基于IWOA-CNN-LSTM网络的车用永磁同步电机驱动系统逆变器开路故障诊断研究*

周浩　曹景胜　梁亚东

（辽宁工业大学汽车与交通工程学院，锦州 121001）

【摘要】为解决电动汽车永磁同步电机（PMSM）驱动系统逆变器开路故障诊断中准确率不足的问题，提出了一种融合一维卷积神经网络（1D-CNN）和长短时记忆（LSTM）网络的故障识别方法。首先利用MATLAB/Simulink对不同类型的三相逆变器开路故障进行仿真，以三相定子电流作为故障特征提取对象，并利用改进鲸鱼优化算法（IWOA）的1D-CNN-LSTM模型实现对三相逆变器开路故障的识别。不同故障诊断算法对比验证结果表明，所提出的方法可有效进行故障分类识别，平均识别准确率达98.73%。

关键词：永磁同步电机　逆变器开路　故障诊断　一维卷积神经网络　长短时记忆网络　改进鲸鱼优化算法

中图分类号：TM464；TP183　　**文献标志码：**A　　**DOI：** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20250304

Research on Open-Circuit Fault Diagnosis for Inverters in Permanent Magnet Synchronous Motor Drive Systems for Electric Vehicles Based on IWOA-CNN-LSTM

Zhou Hao, Cao Jingsheng, Liang Yadong

(School of Automotive and Transportation Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001)

【**Abstract**】To address the issue of insufficient accuracy in diagnosing open-circuit faults in inverters of Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM) drive systems, a fault identification method integrating One-Dimensional Convolutional Neural Networks (1D-CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) networks is proposed. First, MATLAB/Simulink simulations are employed to model various types of open-circuit faults in three-phase inverters. Three-phase stator currents were selected as the fault feature extraction targets. The 1D-CNN-LSTM model is enhanced with the Improved Whale Optimization Algorithm (IWOA) and utilized to identify open-circuit faults in three-phase inverters. The feasibility of the algorithm is validated by comparing it with different fault diagnosis algorithms. Experimental results demonstrate that the IWOA-1D-CNN-LSTM model achieves effective fault classification with an average recognition accuracy of 98.73%.

Key words: Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM), Inverter open circuit, Fault diagnosis, One-Dimensional Convolutional Neural Network (1D-CNN), Long Short-Term Memory (LSTM) network, Improved Whale Optimization Algorithm (IWOA)

【引用格式】周浩，曹景胜，梁亚东．基于IWOA-CNN-LSTM网络的车用永磁同步电机驱动系统逆变器开路故障诊断研究[J]．汽车工程师，2026(10)：34-41.

ZHOU H, CAO J S, LIANG Y D. Research on Open-Circuit Fault Diagnosis for Inverters in Permanent Magnet Synchronous Motor Drive Systems for Electric Vehicles Based on IWOA-CNN-LSTM[J]. Automotive Engineer, 2026(10): 34-41.

*基金项目：辽宁省教育厅基本科研项目（面上项目）（LJKMZ20220976）；辽宁省自然科学基金指导计划项目（20180550020）。

1 前言

永磁同步电机（Permanent Magnet Synchronous Motor，PMSM）具有结构紧凑、能效优异、运行稳定性好及成本低等显著优势，已成为电动汽车驱动系统的首选方案[1]。逆变器故障在电机驱动系统故障中占比高达37.9%[2]，在全部逆变器故障中，绝缘栅双极型晶体管（Insulated Gate Bipolar Transistor，IGBT）的故障占比高达82%，是最主要的故障源。IGBT功率器件故障主要分为开路故障和短路故障两种，当前的研究主要针对开路故障进行预测，这是因为短路故障发生迅速，难以在故障初期及时发现，因此研究人员倾向于通过施加过载电流使熔断丝熔断，从而将短路故障转化为开路故障进行后续处理。因此，研究逆变器开路故障的诊断方法具有重要的工程应用价值[3]。

