** TM46 **文章编号:** 1673-9140(2025)01-0245-11

Improved Sand Cat swarm optimization-based extreme learning machine method for MMC submodule fault diagnosis

ZHANG Bide¹, HE Hengzhi¹, SHAO Shuai², QIU Jie¹, MA Junmei¹, CHEN Guang¹

(1. School of Electrical and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China; 2. Ultra-High Voltage Branch, State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610041, China)

Abstract: To enhance the fault diagnosis of the switch tube of the modular multilevel converter (MMC) submodule, a Sand Cat swarm optimization (SCSO) algorithm is improved. This improved SCSO (ISCSO) algorithm is employed to optimize the fault diagnosis of an extreme learning machine (ELM). Cubic chaotic mapping, a spiral search method, and a sparrow alert mechanism are used to improve the three stages of sand cat search, so as to enhance the convergence speed and search capability of the algorithm. An MMC model is developed on the MATLAB/SIMULINK platform, where the bridge arm circulation is used as the input when a fault occurs in the submodule. By comparing the fault diagnosis performance of ISCSO-ELM against ELM optimized by other algorithms, the results show that the proposed method can effectively identify submodule faults. It shows feasibility and superiority in MMC fault diagnosis, offering better fault diagnosis performance.

Key words: modular multilevel converter; open circuit fault of submodule; Sand Cat swarm optimization; extreme learning machine; fault diagnosis

模块化多电平换流器(modular multilevel converter, MMC)^[1-4]作为换流器中最具吸引力的拓扑结构之一, 凭借着模块化、易扩展、设计灵活、效

率高、损耗低以及高频辐射低等优点, 常被应用于高压直流输电系统、储能电站、直流配电网络及风电系统并网等场景中^[5-10]。近年来随着MMC的电压

收稿日期: 2024-04-16; 修回日期: 2024-09-03

基金项目: 四川省科技计划(2023YFG0191); 成都市科技攻关计划(2023-JB00-00014-GX)

通信作者: 何恒志(1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事电力电子设备故障诊断的研究; E-mail: h1308265706@163.com

等级和功率不断提升,导致其子模块(sub-module, SM)数量也相应增加,但与之相对的是可靠性问题凸显。在任何一个SM中,一旦绝缘栅双极型晶体管(insulated gate bipolar transistor, IGBT)发生故障,都将对MMC的正常运行造成影响,甚至可能引发其他元件损坏,最终导致整个系统崩溃^[11]。SM中IGBT故障分为开路和短路故障,由于短路故障特征明显,驱动中集成了短路故障的处理方案^[12-14],因此,MMC故障诊断主要是针对其开关管发生开路故障^[15-16]的研究。但是开路故障现象通常并不明显,若不能及时检测会威胁系统的正常运行。

近年来,国内外已有不少针对MMC子模块故障诊断和保护的相关研究,目前关于子模块开路故障诊断方法大致可分为基于硬件电路^[17-18]、模型^[19-23]和机器学习的方法^[24-26]三类。文献[17]提出了一种通过将子模块分组测量,在相桥臂之间配置额外监控传感器,检测电压测量值与估算值并对比进行故障诊断的方法;文献[18]通过在子模块中安装额外的检测电路单元,再将光耦输出逻辑值结合驱动信号实现故障诊断。这一类故障诊断方法需要在MMC的基础上再增加额外的硬件电路,不仅增加了硬件成本,而且新增的额外电路也会成为潜在故障点。文献[19]通过设定一个阈值,依据子模块电容电压估计值与计算值间的差值是否超出阈值范围来判断是否故障;文献[20]也采用了设定阈值并检测实际值与估计值的方法,不同的是检测对象为桥臂环流。这2种方法不需要额外增设硬件,保证成本可控,同时,由于设置阈值进行检测,故可以实现较快的诊断速度,但是通常这个阈值需要手动设置,这会导致经验阈值的设定直接影响诊断效果。文献[21]提出了一种子模块电容电压自适应观测器;文献[22]将故障桥臂中的子模块分为故障与未故障两组,通过桥臂实际投入子模块与阀控系统指令的差值,构造了一种故障诊断判据,以能够区分子模块IGBT开路和短路故障。以上2种方法诊断快速、直接,但是随着子模块数量的增加,其计算量将不断增大。

机器学习技术通过数字化和自动化的方式,将数据转化为对事物本质的认识和理解。随着机器学习技术的不断推进和应用场景的不断扩展,将其与故障诊断相结合的方法受到国内外学者的广泛研究。神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)等新的智能技术也被应用于MMC故障诊断领域。文献[24]提出了一种基于小波包

分解与主成分分析相结合的特征提取及降维方法,再启用遗传算法优化后的BP神经网络来实现故障诊断;文献[25]提出了一种依据样本差异化赋予不同权重,再通过SVM进行故障诊断的方法。但是通过人工赋权费时且效果一般,因此需使用优化算法寻找最优超参数。沙猫群优化(Sand Cat swarm optimization, SCSO)算法^[27]具有较强的全局搜索能力,能够在搜索空间中寻找全局最优解,且具有一定的自适应性,能够根据问题的特性和需求进行调整和优化。

基于此,本文提出一种使用改进沙猫群优化(improved Sand Cat swarm optimization, ISCSO)算法优化极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[28]的MMC子模块故障诊断方法。首先介绍MMC的基本工作原理和子模块故障特性,接着分析极限学习机并在此基础上提出改进沙猫群算法,对其进行优化,最后对该方法的故障诊断能力进行仿真实验验证。

1 MMC工作原理与故障分析

1.1 MMC拓扑结构

三相半桥型MMC的桥臂并非由多个开关器件直接串联构成,而是采用了子模块级联的方式^[1-2]。MMC由6个桥臂构成,每个桥臂由N个结构相同的SM和1个电抗器L串联组成,其拓扑结构如图1所示,每个子模块又由2个相同的IGBT(T_1 、 T_2)、2个反并联的二极管(D_1 、 D_2)和1个电容器(C_1)组成,其中 U_{dc} 为直流电压; u_{sm} 、 i_{sm} 分别为单个子模块的输出电压、电流; U_c 为子模块电容电压。电容充电的方向为电流的正方向。

