

基于 IDBO-GRU 的电磁斥力操动机构故障诊断模型研究

丁 璨^{1,2}, 刘佳宇¹, 付博民¹, 贾振威¹

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 电工材料电气绝缘全国重点实验室, 西安 710049)

摘要: 针对电磁斥力操动机构的机械故障诊断率偏低问题, 文中提出了一种基于改进蜣螂优化算法 (IDBO) 优化门控循环单元神经网络 (GRU) 的故障诊断方法。首先, 采用最大奇异值能量熵方法 (EEMSE) 对机构的分闸振动信号进行特征提取构建特征向量矩阵, 并利用 Lasso 回归系数和皮尔逊相关系数对特征矩阵进行降维。然后, 引入 Chebyshev 混沌映射、黄金正弦策略、位置更新动态权重系数对传统蜣螂优化算法 (DBO) 进行改进, 并使用 IDBO 对 GRU 超参数优化, 建立基于 IDBO-GRU 的电磁斥力操动机构故障诊断模型。最后, 搭建实验平台对模型进行验证, 结果表明, 建立的故障诊断模型诊断精确度达到 96.88%, 相较于其他诊断模型具有更高准确率和更好稳定性, 为电磁斥力操动机构的故障诊断提供了一种新的诊断模型。

关键词: 电磁斥力操动机构; 改进蜣螂优化算法; 门控循环单元神经网络; 特征提取和筛选; 故障诊断

Fault Diagnosis Model of Electromagnetic Repulsive Actuator Mechanism Based on IDBO-GRU

DING Can^{1,2}, LIU Jiayu¹, FU Bomin¹, JIA Zhenwei¹

(1. College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Hubei Yichang 443002, China; 2. National Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment, Xi'an 710049, China)

Abstract: To address the problem of low mechanical fault diagnosis rate of electromagnetic repulsive actuator mechanism, the paper proposes a fault diagnosis method based on the Improved Dung Beetle Optimization (IDBO) algorithm to optimize the Gated Recurrent Unit (GRU) neural network, which firstly adopts the Energy Entropy of Maximum Singular Value (EEMSE) to construct the feature vector matrix for feature extraction of the slamming vibration signals of the mechanism, and then utilizes the Lasso regression coefficient and the Pearson correlation coefficient to reduce the dimension of the feature matrix. Then, Chebyshev chaotic mapping, golden sine strategy, and dynamic weight coefficients of position update are introduced to improve the traditional Dung Beetle Optimization (DBO) algorithm, and the hyperparameter optimization of GRU using IDBO is used to establish the fault diagnosis model of electromagnetic repulsive actuator mechanism based on IDBO-GRU. Finally, the experimental platform is built to verify the model, and the results show that the diagnostic accuracy of the established fault diagnosis model reaches 96.88%, which is higher in accuracy and better in stability than other diagnostic models, and provides a new diagnostic model for the fault diagnosis of the electromagnetic repulsive actuator.

Key words: electromagnetic repulsive actuators; improving the Dung Beetle Optimization algorithm; neural network of gated recurrent units; feature extraction and screening; fault diagnosis

0 引言

随着直流电网的快速发展, 传统断路器操动机构在满足快速开断需求方面逐渐暴露出性能不足。因此, 基于涡流斥力原理的新型电磁斥力操动机构应运而生^[1]。目前, 关于电磁斥力操动机构的研究集中于结构设计与性能优化^[2-3], 而针对故障诊断的研究相对较少。根据高压设备可靠性国际调查报告^[4]指出, 绝大多数的高压电力设备故障出现在操动机构

上, 且机械故障和电气故障导致的断路器严重故障占 83%。电磁斥力操动机构具有动作快、冲击大、高频操作等特点, 相对于其它类型操动机构很容易造成弹簧卡涩、螺栓松动等机械故障以及引发一些电气故障。因此, 建立一个针对电磁斥力机构的故障诊断模型显得尤为重要, 这对于保障电力系统的安全运行具有至关重要的意义。

基金项目: 电工材料电气绝缘全国重点实验室开放课题项目资助(EIPE23211)。

Project Supported by the National Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment (EIPE23211).

特征提取在故障诊断中至关重要，它们能够从原始数据中有效地提取出具有区分性的特征，提高模型的准确性和鲁棒性。文[5]提出了一种最大奇异值能量熵(energy entropy of maximum singular value, EEMSE)的办法，该方法通过对信号进行奇异值分解，提取最大奇异值的能量分布信息，从而捕捉信号的主要特征，避免了传统方法中可能丢失的细节信息，具有较强的鲁棒性和适应性，能够有效地从真空快速开关振动信号中提取特征。

故障识别算法对诊断模型性能有着直接影响，近年来，随着人工智能技术的快速发展，基于支持向量机(support vector machine, SVM)^[6-7]、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[8-9]、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[10-11]等智能学习算法的故障诊断方法逐渐被提出并广泛应用。然而，SVM在处理高维度数据和复杂非线性关系时存在局限性，且对噪声较为敏感。与之相比，RNN能够有效捕捉时序依赖关系和复杂非线性特征，且具有更强的鲁棒性，但其面临梯度消失和梯度爆炸的问题。LSTM通过引入记忆单元及三个门控单元，克服了这些问题，但其复杂的结构增加了计算量，导致训练时间较长。为优化这一问题，门控循环单元神经网络(gated recurrent unit, GRU)对LSTM进行了结构性改进，在性能接近的情况下有效减少了计算量和内存消耗^[12]。

由于GRU模型涉及多个超参数，故障诊断的准确性通常受人工调参的影响。因此，可以采用元启发式智能算法来优化超参数，从而提升模型的故障诊断效果。目前，常用的智能优化算法包括粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[13-14]、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[15-16]、麻雀优化算法(sparrow search algorithm, SSA)^[17-18]等。大多数智能群体算法侧重于单群体结构，且大部分算法仅使用一个群体，群体内部成员的功能未进行明显区分。然而，Xue等人提出的蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)不同于传统的智能群体算法^[19]，它引入了群体内部的功能区分，从而增强了算法的灵活性。尽管与一些传统算法相比，DBO在优化性能方