目前，对于逆变器开路故障诊断的研究已有不少，文献[4]提出了一种融合模型预测电流控制（Model Predictive Current Control，MPCC）与误差电流极性的新型诊断方法，可显著提高故障检测速度。文献[5]基于经验模态分解（Empirical Mode Decomposition，EMD）对逆变器输出的三相电流进行分解，构建故障特征向量，但EMD方法易出现模态混叠现象，且受噪声的影响较大。文献[6]采用短时傅里叶变换（Short-Time Fourier Transform，STFT）进行多分辨率特征提取，在单管/多管开路及短路等复合故障工况下均展现出优越的诊断性能。文献[7]设计了一种利用电流残差信号实现故障检测的方案。文献[8]提出了一种基于混合逻辑动态模型的电压偏差诊断方法来实现故障检测与定位。文献[9]提出了一种逆变器开路故障快速诊断方法，通过计算矢量模值对三相电流进行归一化，能够快速诊断并定位。卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）和长短时记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络作为深度学习中的重要模型，广泛应用于故障诊断。文献[10]介绍了CNN实现机械设备故障诊断的原理和利用CNN实现故障诊断的主要思想和建模方法。文献[11]提出了一种融合多种特征的CNN方法，将时域与时频域特征相结合，用于IGBT开路故障的识别，取得了较好的分类性能。文献[12]提出了一种自适应注意力LSTM-ResNet下的滚动轴承故障诊断方法，具有更高的准确性和更强的鲁棒性。文献[13]、文献[14]利用LSTM网络对数据进行故障检测和分类，实现了良好的故障诊断性能。文献[15]、文献[16]提出了一种基于深度学习的故障观测器模型，结合CNN和LSTM网络实现了对非线性驱动控制系统的有效故障检测。

综上，本文基于MATLAB/Simulink平台建立永磁同步电机驱动系统逆变器开路故障模型，得到故障发生后的三相定子电流，并利用改进的鲸鱼优化算法（Improved Whale Optimization Algorithm，IWOA）优化1D-CNN-LSTM的混合模型，最后仿真验证算法的有效性和准确性。

2 逆变器开路故障分析

本文基于MATLAB/Simulink平台构建了永磁同步电机驱动系统逆变器开路仿真模型，采用空间矢量脉宽调制（Space Vector Pulse Width Modulation，SVPWM）控制策略设置逆变器开路故障工况，并以电机三相输出电流作为故障特征分析对象，模型如图1所示。

设置电机转速为1 000 r/min，本文重点分析逆变器系统中最常见的开路故障模式，主要包括单桥臂IGBT开路故障（T1）、跨相间同侧IGBT开路故障（T2）、跨相间异侧IGBT开路故障（T3）、同相上下桥臂IGBT开路故障（T4）。

正常工作状态（T0）的电流波形特征如图2所示。由图2可知，永磁同步电机启动时电流波形存在一定的抖动，经过0.02 s后电流趋于稳定，响应速度很快，设置故障发生点为第0.1 s，发生故障时的电流波形如图3所示。

由图3a可以看出，当A相发生单桥臂功率管IGBT故障时，A相正半周期波形缺失，B相、C相电流波形严重变形，但不存在波形缺失现象；由图3b可以看出，当A相、B相同侧桥臂IGBT发生开路故障时，可观察到A相、B相电流的正半周波形出现缺失，而根据三相电流矢量和为零的平衡原理，C相仅保留正半周波形且呈现明显的畸变特征；由图3c可以看出，当A相、B相异侧桥臂IGBT发生开路故障时，典型特征为A相缺失正半周电流分量、B相负半周波形消失，C相电流虽产生显著畸变但仍保持完整周期特性；由图3d可以看出，当A相上下桥臂均发生故障时，A相电流完全消失，B相和C相电流呈现显著畸变特征，但均保持完整的周期性波形。