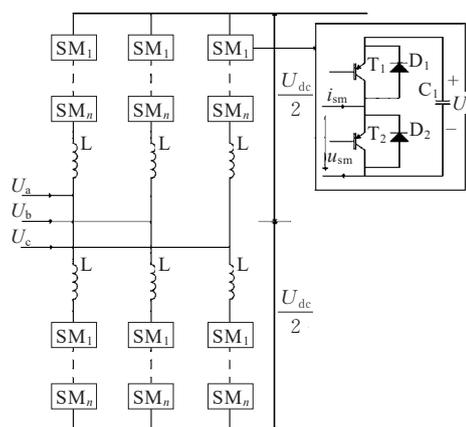


图1 MMC拓扑结构

Figure 1 MMC topology

1.2 MMC工作原理

正常运行时子模块有投入和切除 2 种运行模式, T_1 和 T_2 的驱动信号互补, 可以用开关函数 S 来表示子模块的运行模式:

$$S = \begin{cases} 1, T_1 \text{导通}, T_2 \text{关断} \\ 0, T_1 \text{关断}, T_2 \text{导通} \end{cases} \quad (1)$$

当 $S=0$ 时, T_1 关断、 T_2 导通, 该工作状态为切除状态, 此时无论桥臂电流 i_{sm} 大于 0 或小于 0, 子模块的输出电压 u_{sm} 都为 0; 当 $S=1$ 时, T_1 导通、 T_2 关断, 该工作状态为投入状态, 此时无论桥臂电流 i_{sm} 大于 0 或小于 0, 子模块的输出电压 u_{sm} 都为电容电压 U_c 。

当开关函数 S 确定后, 因流入子模块的电流方向不同, 对应子模块的电流通路也不同, MMC 运行过程中子模块的运行模式如表 1 所示, 桥臂中处于投入状态的子模块输出电压为电容电压, 此时若桥臂中电流大于 0, 子模块电容充电; 若电流小于 0, 子模块电容对外放电。

表 1 子模块运行状态

Table 1 Running state of submodule

模式	S	T_1	T_2	i_{sm}	u_{sm}	电容
投入	1	1	0	>0	U_c	充电
投入	1	1	0	<0	U_c	放电
切除	0	0	1	>0	0	旁路
切除	0	0	1	<0	0	旁路

在 MMC 中, 由于三相桥臂是并联于母线上的, 因此, 系统中会产生一定的循环电流, 这些循环电流就被称为 MMC 的环流^[29-30]。根据基尔霍夫电流定律可得:

$$\begin{cases} i_{pj} = i_{cirj} + i_j / 2 \\ i_{nj} = i_{cirj} - i_j / 2 \end{cases} \quad (2)$$

式中, i_{pj} 为相上桥臂输出电流; i_{cirj} 为相环流; i_j 为相输出电流; i_{nj} 为相下桥臂输出电流。

整理式(2)可得:

$$i_{cirj} = (i_{pj} + i_{nj}) / 2 \quad (3)$$

1.3 子模块故障特性

当 $S=1, i_{sm} > 0$ 时, 此时电流由 D_1 流经 C_1 进行充电, T_1 是否发生开路故障并不会对子模块造成影响; 当 $S=1, i_{sm} < 0$ 时, 此时电流本应由 C_1 流经 T_1 , 但由于 T_1 开路, 电流无法通过, 桥臂电流实际流经 D_2, C_1 上的电流为 0。当 $S=0, i_{sm} > 0$ 时, 子模块处于旁路状态, 桥臂电流本应经由 T_2 流出, 但由于 T_2 开路, i_{sm} 无法通过, 桥臂电流实际经过 D_1 流向 C_1 进行

充电; 当 $S=0, i_{sm} < 0$ 时, 桥臂电流流经 D_2, T_2 是否开路不会对子模块造成影响。 T_1, T_2 开路故障时的电流路径分别如图 2、3 所示。

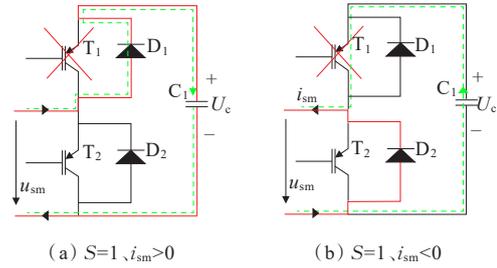


图 2 T_1 开路故障时的电流路径
Figure 2 Current path during T_1 open circuit fault

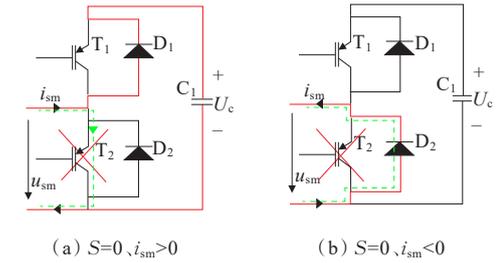


图 3 T_2 开路故障时的电流路径
Figure 3 Current path during T_2 open circuit fault

由图 2、3 可知, 当发生开路故障时, 故障子模块工作状态如表 2 所示, 子模块异常充、放电, 相比正常子模块, 故障子模块的电容电压更高。

表 2 发生故障时子模块电压

Table 2 Submodule voltage when a fault occurs

模式	正常	T_1 故障	T_2 故障
$S=1, i_{sm} > 0$	C_1 充电, $u_{sm} = U_c$	C_1 充电, $u_{sm} = U_c$	C_1 充电, $u_{sm} = U_c$
$S=1, i_{sm} < 0$	C_1 放电, $u_{sm} = U_c$	C_1 不变, $u_{sm} = 0$	C_1 放电, $u_{sm} = U_c$
$S=0, i_{sm} > 0$	C_1 不变, $u_{sm} = 0$	C_1 不变, $u_{sm} = 0$	C_1 充电, $u_{sm} = U_c$
$S=0, i_{sm} < 0$	C_1 不变, $u_{sm} = 0$	C_1 不变, $u_{sm} = 0$	C_1 不变, $u_{sm} = 0$

2 改进沙猫群算法优化极限学习机的故障诊断方法

2.1 极限学习机

极限学习机是一种基于随机化的单层前向神经网络, 其结构如图 4 所示, 输入层负责接收输入样本 X , 输出样本特征; 隐含层包含 k 个隐含节点, 每个隐含层节点的输出为一个加权和, 即 $z_k = \sum_{i=1}^n w_{ik} x_i + b_{ik}$, 其中 w_{ik} 为输入层的第 i 个神经元到隐含层第 k 个神经元的权重, b_{ik} 为偏置项; 输出层的神经元数等于样本类别数。对于二分类问题, 输出

层有2个神经元,分别表示正、负类别,输出结果为 $y=(y_1, y_2)^T$;输入层到隐含层的输入权重 w_{ik} 和隐含层的第 i 个节点偏差 b_{ik} 是随机给定的,需计算隐含层节点对输出层的输出权重^[31]。