面具有一定优势，但仍面临全局搜索能力不足和易陷入局部最优解等问题。

综上所述，文中提出了一种基于改进蜣螂优化算法(improved dung beetle optimizer, IDBO)优化GRU超参数的电磁斥力操动机构故障诊断模型。首先，采用最大奇异值能量熵方法对振动信号进行特征提取；其次，利用Lasso回归系数和皮尔逊相关系数进行特征筛选；然后，结合Chebyshev混沌映射、黄金正弦策略以及位置更新动态权重系数，对传统蜣螂优化算法进行了改进，并将其应用于GRU超参数的优化。最后，通过实验与其他诊断算法的对比，验证了基于IDBO-GRU的电磁斥力操动机构故障诊断模型的精确性。

1 特征提取和筛选

针对电磁斥力机构的振动信号特点，电磁斥力操动机构在分闸过程中会产生复杂的振动信号，这些信号包含了丰富的故障信息。文中采用最大奇异值能量熵方法对振动信号进行特征提取，这种方法能够有效捕捉振动信号中的非线性和非平稳特征，尤其适用于电磁斥力操动机构。具体流程如下：

1)对原始振动信号进行S变换，计算模矩阵，并将模矩阵划分为 $P \times Q$ 大小的子矩阵。

2)对每个子矩阵进行奇异值分解，提取最大奇异值。

奇异值分解在故障诊断领域具有多种优势，可以帮助提取信号中的重要信息，去除冗余和噪声^[20-21]。奇异值分解的表达式为

$$A = U \Sigma V^T \quad (1)$$

式(1)中： U 的列向量为矩阵A的左奇异向量； V 的列向量为矩阵A的右奇异向量； Σ 的对角线元素为奇异值。

3)将每个子矩阵的最大奇异值视为能量，并分别在时间域和频域上进行归一化处理，随后计算归一化能量的熵，以获得最大奇异值能量熵：

$$T_{nm} = \sigma_{nm} / \sum_m^Q \sigma_{nm} \quad n = 1, 2, \dots, P \quad (2)$$

$$F_{nm} = \sigma_{nm} / \sum_n^P \sigma_{nm} \quad m = 1, 2, \dots, Q \quad (3)$$

$$H_t = -\sum_m^Q T_{nm} \lg T_{nm} \quad m = 1, 2, \dots, Q \quad (4)$$

$$H_f = -\sum_n^P F_{nm} \lg F_{nm} \quad n = 1, 2, \dots, P \quad (5)$$

式(2)-(5)中： σ_{nm} 为第 n 行， m 列的最大奇异值； H_t 为时域上的最大奇异值能量熵； H_f 为频域上的最大奇异值能量熵。

尽管最大奇异值能量熵特征能有效表征故障信号，但高维特征空间可能包含冗余信息，增加模型复杂度并降低诊断精度。为提升诊断性能，采用融合 Lasso 回归特征重要性与皮尔逊相关系数的方法筛选关键特征。第一步，对两者归一化处理消除量纲影响。第二步，通过简单平均法融合得到新的特征重要性指标，公式如下

$$F_{combined} = \frac{Lasso_{norm} + r_{norm}}{2} \quad (6)$$

式(6)中： $Lasso_{norm}$ 为归一化后 Lasso 回归特征重要性得分； r_{norm} 为归一化后皮尔逊相关系数得分； $F_{combined}$ 为得到的最终特征重要性得分。

2 门控循环单元神经网络

门控循环单元神经网络(GRU)是循环神经网络(RNN)的一种变体，广泛应用于处理序列数据^[22]。电磁斥力操动机构的振动信号往往具有复杂的时间依赖性和非线性特征，传统方法难以充分捕捉这些特性，而 GRU 网络凭借其门控机制，能够高效挖掘振动信号中的动态变化规律。相较于 LSTM，GRU 通过简单的结构降低了计算复杂度，同时提高了诊断精度。GRU 结构模型见图 1。

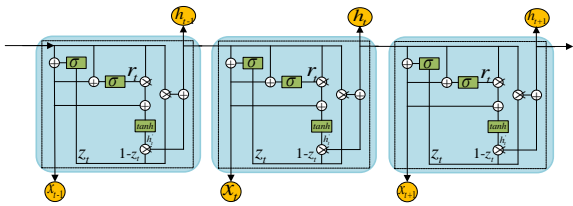


图 1 GRU 网络结构

Fig. 1 GRU Network Architecture

内部逻辑关系表达式为：

$$z_t = \sigma(W^{(z)}x_t + U^{(z)}h_{t-1}) \quad (7)$$

$$r_t = \sigma(W^{(r)}x_t + U^{(r)}h_{t-1}) \quad (8)$$

$$h_t^cand = \tanh(Wx_t + r_t \times Uh_{t-1}) \quad (9)$$

$$h_t = z_t \times h_{t-1} + (1 - z_t) \times h_t^cand \quad (10)$$

式(7)-(10)中： x_t 为前时刻的输入； r_t 和 z_t 分别为重置门和更新门； $W^{(z)}$ 和 $W^{(r)}$ 分别为更新门和重置门输入量的权重矩阵； $U^{(z)}$ 和 $U^{(r)}$ 为上一时刻更新门和重置门对记忆内容的权重矩阵；“+”为加法运算；“ \times ”为矩阵 Hadamard 乘积； σ 和 \tanh 分别为 sigmoid 和双曲正切函数； h_t^cand 为当前记忆内容； h_t 为当前时间的最终记忆。