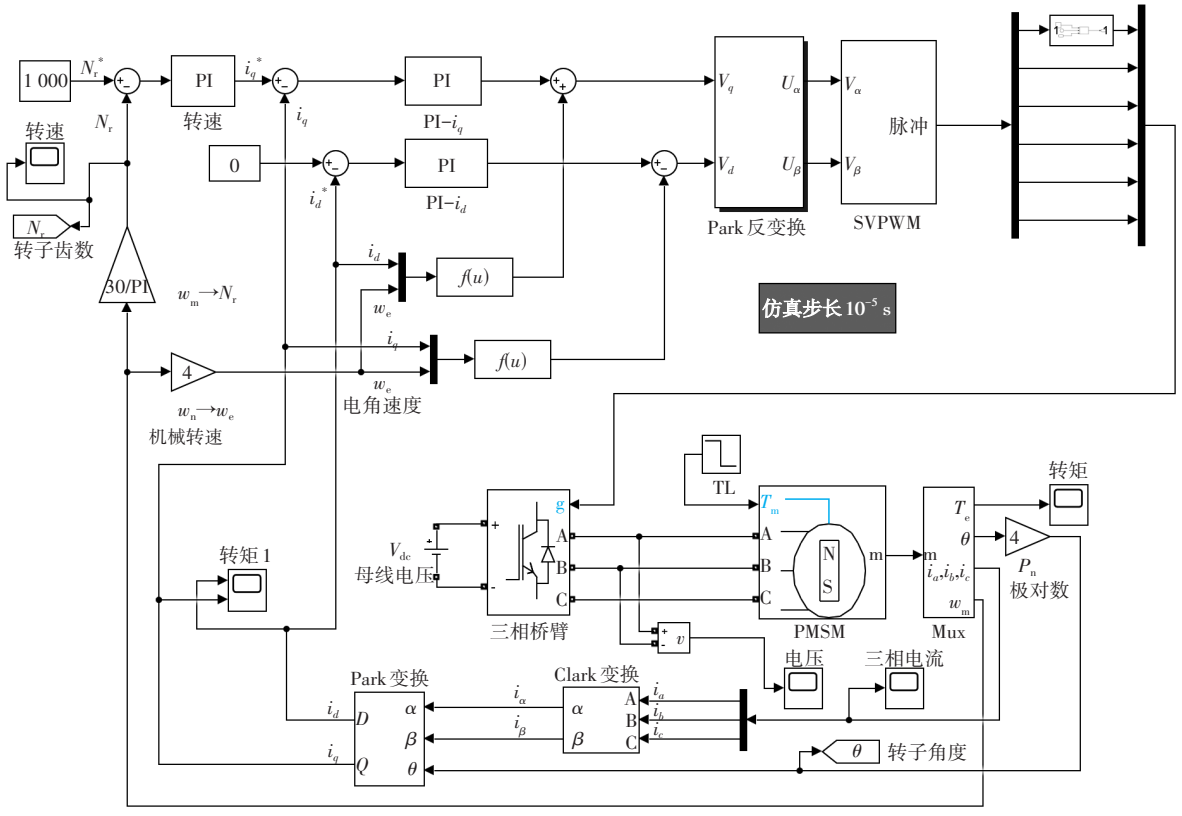


图1　基于PI控制器的三相永磁同步电机驱动系统逆变器开路仿真模型结构

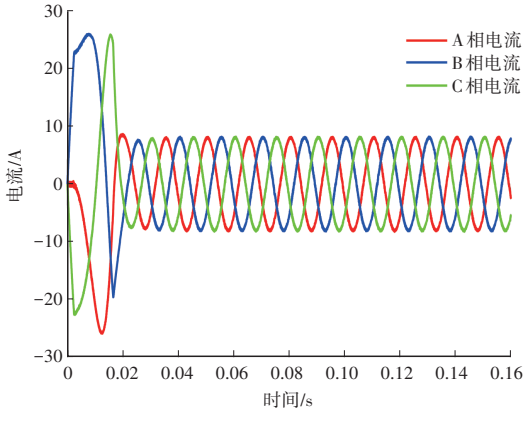
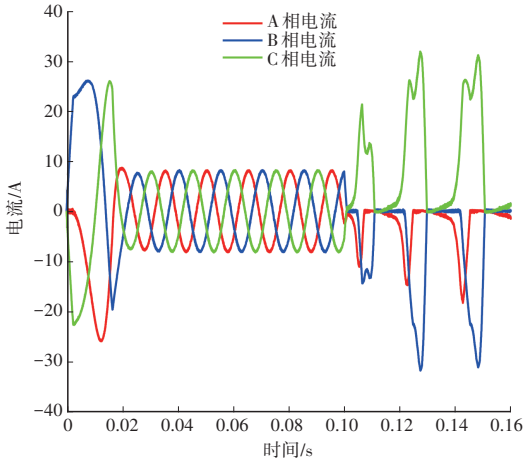
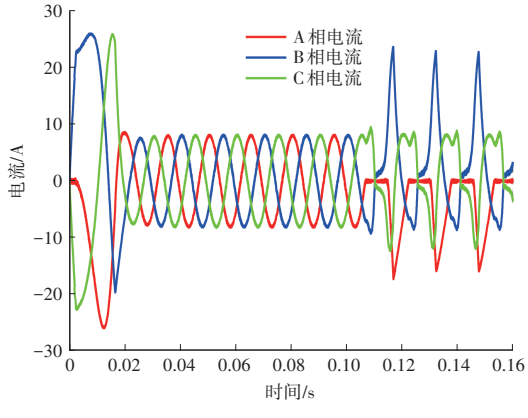