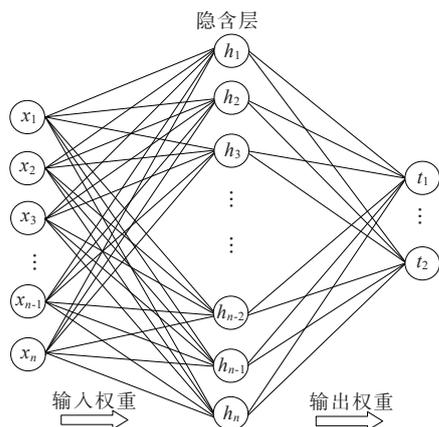


图4 ELM模型框架

Figure 4 ELM model framework

ELM的核心思想是随机初始化隐含层与输出层之间的连接权重与偏置,从而实现快速训练并得到高精度的模型。具体而言,对于一个训练集 $T=(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, 首先将输入样本 x_1, x_2, \dots, x_n 通过某种函数映射到高维特征空间,得到新的输入矩阵 $H=[h_{ij}]_{K \times n}$, 其中 $h_{ij}=g(w_{ij}x_i + b_j)$, $g()$ 为隐含层神经元的激活函数, w_{ij} 是第 j 个隐藏层神经元的输入权重向量, b_j 是偏置项。然后,随机初始化隐含层与输出层之间的权重 $W_{K \times m}$, 其中 m 为输出层神经元数,对于固定的隐含层神经元数 K ,输出层权重为

$$W=(H^T H)^{-1} H^T T \quad (4)$$

对于一个未知样本 x ,首先将其激活函数映射到隐含层 h_i ,即

$$h_i = g\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + b_i\right) \quad (5)$$

随后,将映射后隐含层的输出与隐含层到输出层的权重相乘,并进行加权求和:

$$y = W \cdot h \quad (6)$$

最后,通过对 y 进行分类处理,即可得出该样本的类别。

2.2 改进沙猫群算法

2.2.1 沙猫群算法

SCSO算法是一种基于种群搜索的方法,其中相关结构被定义为向量。在 l 维优化问题中,沙猫代表问题解的 $1 \times l$ 数组,每个变量值 x_1, x_2, \dots, x_l 都

是一个浮点数,每个变量的值都介于上、下界之间 ($\forall x \in [x_{low}, x_{upp}]$)。为了运行SCSO算法,需要根据待解决问题的规模 ($N_p \times N_m$) ($p=1, 2, \dots, n$) 创建一个与之对应的沙猫种群,并形成一个初始的候选矩阵。SCSO算法具体步骤如下。

1) 搜索猎物。

沙猫的猎物搜索机制依赖于低频噪声发射。每只沙猫的解表示为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il})$, SCSO算法得益于沙猫在低频探测方面的听觉能力,这样就声明了每只猫的敏感范围,沙猫可以感知低于2 kHz的低频,假设沙猫的敏感范围为 $0 \sim 2$ kHz。 S_M 为最大灵敏度,其模拟沙猫的听觉特性,取值为2。在数学模型中,根据算法的工作原理,沙猫的灵敏度范围 r_G 将根据迭代过程的进行从2线性地降低为0,以逐渐靠近猎物而不会丢失或跳过。假设最大迭代次数设置为100,则 r_G 将在前50次迭代中大于1,在后50次迭代中小于1。 r_G 表达式为

$$\begin{cases} r_G = S_M - S_M \cdot N_{iter,c} / N_{iter,max} \\ R = 2r_G \cdot \text{rand}(0, 1) - r_G \\ r = r_G \cdot \text{rand}(0, 1) \end{cases} \quad (7)$$

式中, r 为每只沙猫的敏感度范围; $\text{rand}(0, 1)$ 为 $0 \sim 1$ 的随机值; R 为用于在控制搜索和攻击阶段中进行切换的主要参数; $N_{iter,c}$ 为当前迭代次数; $N_{iter,max}$ 为最大迭代次数。

每个搜索代理(沙猫)根据最佳候选位置 (P_{bc}) 和当前位置 (P_c) 及其灵敏度范围 (r) 更新自己的位置。每个沙猫个体更新后的位置介于当前和猎物位置之间。算法在搜索区域内寻找新的局部最优解的过程为

$$P_c(t+1) = r \cdot (P_b(t) - \text{rand}(0, 1) \cdot P_c(t)) \quad (8)$$

此外,由于猎物位置都是通过随机实现的,有利于提高算法的随机性,这使得算法操作成本低。

2) 攻击猎物。

沙猫个体搜索猎物的过程如图5所示,每个沙猫的敏感范围被假设为一个半径为 r 的圆形区域,每个个体的运动方向由一个 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的随机角度 (θ) 来确定,因此,种群中的每个沙猫个体都能够沿搜索区域内的不同角度来进行移动。

使用以下公式中的随机角度将对搜索代理的狩猎方式产生积极影响,并引导其向猎物靠近,即

$$\begin{cases} P_r = |\text{rand}(0, 1) \cdot P_b(t) - P_c(t)| \\ P_c(t+1) = P_b(t) - r \cdot P_r \cdot \cos \theta \end{cases} \quad (9)$$

其中, P_r 表示随机位置,确保相关猫可以靠近猎物。

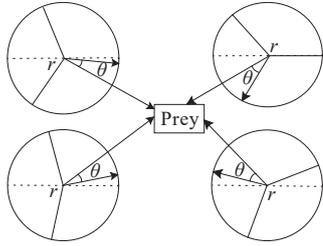


图 5 沙猫位置更新机制

Figure 5 Sand Cat location update mechanism

r_G, R 的自适应值确保了 SCSO 算法的平衡, SCSO 算法会根据 R 在搜索和攻击阶段之间进行切换。由于 R 会受到 r_G 的影响,故当 r_G 呈现均匀分布时, r_G 同样会表现出均匀分布的特性。由式(7)可知, R 是 $[-r_G, r_G]$ 中的一个随机值, r_G 在迭代过程中线性地从 2 减少到 0。当 R 的随机值为 $[-1, 1]$ 时, 沙猫的下一个位置可以是其当前和狩猎位置之间的任何位置; 当 $|R| \leq 1$ 时, SCSO 算法促使沙猫个体对猎物进行攻击; 当 $|R| > 1$ 时, 沙猫个体将继续搜寻猎物。每只猫在搜索和攻击阶段的位置更新情况为

$$x(t+1) = \begin{cases} P_b(t) - r \cdot P_r \cdot \cos \theta, & |R| \leq 1 \\ r \cdot (P_b(t) - \text{rand}(0, 1) \cdot P_c(t)), & |R| > 1 \end{cases} \quad (10)$$