门控循环单元神经网络其性能的优劣在很大程度上依赖于超参数的合理选择。常见的超参数包括学习率、隐藏层节点数、正则化系数，这些超参数直接影响模型的训练速度、拟合能力以及泛化性能。

3 蜣螂优化算法及其改进

为了解决 GRU 超参数调优中的效率与性能问题，使用改进的蜣螂优化算法(IDBO)对 GRU 的 3 个超参数(学习率、隐藏层节点数、正则化系数)进行优化，从而提高模型的训练效率和诊断精度。

3.1 传统蜣螂优化算法

蜣螂优化算法是一种基于元启发式思想的智能优化算法，模拟了蜣螂在自然界中作为分解者的角色，其在自然生态系统中扮演着重要的作用。该算法通过模拟蜣螂群体的多种行为模式，如滚球、觅食、偷窃和繁殖行为，来实现搜索与优化任务^[23-24]。蜣螂优化算法同时兼顾全局探索与局部开发的能力，具备较快的收敛速度和较高的准确率。

尽管蜣螂优化算法相较于传统优化算法在解决复杂优化问题时表现出一定优势，但仍存在不足。首先，传统 DBO 算法通过随机初始化种群，可能导致种群分布不均，影响全局搜索能力，特别是在高维复杂问题中，容易陷入局部最优解。其次，滚球蜣螂行为模式虽能有效进行全局搜索，但其位置更新策略存在局限，未能充分挖掘搜索空间中的潜在解。最后，

小偷蛭螂的行为模式虽然具有一定的搜索能力,但在平衡全局探索与局部精细搜索方面存在困难,进而影响了优化效率。

3.2 改进的蛭螂优化算法

针对传统 DBO 不足之处,通过引入 Chebyshev 映射、黄金正弦策略以及位置更新动态权重系数 3 种策略对传统 DBO 进行了改进,具体流程见图 2。

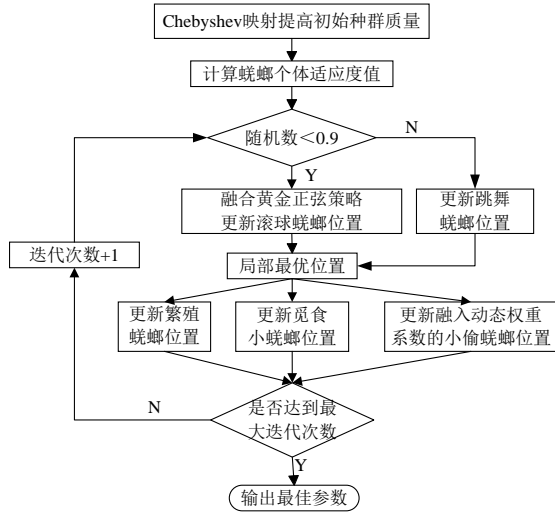


图 2 改进的蛭螂优化算法流程图

Fig. 2 Flowchart of improved dung beetle optimization algorithm

1) Chebyshev 混沌映射。Chebyshev 映射是一种典型的混沌序列生成方法,能够生成高度随机且均匀分布的序列^[25]。传统 DBO 算法中,随机初始化种群易导致分布不均,限制了多样性和全局搜索能力。结合 Chebyshev 混沌映射,可生成均匀分布的随机序列,从而增强种群多样性,提升算法的全局搜索能力。

Chebyshev 映射的递推公式为

$$x_{n+1} = \cos(k \cdot \arccos(x_n)), x_n \in [-1, 1] \quad (11)$$

式(11)中: x_n 为第 n 次迭代的值; k 为映射的非线性程度的参数。

规定蛭螂的个数为 i , 维度个数为 d , 最终映射完的结果

$$y_{id} = l_d + \frac{u_d - l_d}{2} \cdot (x_{id} + 1) \quad (12)$$

式(12)中: u_d , l_d 分别为搜索空间第 d 维的上界

和下界; y_{id} 为第 i 只蛭螂的第 d 维的新位置值; x_{id} 为第 i 只蛭螂在搜索空间中第 d 维位置值。

2) 黄金正弦策略。黄金正弦策略结合了黄金分割比与正弦函数的启发式特性^[26],提升了算法在复杂搜索空间中的探索能力和寻优效率。将其应用于蛭螂的滚球行为下的无障碍模式,有助于在全局搜索过程中平衡探索与开发,避免过早收敛,提升了算法寻求最优解的能力。具体公式为

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) \times |\sin(R_1)| + R_2 \times \\ \sin(R_1) \times |x_1 \times x^b - x_2 \times x_i(t)| \\ x_1 = -\pi + (1 - \tau) \cdot 2\pi \\ x_2 = -\pi + (1 - \tau) \cdot 2\pi \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中: x^b 为当前蛭螂个体的最优位置; 黄金

分割比 $\tau = \frac{\sqrt{5}-1}{2} \approx 0.618$; $R_1 \in [0, 2\pi]$ 用于控制正弦

函数的周期; $R_2 \in [0, \pi]$ 用于引入扰动; x_1 和 x_2 为基于黄金分割比计算的参考点。

3) 位置更新动态权重系数。小偷蛭螂的行为模式旨在平衡开发与探索,既利用已有的最优解信息,又通过引入随机性寻找潜在的更优解。因此,其位置更新策略需要具备更高的灵活性,以适应不同的搜索阶段。为此,引入了动态权重系数,以便更好地调整位置更新过程,公式为

$$\begin{cases} x_j = k_1 \times bestX + k_2 \times randn(1, dim) \\ \times \frac{|pX_j - bestXX| + |pX_j - bestX|}{2} \\ k_1 = 1 - \frac{t^3}{M^3} \\ k_2 = \frac{t^3}{M^3} \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中: k_1 和 k_2 为动态权重系数; x_j 为第 j 个小偷蛭螂的更新位置; $bestX$ 为当前的全局最优解; $bestXX$ 为当前迭代的最优解; pX_j 为第 j 个小偷蛭螂的当前个体最优解; $randn(1, dim)$ 为一个维度为 dim 的随机正态分布向量,用于引入扰动。