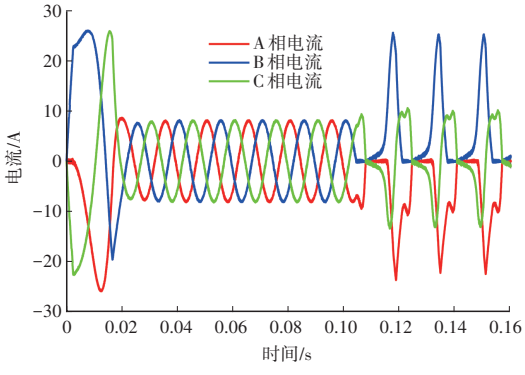
图2　正常工作时的电流波形



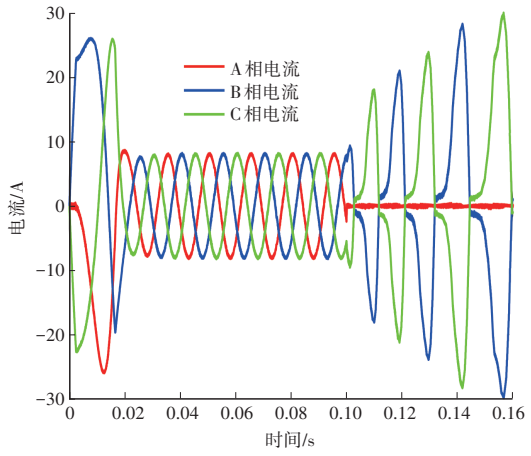
（b）跨相间同侧IGBT开路故障



（a）单桥臂功率管IGBT开路



（c）跨相间异侧IGBT开路故障



（d）同相上下桥臂IGBT开路故障

图3　故障状态下的三相电流波形

在仿真环境中，共获得T0~T4共5类工况的数据集，每类样本规模为440×5。将整体样本随机打乱后，按1∶1的比例划分为训练集和测试集。

3　算法实现

3.1　鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法（Whale Optimization Algorithm，WOA）是一种模拟座头鲸捕食行为的群体智能优化算法，它通过模拟座头鲸围捕猎物时的“气泡网”捕食策略进行搜索和优化。

3.1.1　包围猎物

鲸鱼认为当前最优个体即为猎物的位置，并逐步更新自己的位置靠近该位置。更新公式为：

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}^{*}(t)-A|C\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{X}(t)| \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{X}^{*}(t)$为当前时刻最优解的位置，$\boldsymbol{X}(t)$为当前时刻的位置，$A=(2r_1-1)\cdot a$、$C=2r_2$为控制收敛行为的系数向量，r_1、r_2为[0,1]范围内的随机数，$a=2-2t/T_{\max}$为收敛因子，$T_{\max}$为最大迭代次数，$t=1,2,...,T_{\max}$。

3.1.2　螺旋更新位置

模拟鲸鱼绕猎物螺旋接近的行为，更新公式如下：

$$\boldsymbol{X}(t+1)=D^{*}\cdot \mathrm{e}^{bl}\cdot\cos(2\pi l)+\boldsymbol{X}^{*}(t) \tag{2}$$

式中：$D^{*}=|\boldsymbol{X}^{*}(t)-\boldsymbol{X}(t)|$；$b$为螺旋形状常数，通常设为1；$l$为[-1,1]范围内的随机数。

3.1.3　搜索猎物

为了跳出局部最优，引入全局搜索机制，鲸鱼会随机选取其他个体的位置引导自己跳跃探索，更新公式如下：

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_{\mathrm{rand}}-A\cdot|C\cdot\boldsymbol{X}_{\mathrm{rand}}-\boldsymbol{X}(t)| \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\mathrm{rand}}$为鲸鱼群某一随机个体的位置向量。