2.2.2 改进沙猫群算法

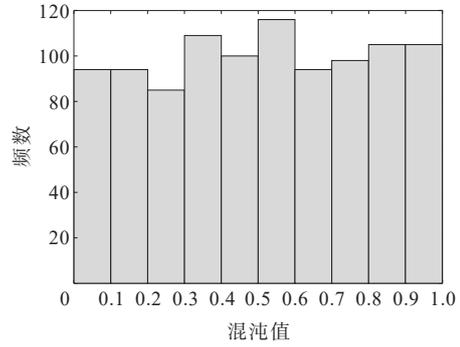
针对 SCSO 算法生成初始种群伪随机问题, 在其初始化种群阶段加入 Cubic 混沌映射实现真正的随机性; 在沙猫个体的搜索阶段加入螺旋搜索策略以防止沙猫存在搜索死角; 在沙猫搜索的第 2 阶段结束后加入麻雀警戒机制, 让位于边缘的沙猫向猎物靠拢, 加快收敛速度。

1) Cubic 混沌映射。

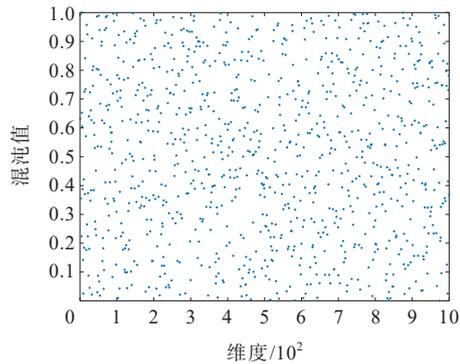
在优化领域, 混沌映射可以用于替代伪随机数生成器, 生成 0~1 的混沌数^[32]。因此, 为了实现沙猫种群的随机性, 本文在种群初始化阶段引入 Cubic 混沌映射。混沌映射在非线性系统中是一种相对常见的现象。文献[33-34]对常用的 16 种一维混沌映射的最大 Lyapunov 指数进行了计算分析, Cubic 混沌映射表示为

$$x_{n+1} = \rho x_n (1 - x_n^2) \quad (11)$$

其中, ρ 为控制参数, x_n 的取值范围为 $(0, 1)$ 。经测试, 当取初始 $x_0 = 0.3, \rho = 2.595$ 时, Cubic 混沌映射呈现出良好的随机特性, 具体效果如图 6 所示。



(a) Cubic 映射直方图



(b) Cubic 映射初始化分布

图 6 Cubic 混沌映射

Figure 6 Cubic chaotic mapping

2) 螺旋搜索。

在初始的沙猫群优化算法中, 攻击猎物阶段的位置更新方式如式(8), 可以观察到, 沙猫在捕猎时根据更新后的位置, 按照给定的行动模型寻找攻击位置。然而, 由于行动模型单一化, 沙猫移动时可能会陷入搜索死角, 导致错过最优位置的可能性增加, 这意味着在搜索过程中, 可能无法找到全局最优值, 而只能找到局部最优值。因此, 需要考虑行动模型的多样性, 以增加搜索的全局性和准确性。

为了解决这种问题, 在搜索猎物阶段加入螺旋搜索策略, 如图 7 所示, 该方法通过在沙猫前进方向上建立一个螺旋方程, 位于 (X, Y) 的沙猫以螺旋形式在搜索空间中进行搜索, 使得沙猫拥有多种搜索路径来更好地调整自身位置, 从而提高算法的全局搜索能力。

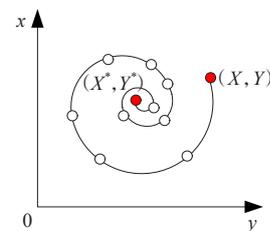


图 7 螺旋搜索策略

Figure 7 Spiral search strategy

加入螺旋搜索策略后沙猫个体在攻击阶段的位置更新过程为

$$\begin{cases} z = \exp\{k \cos[\pi(1 - N_{iter,c}/N_{iter,max})]\} \\ P_G = (P_b(t) - \text{rand}(0,1) \cdot P_c(t)) \\ P_c(t+1) = \exp(zl_0) \cdot \cos(2\pi l_0) \cdot r \cdot P_G \end{cases} \quad (12)$$

式中, z 为 e 的指数, 用于定义螺旋的形状; l_0 为 $[-1, 1]$ 中的随机数。

融入螺旋探索后沙猫群将以螺旋形式在搜索空间中搜索, 扩展了探索未知区域的能力, 使算法跳出局部最优的可能性增加, 有效提高算法的全局搜索性能。

3) 麻雀警戒机制。

在沙猫的搜索阶段结束后, 增加麻雀警戒机制。沙猫虽然长时间生活于沙漠中, 但仍然会被捕食者发现。将沙猫融合麻雀的警戒机制, 让沙猫变得十分敏感而又谨慎, 可以使得沙猫群算法更快地提升收敛速度。

当沙猫群意识到危险时, 群体边缘的沙猫会迅速向安全区域移动, 以获得更好的位置, 位于种群中间沙猫则会随机走动, 以靠近其他沙猫, 其数学表达式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{best}^t + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{best}^t|, & f_i > f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{x_{i,j}^t - x_{worst}^t}{(f_i - f_w) + \delta} \right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (13)$$

式中, x_{best}^t 为当前的全局最优位置; β 为一个步长控制参数, 是从均值为 0、方差为 1 的正态分布中随机生成的数值; $K \in [-1, 1]$ 为沙猫移动方向的随机数, 同时也用作步长控制参数; f_i 为当前沙猫个体的适应度值; f_g 、 f_w 分别为当前的全局最佳、最差适应度值; δ 为常数, 设置 δ 避免分母为零。

简而言之, 当 $f_i > f_g$ 时, 表示此沙猫处于群体边缘, 种群外围的沙猫根据式(13)第 1 式更新位置; 当 $f_i = f_g$ 时, 表示此沙猫处于种群中心, 种群中心的沙猫根据式(13)第 2 式更新位置。

2.3 改进算法性能测试与分析

为验证 ISCSO 算法的寻优效果, 选取 6 个不同类型的基准函数作为算法性能的测试函数, 如表 3 所示; 选取标准 SCSO、哈里斯鹰优化(Harris Hawks optimization, HHO)^[35] 算法、孔雀优化算法(Peafowl optimization algorithm, POA)^[36]、麻雀优化算法(Sparrow search algorithm, SSA)^[37] 与 ISCSO 算法