3.3 改进的蛭螂优化算法性能测试

为验证所提出的改进蛭螂优化算法(IDBO)的性能,将其与经典的蛭螂优化算法(DBO)进行了对比。

性能测试选取了 CEC2005 中的 f_3 单峰函数和 f_9 多峰函数，测试函数的表达式分别为：

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2 \quad (15)$$

$$f_9(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) + 10n \quad (16)$$

式(15)\(16)中： $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为优化问题的解向量； n 为问题的维度。

设置优化算法的最大迭代次数为 500，种群数量为 30， f_3 和 f_9 函数中的自变量取值范围分别为[-100, 100]和[-5.12, 5.12]。优化算法对 f_3 函数和 f_9 函数的寻优结果分别见图 3。

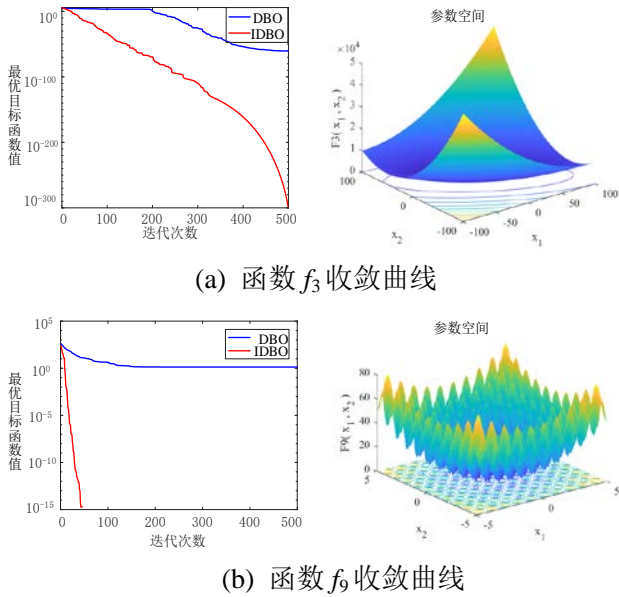


图 3 测试函数收敛图

Fig. 3 Convergence plot of test function

从图 3(a)中可以看出，在 f_3 基准函数的测试中，IDBO 算法的最优目标函数值从 1 持续减小至接近 10^{-300} ，而 DBO 算法的最优目标函数值仅减小至 10^{-30} ，且容易陷入局部最优。相比于 DBO，IDBO 收敛速度快、精度高，接近于线性下降趋势，没有停滞现象。从图 3(b)中可以看到，在实验的第 50 次迭代时，IDBO 的最优目标函数值从 10^3 达到 10^{-15} ，显示了其在较少的迭代次数内便达到了很高的精度。相比之下，DBO

算法的最优目标函数值在 500 次迭代后才从 10^3 达到 1，优化性能明显低于 IDBO。

综上所述，IDBO 相比于 DBO 在速度收敛性、精度和跳出局部最优能力方面具有显著优势。通过引入 Chebyshev 映射、黄金正弦策略和动态权重系数的改进，IDBO 能够更快、更精确地收敛，同时提升了全局搜索能力，有效避免了局部最优的困境，表现出更强的优化性能。

4 电磁斥力操动机构诊断流程框架

文中采用最大奇异值能量熵的方法对电磁斥力操动机构的分闸振动信号进行特征提取，并使用 Lasso 回归系数结合皮尔逊相关系数对提取的多维特征向量进行特征筛选，采用改进的 IDBO 对 GRU 算法进行超参数优化，最后对筛选后的特征向量进行故障诊断，流程图见图 4。

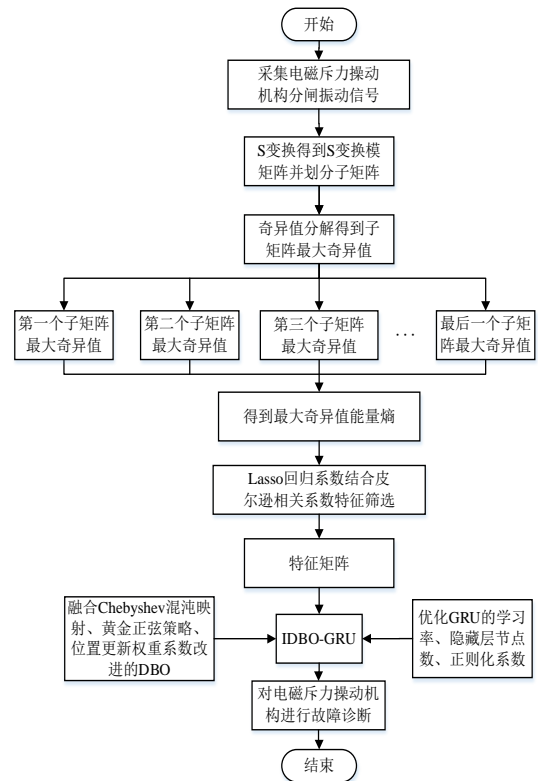


图 4 电磁斥力操动机构诊断流程框架

Fig. 4 Diagnostic process framework for electromagnetic repulsive actuators

具体步骤为：

1) 振动信号的采集。采集电磁斥力操动机构在不

同工作状态下的分闸振动信号，包括正常情况、电压过大、电压过低、弹簧卡涩、线圈老化、螺栓松动等情况，以全面覆盖电磁斥力操动机构可能出现的故障模式。

2) 特征提取。将采集到的电磁斥力操动机构振动信号进行 S 变换得到 S 变换模矩阵，考虑到电磁斥力操动机构的振动信号具有复杂的时频特性，通过划分子矩阵并对每一个子矩阵进行奇异值分解得到最大奇异值，构建最大奇异值能量熵，得到初步的特征向量矩阵。这种方法能够有效地挖掘振动信号的时频特征，反映电磁斥力操动机构在不同工作状态下的振动特性。