3.2　改进的鲸鱼优化算法

3.2.1　莱维飞行

标准WOA易在迭代后期陷入局部最优。莱维飞行（Lévy Flight）是一种模拟随机游走的机制，其步长遵循重尾分布，即绝大多数步长较小，但偶尔会出现较大的随机跳跃。IWOA引入莱维飞行作为辅助探索机制，以一定的概率对鲸鱼的个体位置进行扰动。这种机制使得个体能够以小概率进行大范围跳跃，从而有效增强算法的全局探索能力，帮助优化过程逃离局部最优解，提高寻找最优参数组合的效率。莱维分布公式为：

$$Levy(\beta)\sim\frac{u}{|\nu|^{1/\beta}},0\leqslant\beta\leqslant2 \tag{4}$$

式中：$\beta=1.5$，u、ν服从正态分布。

莱维飞行轨迹如图4所示。

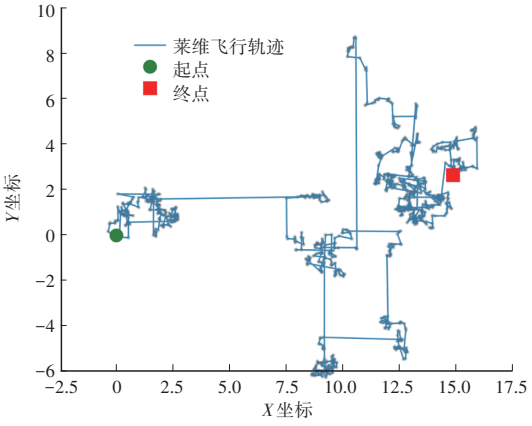


图4　莱维飞行轨迹

3.2.2　非线性收敛因子

针对鲸鱼优化算法易陷入局部最优解的问题，本文对收敛因子a进行控制策略调节，采用S型函数调节策略：

$$a(t)=a_{\mathrm{initial}}-\frac{a_{\mathrm{initial}}-a_{\mathrm{final}}}{1+\mathrm{e}^{-\lambda\left(t-T_{\max}/2\right)}} \tag{5}$$

式中：a_{initial}、a_{final}分别为收敛因子的初始值、最终值，λ为曲线的陡峭度。

令$a_{\mathrm{initial}}=2$、$a_{\mathrm{final}}=0$，该方法前期可以保持较长时间的高探索能力，中期快速过渡到开发阶段，后期稳定收敛。

本文针对式（5）进行了测试，当$\lambda=0.1$时，寻优效果较好，设置收敛因子a的调节策略如图5所示。

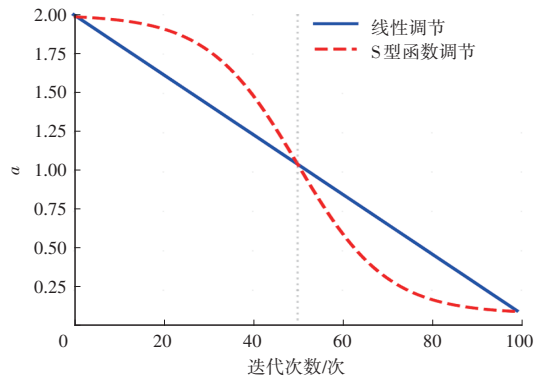


图5　不同调节策略的收敛因子随迭代次数的变化情况

由图5可以看出：S型函数前期a下降相对较慢，保持在较高的水平，这使得算法能保持更强的全局探索能力，防止过早收敛；中期快速穿越，可以更快地锁定有希望的区域；后期下降再次变慢，使得算法可以在局部最优解附近进行精细的利用和搜索，提高解的精度。因此，采用S型函数能更有效地平衡全局探索和局部利用，提高算法的收敛速度和寻优精度，降低陷入局部最优的可能性。

3.3　卷积神经网络

CNN的核心架构由卷积层、池化层、全连接层及Softmax分类器构成。研究表明，网络性能受卷积核尺寸、池化窗口大小以及各层堆叠数量显著影响。相较于传统二维CNN结构，本文采用一维卷积神经网络（One-Dimensional Convolutional Neural Networks，1D-CNN）架构，一维卷积核更适用于处理电流、电压等连续时序信号，同时减少冗余参数，提升计算效率。