进行实验分析对比。所有算法的约束条件一致, 种群规模设置为 50, 最大迭代次数设置为 1 000。

各算法针对 6 个测试函数($F_1 \sim F_6$)所得到的寻优曲线如图 8~10 所示, 对于 6 个不同的测试函数, ISCSO 明显较其他 4 种算法的寻优能力更强, 所搜索到的最优值也优于其他 4 种算法; 而且对于 6 个测试函数, ISCSO 搜寻到的最优值及寻优的速度皆明显强于 SCSO 算法, 证明改进的沙猫群优化算法拥有更强的寻优精度及全局搜索能力。

表 3 标准测试函数

Table 3 Standard test function

测试函数	表达式	搜索范围	f_{min}
F_1	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]^n$	0
F_2	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]^n$	0
F_3	$f(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	$[-100, 100]^n$	0
F_4	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	$[-100, 100]^n$	0
F_5	$f(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp\left[-\sum_{j=1}^4 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2\right]$	$[-50, 50]^n$	0
F_6	$f(x) = -\sum_{i=1}^7 [(x - a_i)(x - a_i)^T]^{-1}$	$[0, 10]^n$	-10

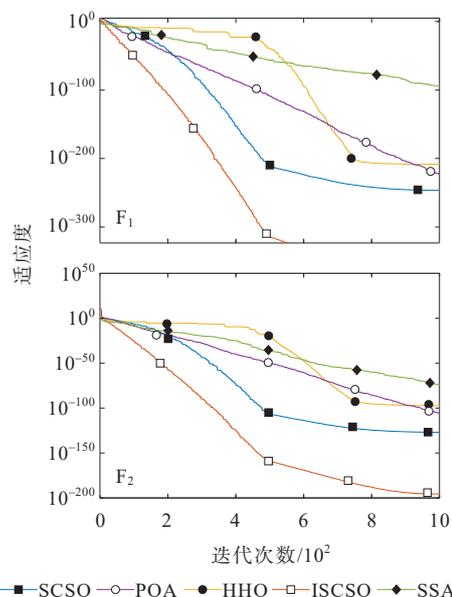


图 8 F_1 、 F_2 测试函数寻优曲线

Figure 8 Test function optimization curves of F_1 and F_2

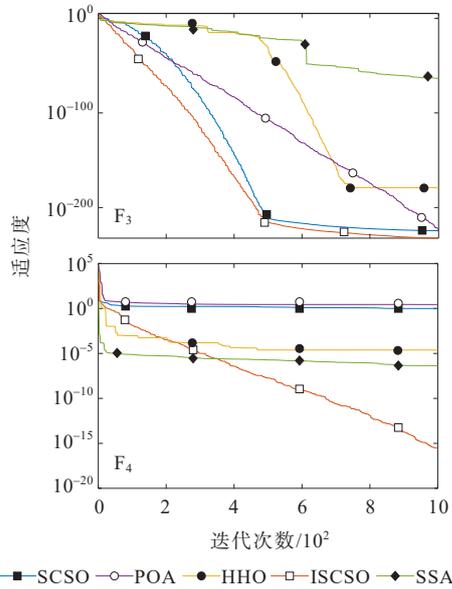


图 9 F_3, F_4 测试函数寻优曲线

Figure 9 Test function optimization curves of F_3 and F_4

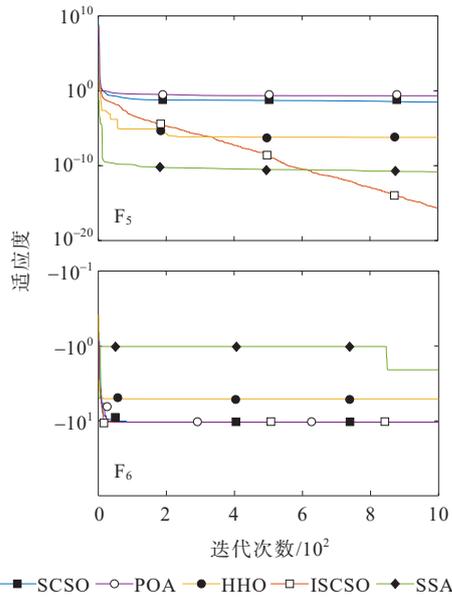


图 10 $F_5 \sim F_6$ 测试函数寻优曲线

Figure 10 Test function optimization curves of F_5 and F_6

2.4 故障识别流程

采用 ISCSO 对 ELM 的隐含层节点数、连接权重进行优化,提升模型的诊断准确率,并采用优化后的 ELM 进行 MMC 子模块故障诊断, ISCSO-ELM 模型的故障诊断流程如图 11 所示,主要步骤如下:

- 1) 采集 MMC 模型子模块故障时桥臂环流作为故障诊断模型的输入信号,将其按 8:2 的比例划分为训练样本集和测试样本集,并对数据做归一化处理;
- 2) 设置 ISCSO-ELM 算法的灵敏度 r_c 的范围

为 $[0, 2]$,相位控制 R 范围为 $[-r_c, r_c]$;

3) 利用 Cubic 混沌映射初始化种群,计算适应度值,并确定当前个体极值和全局极值;

4) 沙猫进入搜索猎物阶段,在此阶段加入螺旋搜索机制防止沙猫个体行动模式单一化,避免出现搜索死角;

5) 判断沙猫是否搜寻到猎物进行攻击,并更新个体位置及适应度值,在此阶段融合麻雀算法的警戒机制,让处于边缘的沙猫个体向其他沙猫个体移动;