3)特征筛选。利用 Lasso 回归系数结合皮尔逊相关系数验证进行特征筛选，得到最终的特征矩阵。这一步骤可以提高诊断模型的准确性和效率，使特征向量更加贴合电磁斥力操动机构的故障特征。

4)GRU 网络超参数的寻优。考虑到 GRU 算法在处理时间序列数据方面的优势，能够更好地捕捉电磁斥力操动机构振动信号的时序关系，使用 Chebyshev 映射、黄金正弦策略和动态权重系数改进传统 DBO 算法对 GRU 的 3 个关键超参数(学习率、隐藏层节点数、正则化系数)进行寻优。通过这些改进策略，能够提高优化的效率和精度，使超参数更好地适应电磁斥力操动机构的复杂特性，提高模型的泛化能力和诊断精度。

5)模型的搭建与故障诊断。根据 IDBO 优化获得的最佳参数构建 IDBO-GRU 分类模型，结合评价指标对特征矩阵进行故障诊断。通过实验验证，该模型能够有效地识别电磁斥力操动机构的各种故障模式，提供较高的诊断准确率，为电磁斥力操动机构的故障诊断和维护提供有力支持。

5 诊断实例分析

5.1 电磁斥力操动机构

文中以一台电磁斥力操动机构作为实验对象，具体结构见图 5。图 5 中：①为分闸线圈、②为合闸线圈、③为斥力盘、④为斥力杆、⑤为底部固定基座、⑥为弹簧缓冲机构。



图 5 电磁斥力操动机构结构图

Fig. 5 Electromagnetic repulsion actuator structure

电磁斥力操动机构有分闸和合闸两种工作模式。

1)分闸模式：当接到分闸命令时，分闸斥力线圈通电产生电磁斥力，斥力盘带动斥力杆向下运动，最后由弹簧缓冲机构将机构稳定在分闸位置。

2)合闸模式：当接到合闸命令时合闸线圈通电，将斥力盘带动斥力杆向上运动，最终将断路器的动触头推到合闸位置。

电磁斥力操动机构相较于其他类型操动机构具有结构简单、动作迅速且分散性小、高频操作等特点。由于电磁斥力机构在分闸过程中产生较大的冲击力，很容易发生螺栓松动、弹簧卡涩等机械故障，同时机械故障的发生可能会带来一系列的电气故障问题，因此故障诊断模型研究为维护电磁斥力操动机构安全稳定运行十分重要。

5.2 振动信号数据采集

振动信号作为一种非侵入性检测方法，避免了传统检测方式需要停机或拆卸设备的局限性，尤其适用于电磁斥力操动机构等设备。为了验证所提方法的有效性，文中搭建了实验平台对电磁斥力操动机构的振动信号进行采集，实验平台见图 6。

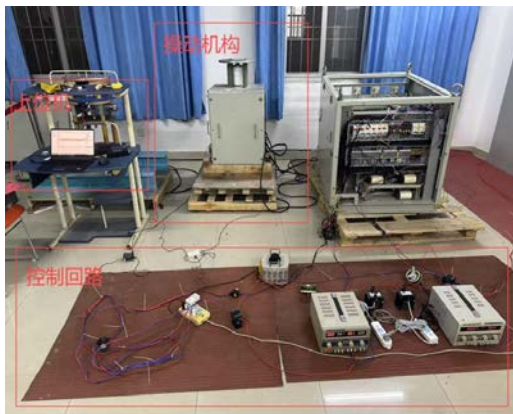


图 6 实验平台

Fig. 6 Experimental platforms

实验中使用 IEPE(integrated electronics piezoelectric)型加速度传感器采集振动信号。传感器通过信号调理器与数据采集卡连接,将数据传输至笔记本电脑,完成振动信号数据集的采集与存储。信号采集设备见图 7,信号采集设备参数详见表 1。



图 7 信号采集设备

Fig. 7 Signal acquisition device

表 1 信号采集设备参数

Table 1 Signal acquisition device parameters

设备参量	参数值
振动传感器型号	KT1001LC
振动传感器灵敏度/(mV·g ⁻¹)	0.98
振动传感器量程/g	±5 000
数据采集卡型号	USB3202N
采集卡最大采样频率/kHz	250

实验中,数据采集卡的采样频率设置为 100 kHz,KT1001LC 型振动传感器安装在分闸线圈上方的金属板上,该位置能够有效捕捉到由线圈操作引发的振动

特征,同时空间充足,便于安装。针对电磁斥力机构独特的结构设计和工作模式:文中重点考虑了电磁斥力机构的六种常见模式,包括正常情况、电压过大、电压过低、弹簧卡涩、线圈老化、螺栓松动。这些故障模式涵盖了机械故障和电气故障,具有较强的代表性。安装位置见图 8。



图 8 振动传感器安装位置

Fig. 8 Vibration sensor mounting position

实验中,电磁斥力操动机构从 0.2 s 时开始分闸,对于 6 种不同的操动机构状态分别采集了 40 组数据,共计 240 个样本。每种情况采集的振动信号图见图 9。