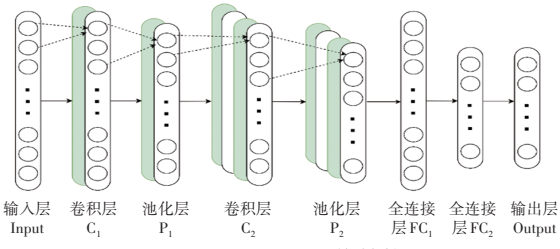


图6　1D-CNN网络结构

3.4　长短时记忆网络

LSTM网络的结构如图7所示，包含5个激活函数，其中f_t、i_t、o_t、σ均为Sigmoid激活函数，m_t为候选记忆单元状态。

LSTM网络增加了遗忘门、输入门和输出门3个门单元，遗忘门的主要功能是调控记忆单元中信息的保留与丢弃：

$$f_t=\sigma(w_f\cdot x_t+w_f\cdot h_{t-1}+b_f) \tag{6}$$

式中：w_f、b_f分别为遗忘门和加权矩阵的偏置，h_{t-1}为上一时刻的隐藏层状态，x_t为当前时刻的输入。

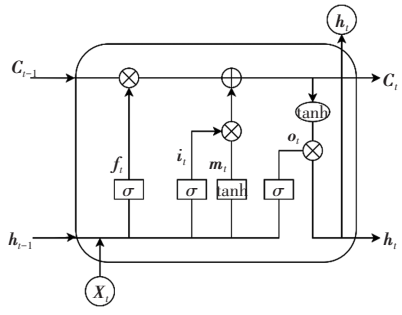


图7　LSTM网络结构

输入门的主要功能是筛选并存储当前输入中对系统状态更新有价值的信息：

$$i_t=\sigma(w_i\cdot x_t+w_i\cdot h_{t-1}+b_i) \tag{7}$$

式中：w_i、b_i分别为输入门和加权矩阵的偏置。

输出门通过非线性变换机制实现对隐藏层特征的选择性输出，向量o_t由h_{t-1}和输入x_t组成：

$$o_t=\sigma(w_o\cdot x_t+w_o\cdot h_{t-1}+b_o) \tag{8}$$

式中：w_o、b_o分别为输出门和加权矩阵的偏置。

3.5　故障诊断结构

研究表明，传统卷积神经网络中的池化操作虽能实现特征降维，但会引发噪声信号的逐层累积问题。相比之下，LSTM网络因其独特的门控机制，在时序数据长期依赖关系建模方面展现出显著优势。故本文采用IWOA解决超参数选择的盲目性问题，使模型在最优配置下运行，保证性能上限。1D-CNN可解决单步高维特征冗余问题，并提取局部、抽象的高级特征，增强特征表示。LSTM网络可解决长短时序依赖捕获问题，理解5个时间窗口的顺序关系和上下文。

本文采用1D-CNN-LSTM作为基本诊断模型，对永磁同步电机驱动系统三相逆变器开路故障进行识别。1D-CNN-LSTM结构如图8所示。

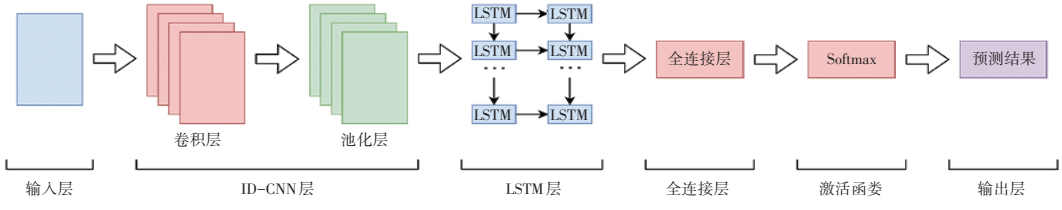


图8　1D-CNN-LSTM结构

4 仿真验证

4.1 基于IWOA-1D-CNN-LSTM模型的故障诊断

根据IWOA寻优得到最优参数组合，其中学习率为0.003 23、数据批量大小为107、隐藏层神经元数量为152个、随机失活（Dropout）率为0.378、优化器为自适应矩估计（Adam）算法，验证结果表示为混淆矩阵，如图9所示，故障分类结果如图10所示，故障诊断准确率如表1所示。