6) 判断迭代次数是否已达到最大迭代次数,若是,则保留输入权重及隐含层层数;若否,则返回再次进行搜索。

利用最优参数建立 ISCSO-ELM 诊断模型,将划分好的训练集与测试集作为输入数据,最终获得故障诊断结果。

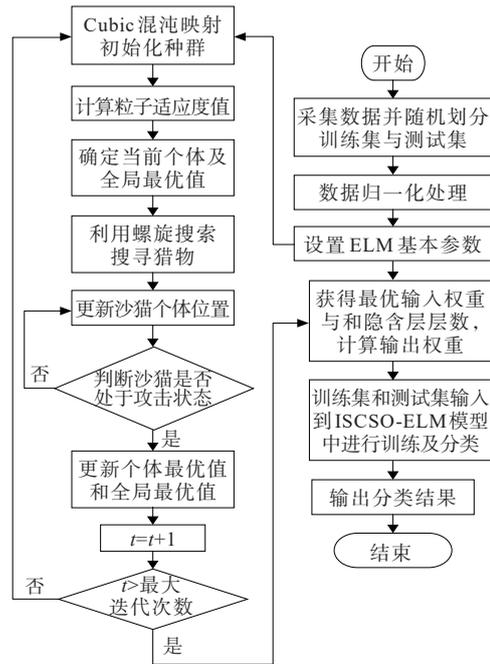


图 11 ISCSO-ELM 流程

Figure 11 ISCSO-ELM flow chart

3 验证与分析

3.1 参数设置

故障数据的获取是对 MMC 子模块进行故障诊断的重要基础。本文通过 MATLAB/SIMULINK 仿真平台搭建三相 MMC 整流器,并选择 13 种不同的工况作为研究对象,仿真模型中的主要参数如表 4 所示,具体的故障分类编号如表 5 所示。

表 4 模型参数

Table 4 Model parameters

交流电压 u_0/V	SM 初始电压 u_1/V	SM 电容 C_1/mF	桥臂电感 L/mH
3 300	550	7	13.5
直流侧电容 C_0/mF	桥臂 SM 数量 N	采样频率 f/Hz	
2	6	2 000	

表 5 故障类型编号

Table 5 Fault type number

故障相	故障桥臂	故障 IGBT	故障类型编号
a	上	T ₁	1
		T ₂	2
	下	T ₁	3
		T ₂	4
b	上	T ₁	5
		T ₂	6
	下	T ₁	7
		T ₂	8
c	上	T ₁	9
		T ₂	10
	下	T ₁	11
		T ₂	12
未故障	未故障	未故障	13

3.2 仿真分析

a相上桥臂子模块 T₁开路故障电容电压波形如图 12 所示,0.5 s 时发生故障。故障发生前 SM₁ 与其他 SM 的电压测量值基本一致;故障发生后当 S=0 时,无论 $i_{sm}>0$ 或 $i_{sm}<0$,SM₁~SM₆ 皆处于切除状态;当 S=1、 $i_{sm}>0$ 时,SM₁ 与 SM₂~SM₆ 皆对电容进行充电;而 S=1、 $i_{sm}<0$ 时,SM₂~SM₆ 电容放电,此时 SM₁ 因 T₁ 开路,电容无法正常放电,随着时间的推移,SM₁ 与 SM₂~SM₆ 电压相偏离。T₁ 开路故障桥臂环流波形如图 13 所示。

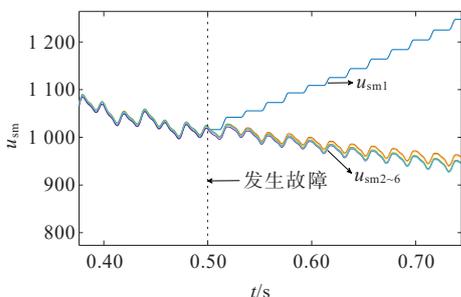


图 12 T₁开路故障电容电压波形

Figure 12 Capacitor voltage waveform under T₁ open circuit fault

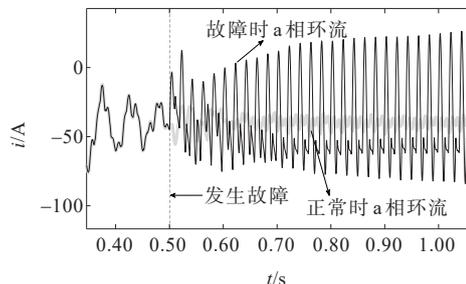


图 13 T₁开路故障桥臂环流波形

Figure 13 Bridge arm circulation waveform under T₁ open circuit fault

a相上桥臂子模块 T₂开路故障仿真波形如图 14 所示,设定 0.87 s 时发生故障。故障发生前 SM₁ 与其他 SM 的电压测量值基本一致;故障发生后当 S=1 时,无论 $i_{sm}>0$ 或 $i_{sm}<0$,SM₁~SM₆ 皆处于投入状态;当 S=0、 $i_{sm}<0$ 时,SM₁ 与 SM₂~SM₆ 电容皆旁路;而 S=0、 $i_{sm}>0$ 时,SM₂~SM₆ 电容旁路,此时 SM₁ 因 T₂ 开路,导致电容因正向桥臂电流而进行充电,随着时间的推移,SM₁ 与 SM₂~SM₆ 电压相偏离。T₂ 开路故障环流波形如图 15 所示。

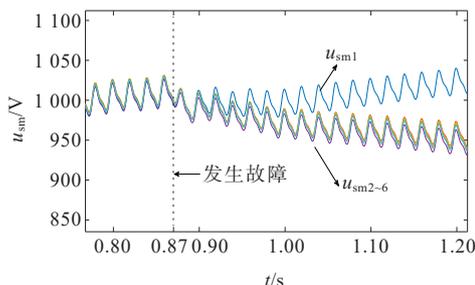


图 14 T₂开路故障电容电压波形

Figure 14 Capacitor voltage waveform under T₂ open circuit fault

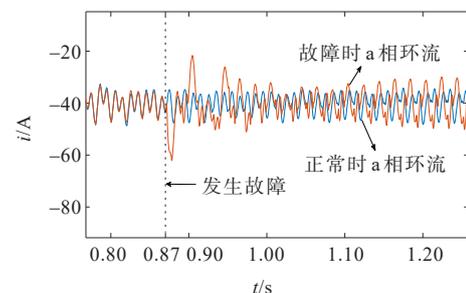


图 15 T₂开路故障桥臂环流波形

Figure 15 Bridge arm circulation waveform under T₂ open circuit fault

为了验证本文所提 ISCSO-ELM 故障诊断方法的性能,将其与 BP^[38]、LSTM^[39]、ELM、HHO-ELM、SSA-ELM、POA-ELM、SCSO-ELM 这 7 种方法进行对比分析。将共计 1 092 组样本数据按 8:2 进行划分,分别输入到 7 种模型中进行分类训练,各

模型的故障诊断结果如图 16 所示。为了验证文中所提方法的优越性,将其与上述 7 种方法进行对比,如表 6 所示,可以看到,ISCSO-ELM 的准确率为 97.247 7%,是 8 种方法中最高的,并且 ISCSO-ELM 相较于改进前准确率提高了 1.834 9%,表明 ISCSO-ELM 较改进之前的诊断能力有所提高。所提出的 ISCSO 算法在优化 ELM 模型方面表现良好,且在各类故障诊断方法中能实现较高的准确率,可以更加精确地识别 MMC 子模块故障。