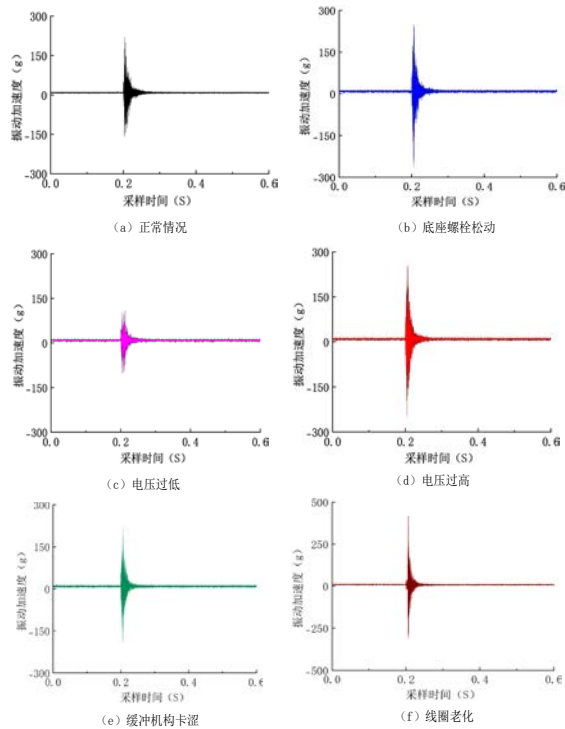


图 9 操动机构分闸振动信号图

Fig. 9 Vibration signal diagram of actuator opening

从图 9 中可以看出尽管每种工况之间都存在一些差异,但是根据这些差异还是不足以区分操动机构的工作状态,因此需要进一步提取有效的特征量用于故障诊断分类。

5.3 特征提取和筛选

在最大奇异值能量熵特征提取部分,选取了 $P=10$ 和 $Q=10$,将 S 变换模矩阵划分为 10 行 10 列的子矩阵,并对这些子矩阵的最大奇异值计算最大奇异值能量熵,最终提取了 20 个时频特征值,用于后续的故障诊断分析。在特征筛选过程中,通过 Lasso 回归和皮尔逊相关系数的加权平均方法综合考虑各特征的重要性,最终得到的特征重要性得分图,见图 10。

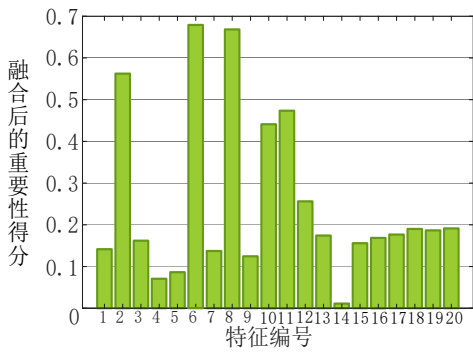


图 10 特征重要性得分图

Fig. 10 Graph of feature importance scores

从图 10 中可以看出,特征 2、特征 6、特征 8、特征 10 和特征 11 的特征重要性得分明显高于其他特征,因此选择这 5 个特征构建最终的特征矩阵。

5.4 故障诊断结果及对比分析

模型选取 60% 的样本作为训练集,40% 作为测试集进行故障诊断。将筛选完的特征矩阵输入到诊断模型中,正常情况的输出标签为“1”;底座螺栓松动的输出标签为“2”;电压过低的输出标签为“3”;电压过高的输出标签为“4”;缓冲机构卡涩的输出标签为“5”;线圈老化的输出标签为“6”。故障诊断结果图见图 11。

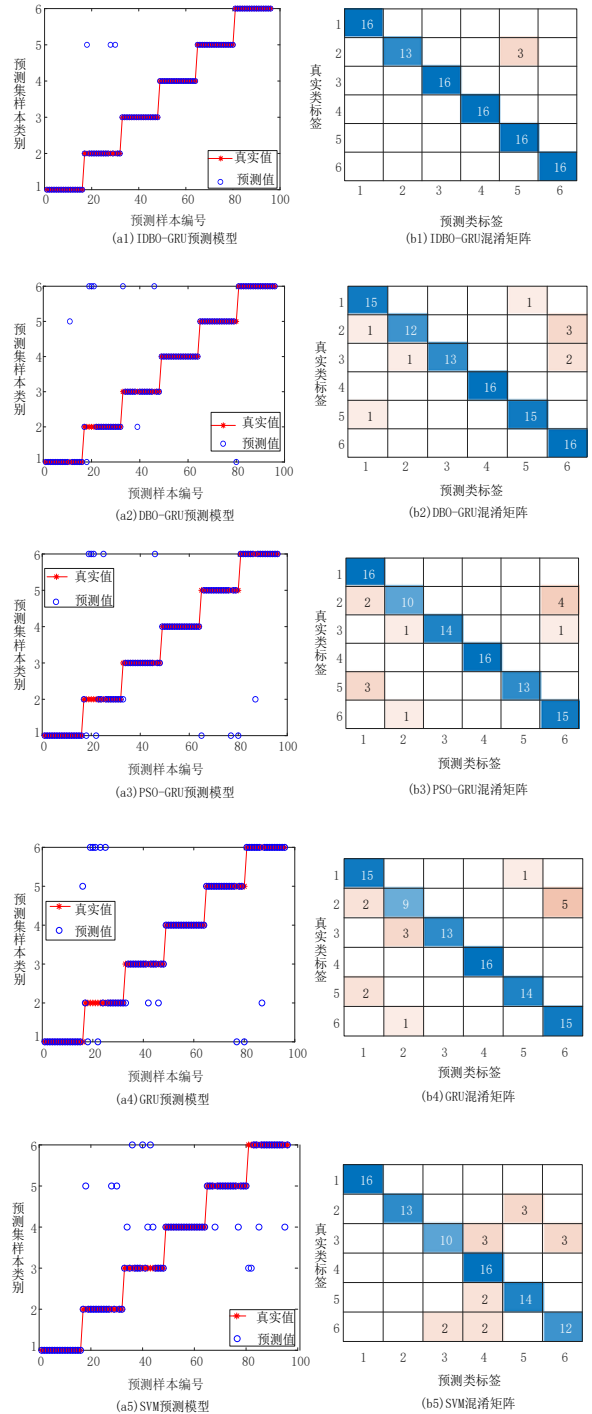


图 11 故障诊断结果图

Fig. 11 Diagram of troubleshooting results

通过对比多种算法在电磁操动机构故障诊断中的表现,结果表明,在 96 个测试集样本中,基于 IDBO-GRU 的组合模型取得了最佳诊断性,准确率达到 96.88%,在故障诊断上仅出现 3 个样本的误判,显著高于其他优化算法和模型。诊断性能优劣对比: IDBO-GRU(96.88%)>DBO-GRU(90.63%)>PSO-GRU(