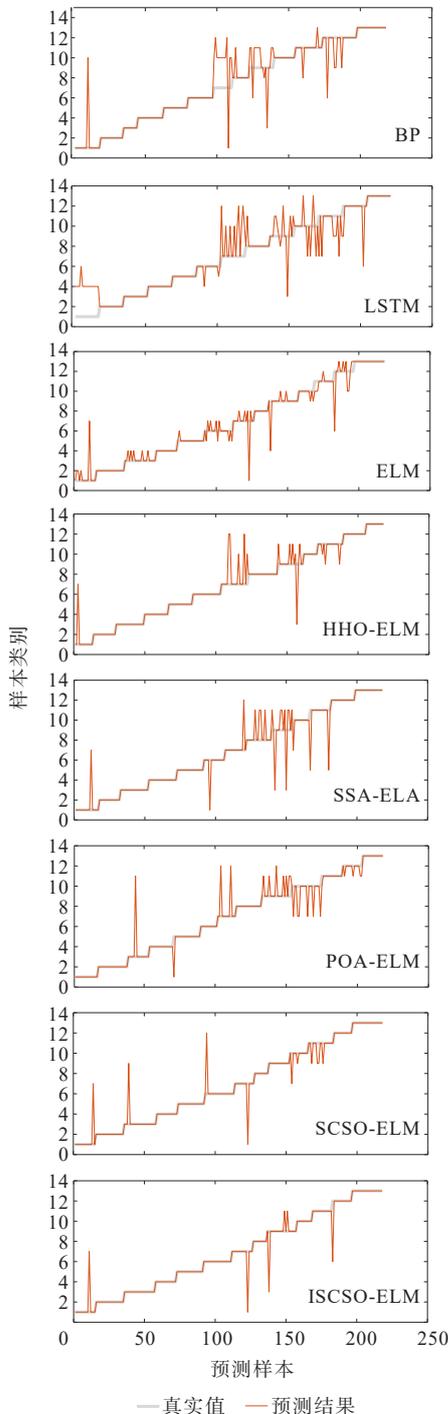


图 16 故障诊断结果

Figure 16 Fault diagnosis result

表 6 诊断方法对比

Table 6 Comparison of diagnostic methods

诊断方法	F 值 (F-measure)	精度 (Precision)	准确率 (Accuracy)/%
BP	0.840 96	0.881 57	84.862 4
LSTM	0.769 23	0.789 47	76.923 1
ELM	0.816 51	0.776 12	81.651 4
HHO-ELM	0.928 27	0.929 90	93.119 3
SSA-ELM	0.904 10	0.932 01	91.284 4
POA-ELM	0.899 60	0.912 17	89.908 3
SCSO-ELM	0.952 95	0.957 16	95.412 8
ISCSO-ELM	0.972 26	0.973 12	97.247 7

4 结语

为了快速有效地对 MMC 故障进行识别,本文分析了 MMC 的 SM 故障特性,分析了 IGBT 开路故障时 SM 电压的变化规律。基于其故障特性,本文提出了一种改进 SCSO 算法来优化 ELM 的故障诊断方法,通过针对沙猫群优化算法初始种群伪随机、搜索过程行动单一化等问题进行改进,利用 ISCSO 算法对 ELM 模型的关键参数进行优化,提出了一种改进的 ISCSO-ELM 故障诊断方法,并与其他诊断方法进行对比。通过仿真实验证明本文采用的故障诊断方法显示出了较高的准确率,能够准确诊断故障,且性能表现也较为优异。

参考文献:

- [1] MARQUARDT R. Stromrichterschaltungen mit verteilten energiespeichern[P]. German Patent: DE10103031A1, 2001-01-24.
- [2] MARQUARDT R, LESNICAR A. New concept for high voltage-modular multilevel converter[C]//IEEE PESC, Aachen, Germany, 2004.
- [3] 于吉,尹项根,赖锦木,等. 电网不对称故障下 MMC 自适应相功率均衡控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(1):1-12.
YU Ji, YIN Xianggen, LAI Jinmu, et al. Adaptive leg-balancing control strategy of an MMC in an asymmetric AC grid fault[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(1):1-12.
- [4] 邓超平,晁武杰,戴立宇,等. 基于 MMC-BESS 和 MMC-MVDC 的柔性直流互联系统运行控制[J]. 供用电, 2023, 40(7):41-47.
DENG Chaoping, CHAO Wujie, DAI Liyu, et al. Operation control of flexible DC interconnection system based on MMC-BESS and MMC-MVDC[J]. Distribution