87.50%)>GRU(85.42%)>SVM(84.38%)。

根据诊断性能优劣对比结果分析，首先，GRU模型相较于传统的SVM模型表现出更高的准确率，表明GRU通过其门控机制能够自适应地调整信息流，从而更有效地处理复杂的故障诊断任务。其次，在与PSO-GRU模型比较中，GRU经过PSO优化后表现略有提升，准确率为87.50%，相比于GRU的85.42%，提升了2.08%，这一提升表明优化算法能够提升模型的诊断能力。但与DBO-GRU模型相比，PSO-GRU仍然略显不足，DBO-GRU相比于PSO-GRU模型准确率提高了3.13%，说明DBO优化算法在全局搜索和跳出局部最优解方面有明显的优势。最后，IDBO-GRU模型相比于DBO-GRU模型表现更为突出，准确率达到96.88%，明显高于DBO-GRU的90.63%。这一提升主要源于IDBO算法的多重改进策略，增强了全局搜索能力，并有效避免了陷入局部最优解的情况，从而显著提高了故障诊断的准确性和稳定性。

由于单次实验结果存在不确定性，为了避免偶然性影响，分别对IDBO-GRU模型、DBO-GRU模型和PSO-GRU模型进行了5次独立诊断实验，并取平均诊断准确率。3种模型的诊断结果见表2。

表 2 不同模型诊断结果

Table 2 Diagnostic results of different models

模型名称	准确率/%	平均准确率/%
PSO-GRU	87.50	86.87
	88.54	
	83.33	
	87.50	
	87.50	
DBO-GRU	90.63	89.79
	87.50	
	88.54	
	91.67	
	90.63	
IDBO-GRU	96.88	96.05
	92.71	
	96.88	
	96.88	
	96.88	

从表2中可以看出，PSO-GRU模型的准确率在83.33%到88.54%之间浮动，平均准确率为86.87%。DBO-GRU模型的准确率在87.50%到91.67%之间浮动，平均准确率为89.79%，高于PSO-GRU模型。表现最为突出的IDBO-GRU模型，在5次实验中仅有一次准确率为92.71%，其余4次准确率均为96.88%，表现出良好的稳定性，平均准确率为96.05%。这些结果表明，改进的IDBO算法在优化GRU模型时，明显优于传统的DBO和PSO算法，具有更高的准确性和更强的稳定性。

6 结论

针对电磁斥力操动机构的机械故障诊断率偏低问题，文中提出了一种基于IDBO-GRU的故障诊断方法，得到结论如下：

1)通过引入Chebyshev混沌映射初始化、黄金正弦策略更新位置以及动态权重系数的改进，IDBO算法克服了DBO算法的不足，显著提高了收敛速度，增强了全局搜索能力，并有效提升了跳出局部最优解的能力。

2)经过实验验证表明，通过IDBO算法优化GRU的超参数，构建IDBO-GRU故障诊断模型相较于传统分类模型SVM、GRU、PSO-GRU、DBO-GRU，具有更高的准确率和更好的稳定性，验证了文中所提方法的有效性。

3)未来可以在多种优化算法的框架下，探索更多的改进策略，提升算法在更复杂故障诊断任务中的性能和适应性，从而拓展其在不同领域中的应用潜力。

参考文献：

[1] 何俊佳, 袁 召, 经 鑫, 等. 电磁斥力机构研究综述[J]. 高压技术, 2017, 43(12): 3809-3818.
HE Junjia, YUAN Zhao, JING Xin, et al. Review of research on repulsion mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(12): 3809-3818.

[2] 王丽娜, 刘 阳, 赵智忠. 双向线圈式电磁斥力机构结构设计及磁场分析[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3924-3933.
WANG Lina, LIU Yang, ZHAO Zhizhong. Structural design and magnetic field analysis of bidirectional coil-plate

- electromagnetic repulsion mechanism[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(9): 3924-3933.
- [3] 胡鑫凯, 庄劲武, 董润鹏, 等. 电磁斥力机构样机效率优化[J]. *高电压技术*, 2020, 46(3): 996-1003.
- HU Xinkai, ZHUANG Jinwu, DONG Runpeng, et al. Efficiency optimization of electromagnetic repulsion mechanism prototype[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(3): 996-1003.
- [4] CARVALHO A, CORMENZANA M L, FURUTA H. International enquiry on reliability of high voltage equipment Part 2-reliability of high voltage equipment[M]. Paris: CIGRE, 2012.
- [5] 张宇, 毕凡, 苏海博, 等. 基于最大奇异值能量熵和随机森林的真空快速开关机械故障诊断[J]. *高压电器*, 2023, 59(11): 184-192.
- ZHANG Yu, BI Fan, SU Haibo, et al. Mechanical fault diagnosis of vacuum fast Switch based on energy entropy of maximum singular value and random forest algorithm[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(11): 184-192.
- [6] 臧春艳, 曾军, 李鹏, 等. 一种基于 SVM 算法的电力变压器机械故障智能诊断模型[J]. *高压电器*, 2023, 59(12): 216-222.
- ZANG Chunyan, ZENG Jun, LI Peng, et al. Intelligent diagnosis model of mechanical fault for power transformer based on SVM algorithm[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(12): 216-222.
- [7] 周建平, 李聪, 万书亭, 等. 基于优化型 SVM 的高压断路器故障诊断方法研究[J]. *浙江电力*, 2019, 38(3): 14-19.
- ZHOU Jianping, LI Cong, WAN Shuting, et al. Research on fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on optimized SVM[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2019, 38(3): 14-19.
- [8] 翁植乔, 文成林. 基于深度特征聚类和 RNN 的电网故障诊断[J]. *控制工程*, 2022, 29(1): 175-181.
- WENG Xuanqiao, WEN Chenglin. Fault diagnosis of power grid based on deep feature clustering and recurrent neural network[J]. *Control Engineering of China*, 2022, 29(1): 175-181.
- [9] 郭子冉, 杨明. 应用于电机轴承和不对中复合故障的 RNN 诊断方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2022, 54(s1): 87-93.
- GUO Ziran, YANG Ming. A diagnosis method based on RNN for motor bearing and misalignment composite faults[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2022, 54(s1): 87-93.
- [10] 王仪贤. 基于 LSTM 的电网故障诊断[D]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- WANG Yixian. Power grid fault diagnosis based on LSTM[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.
- [11] 张鹏, 束小曼, 厉雪衣, 等. 基于 LSTM 的交流电机系统故障诊断方法研究[J]. *电机与控制学报*, 2022, 26(3): 109-116.
- ZHANG Peng, SHU Xiaoman, LI Xueyi, et al. LSTM-based fault diagnosis of AC electric machine system[J]. *Electric Machines and Control*, 2022, 26(3): 109-116.
- [12] CHO K, VAN MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]// *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, 2014: 1724-1734.
- [13] 张佳, 陈志英, 陈丽安, 等. 基于粒子群优化极限学习机的断路器故障诊断方法研究[J]. *高压电器*, 2020, 56(6): 181-188.
- ZHANG Jia, CHEN Zhiying, CHEN Li'an, et al. Research on fault diagnosis of circuit breaker based on particle swarm optimization extreme learning machine[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(6): 181-188.
- [14] 李鹤健, 徐肖伟, 王科, 等. 基于粒子群优化随机森林的变压器故障诊断模型[J]. *昆明理工大学学报(自然科学版)*, 2021, 46(3): 94-101.
- LI Hejian, XU Xiaowei, WANG Ke, et al. Transformer fault

- diagnosis model based on particle swarm optimization and random forest[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2021, 46(3): 94-101.
- [15] 谢乐, 杨浙, 潘成南. 基于分步特征选取和 WOA-LSSVM 的变压器故障诊断[J]. 电工电气, 2024(8): 31-36.
- XIE Le, YANG Zhe, PAN Chengnan. Transformer fault diagnosis based on stepwise feature selection and WOA-LSSVM[J]. Electrotechnics Electric, 2024(8): 31-36.
- [16] 卢雪琴, 李长安, 吴忠强. 基于鲸鱼算法优化极限学习机的微电网故障诊断[J]. 智慧电力, 2022, 50(2): 15-21.
- LU Xueqin, LI Changan, WU Zhongqiang. Microgrid fault diagnosis based on extreme learning machine optimized by whale algorithm[J]. Smart Power, 2022, 50(2): 15-21.
- [17] 马晨佩, 李明辉, 巩强令, 等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 4025-4029.
- MA Chenpei, LI Minghui, GONG Qiangling, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on sparrow search algorithm optimized support vector machine[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(10): 4025-4029.
- [18] 全兆景, 乔征瑞, 李金香, 等. 基于改进麻雀搜索算法优化 BN 的变压器故障诊断研究[J]. 电子科技, 2023, 36(4): 52-58.
- TONG Zhaojing, QIAO Zhengrui, LI Jinxiang, et al. Research on transformer fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimization BN[J]. Electronic Science and Technology, 2023, 36(4): 52-58.
- [19] XUE Jiankai, SHEN Bo. Dung Beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [20] PHILLIPS R D, WATSON L T, WYNNE R H, et al. Feature reduction using a singular value decomposition for the iterative guided spectral class rejection hybrid classifier[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(1): 107-116.
- [21] LEHTOLA L, KARSIKAS M, KOSKINEN M, et al. Effects of noise and filtering on SVD-based morphological parameters of the T wave in the ECG[J]. Journal of Medical Engineering & Technology, 2008, 32(5): 400-407.
- [22] LIU W, LIU X. Ultra-short-term wind power forecasting based on VMD-GRU-transformer[J]. Journal of Research in Science and Engineering, 2024, 6(8): 16-20.
- [23] 李斌, 高鹏, 郭自强. 改进蜣螂算法优化 LSTM 的光伏阵列故障诊断[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(8): 70-78.
- LI Bin, GAO Peng, GUO Ziqiang. Improved dung Beetle optimizer to optimize LSTM for photovoltaic array fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(8): 70-78.
- [24] 赵鑫, 王东丽, 彭泓, 等. 基于多策略改进蜣螂算法优化的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(6): 120-130.
- ZHAO Xin, WANG Dongli, PENG Hong, et al. Transformer fault diagnosis based on a multi-strategy improved dung Beetle optimizer[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(6): 120-130.
- [25] CHATTERJEE S, ROY S, DAS A K, et al. Secure Biometric-Based authentication scheme using chebyshev chaotic map for Multi-Server environment[J]. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing, 2018, 15(5): 824-839.
- [26] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm: A novel math-inspired algorithm[J]. Advances in Electrical & Computer Engineering, 2017, 17(2): 71-78.

丁璨(1982—), 男, 博士, 讲师, 主要从事高压开关电器的实验、仿真及理论计算(E-mail: dingcan@ctgu.edu.cn)。

刘佳宇(2001—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为高压电器的故障诊断(E-mail: liujiayu@ctgu.edu.cn)。