- & Utilization, 2023, 40(7):41-47.
- [5] 李双健,贾秀芳,季一鸣,等.基于MMC拓扑的混合型滤波器设计及其在LCC-HVDC中的应用[J].电力自动化设备,2020,40(6):115-121.
LI Shuangjian, JIA Xiufang, JI Yiming, et al. Design of hybrid filter based on MMC topology and its application in LCC-HVDC[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6):115-121.
- [6] 梁帅.应用于退役动力电池储能电站的MMC控制策略研究[D].兰州:兰州理工大学,2023.
LIANG Shuai. Research on MMC control strategy applied to retired power battery energy storage station [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2023.
- [7] 史明明,刘瑞煌,袁宇波,等.配电网混合型MMC双极短路故障后快速恢复策略[J].电力科学与技术学报,2023, 38(5):121-128.
SHI Mingming, LIU Ruihuang, YUAN Yubo, et al. Quick recovery strategy of hybrid MMC bipolar short-circuit fault in distribution network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(5):121-128.
- [8] 袁曼曼,王海云,王维庆,等.低电压调制比MMC在海上风电并网中的应用研究[J].可再生能源,2022,40(7): 932-937.
YUAN Manman, WANG Haiyun, WANG Weiqing, et al. Application of low voltage modulation ratio MMC in grid-connected offshore wind power[J]. Renewable Energy Resources, 2022, 40(7):932-937.
- [9] 赵星源,谢芳毅,刘乙学,等.压气储能电站智能建造体系及其关键技术[J].发电技术,2024,45(5):899-909.
ZHAO Xingyuan, XIE Fangyi, LIU Yixue, et al. Intelligent construction system and key technology for compressed air energy storage power plant[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(5):899-909.
- [10] 于国强,刘克天,胡尊民,等.大规模新能源并网下火电机组深度调峰优化调度[J].电力工程技术,2023,42(1): 243-250.
YU Guoqiang, LIU Ketian, HU Zunmin, et al. Optimal scheduling of deep peak regulation for thermal power units in power grid with large-scale new energy[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(1): 243-250.
- [11] 徐政.柔性直流输电系统[M].第2版.北京:机械工业出版社,2017:3-15,162-174.
XU Zheng. Flexible DC transmission system[M]. Second Edition. Beijing: Machinery Industry Press, 2017: 3-15, 162-174.
- [12] 敬华兵,年晓红,龚芬.MMC子模块元件短路故障机理及其新型保护策略[J].电工技术学报,2015,30(3):21-27.
JING Huabing, NIAN Xiaohong, GONG Fen. Short-circuit fault mechanism of MMC submodule components and its novel protection strategy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3):21-27.
- [13] GENG Z, HAN M, KHAN Z W, et al. Detection and localization strategy for switch open-circuit fault in modular multilevel converters[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(6):2630-2640.
- [14] 陈程,薛花,扈曾辉,等.桥臂不对称情形下MMC无源性PI控制方法[J].中国电力,2023,56(7):107-116+124.
CHEN Cheng, XUE Hua, HU Zenghui, et al. Passivity-based PI control method of MMC with asymmetric bridge arms[J]. Electric Power, 2023, 56(7): 107-116+124.
- [15] RICHARDEAU F, PHAM T T L. Reliability calculation of multilevel converters: theory and applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 60(10):4225-4233.
- [16] 杨隽豪,韦延方,王鹏,等.基于Swin Transformer的柔性直流电网单端量故障诊断[J].电力建设,2023,44(5): 53-60.
YANG Junhao, WEI Yanfang, WANG Peng, et al. Single-ended fault diagnosis of flexible DC grid based on swin transformer[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(5): 53-60.
- [17] PICAS R, ZARAGOZA J, POU J, et al. Reliable modular multilevel converter fault detection with redundant voltage sensor[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 32(1):39-51.
- [18] LIU C, DENG F, CAI X, et al. Submodule open-circuit fault detection for modular multilevel converters under light load condition with rearranged bleeding resistor circuit[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 37(4):4600-4613.
- [19] WANG Z, PENG L. Grouping capacitor voltage estimation and fault diagnosis with capacitance self-updating in modular multilevel converters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 36(2): 1532-1543.
- [20] JIN Y, XIAO Q, JIA H, et al. A novel detection and localization approach of open-circuit switch fault for the grid-connected modular multilevel converter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(1): 112-124.
- [21] 莫跃,刘明,王健,等.基于观测器的MMC功率模块故障诊断方法[J].广东电力,2021,34(9):80-86.
MO Yue, LIU Ming, WANG Jian, et al. Observer-based fault diagnosis method for MMC power module[J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(9):80-86.
- [22] 马燕君,谭令其,马凯,等.半桥型MMC-HVDC子模块故障诊断与定位方法[J].高电压技术,2022,48(11): 4600-4609.
MA Yanjun, TAN Lingqi, MA Kai, et al. Fault diagnosis

- and location method of half-bridge MMC-HVDC submodule[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4600-4609.
- [23] 刘秀兰,陈熙,张倩,等.充电桩充电模块功率器件故障诊断研究综述[J].高压电器,2024,60(7):191-200.
LIU Xiulan, CHEN Xi, ZHANG Qian, et al. Review of power device fault diagnosis for charging module of charging pile[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(7): 191-200.
- [24] 杨桢,马子莹,李鑫.基于WPD-PCA与GA-BP的MMC子模块故障定位方法研究[J].电子测量与仪器学报,2019,33(7):181-187.
YANG Zhen, MA Ziyang, LI Xin. Research on fault location method of MMC submodule based on WPD-PCA and GA-BP[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(7): 181-187.
- [25] 魏银图,张旸,温步瀛,等.基于支持向量机的模块化多电平换流器子模块开路故障诊断方法[J].电气技术,2023,24(10):1-7.
WEI Yintu, ZHANG Yang, WEN Buyang, et al. Open circuit fault diagnosis method of modular multilevel converter submodule based on support vector machine [J]. Electrical Engineering, 2023, 24(10): 1-7.
- [26] 张峥,原帅,时伟光,等.基于深度神经网络的UHVDC输电系统故障诊断[J].电网与清洁能源,2024,40(7):88-94.
ZHANG Zheng, YUAN Shuai, SHI Weiguang, et al. Fault diagnosis of UHVDC transmission lines based on deep neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(1): 88-94.
- [27] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand Cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2023, 39(4): 2627-2651.
- [28] HUANG G, ZHU Q, SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]//IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Budapest, Hungary, 2004.
- [29] TU Q, XU Z, XU L. Reduced switching-frequency modulation and circulating current suppression for modular multilevel converters[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(3): 2009-2017.
- [30] POU J, CEBALLOS S, KONSTANTINOU G, et al. Circulating current injection methods based on instantaneous information for the modular multilevel converter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 62(2): 777-788.
- [31] 刘建锋,刘梦琪,董倩雯,等.基于改进VMD去噪和优化ELM方法的变压器早期故障诊断[J].电力科学与技术学报,2023,38(6):55-66.
LIU Jianfeng, LIU Mengqi, DONG Qianwen, et al. Transformer early Fault diagnosis based on improved VMD denoising and optimized ELM method[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(6): 55-66.
- [32] FENG J, ZHANG J, ZHU X, et al. A novel chaos optimization algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76: 17405-17436.
- [33] 王依柔,张达敏,徐航,等.基于自适应扰动的疯狂蝴蝶算法[J].计算机应用研究,2020,37(11):3276-3280.
WANG Yirou, ZHANG Damin, XU Hang, et al. Crazy Butterfly algorithm based on adaptive perturbation[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(11): 3276-3280.
- [34] 罗程浩,胡骅,魏云冰,等.局部阴影下基于IBOA-INC的光伏复合MPPT控制[J].电测与仪表,2024,61(5):182-189.
LUO Chenghao, HU Hua, WEI Yunbing, et al. MPPT control of photovoltaic composite based on IBOA-INC under partial shading[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(5): 182-189.
- [35] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future generation computer systems, 2019, 97: 849-872.
- [36] WANG J, YANG B, CHEN Y, et al. Novel phasianidae inspired peafowl (Pavo muticus/cristatus) optimization algorithm: design, evaluation, and SOFC models parameter estimation[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2022, 50: 101825.
- [37] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [38] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323: 533-536.
- [39] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.