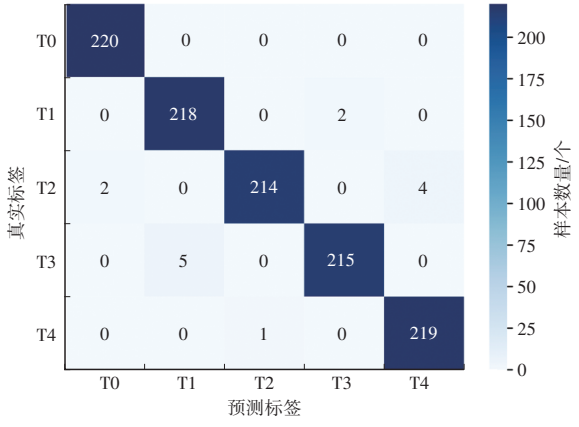


图9 基于IWOA-1D-CNN-LSTM的混淆矩阵

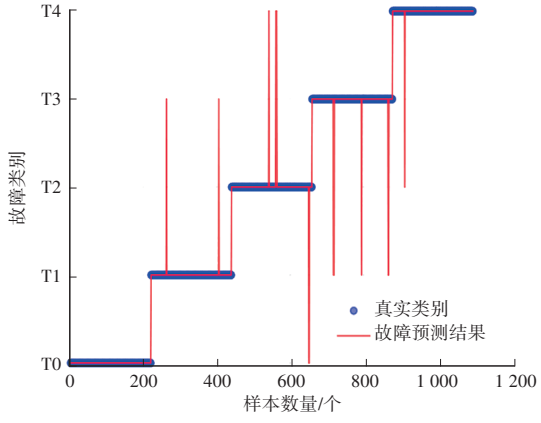


图10 基于IWOA-1D-CNN-LSTM的故障诊断结果

表1 基于IWOA-1D-CNN-LSTM的故障识别准确率

评价指标	准确率/%	召回率/%	F1分数/%
T0	99.10	100.00	99.55
T1	97.76	99.09	98.42
T2	99.53	97.27	98.39
T3	99.08	97.73	98.40
T4	98.21	99.55	98.87
宏平均	98.74	98.73	98.73
加权平均	98.74	98.73	98.73

由图9、图10和表1可知，本文算法对故障的分类准确率较高，无故障分类准确率高达100%，T1类故障有2个样本被识别为T3类，T2类故障有2个样本被识别为正常、4个样本被识别为T4类，T3类故障有5个样本被识别为T1类，T4类故障有1个样本被识别为T2类故障。

4.2 故障分类结果对比及有效性分析

4.2.1 不同收敛因子变换下的结果对比

为验证本文提出的基于S型函数的收敛因子调整策略在提升模型的故障识别准确度方面的效果，在均加入莱维飞行的前提下，分别将采用指数对数法、三角函数法、自适应动态调节方式获得的收敛因子以及原始线性收敛因子应用于IWOA-1D-CNN-LSTM模型进行对比，为避免偶然性，进行了10次重复验证，计算得到不同收敛因子调整方法的平均准确率、最大值准确率，结果如图11所示。

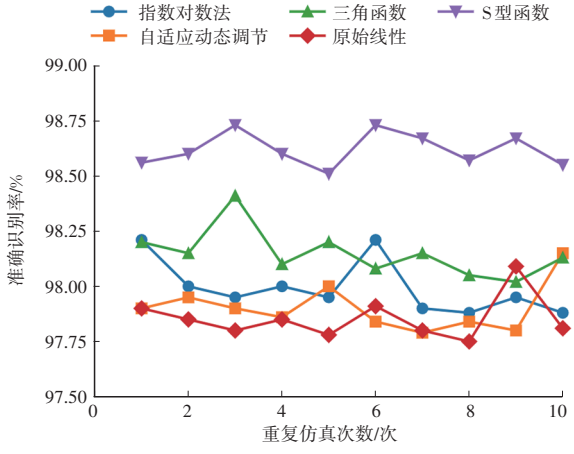


图11 不同收敛因子算法的故障识别结果

观察图11可以看出，S型函数方法相对于其他方法准确率更高，识别率较原始线性方法的平均准确率提高了约1百分点。

4.2.2 不同深度学习算法下的结果对比

为验证本文方法在提升模型故障识别准确率方面的效果，将IWOA-1D-CNN-LSTM模型与CNN、LSTM网络，以及IWOA-CNN和IWOA-LSTM、WOA-1D-CNN-LSTM、反向传播神经网络（Backpropagation Neural Network，BPNN）6种深度学习基准模型进行对比分析，为避免偶然性，进行了10次重复验证，不同方法的故障诊断结果如图12所示，不同方法的准确率如表2所示。

分析图12和表2可知，本文提出的IWOA-1D-CNN-LSTM模型平均故障诊断准确率可达98.62%，标准差最小，与其他方法相比准确率更高且更稳定，验证了本文算法的有效性。

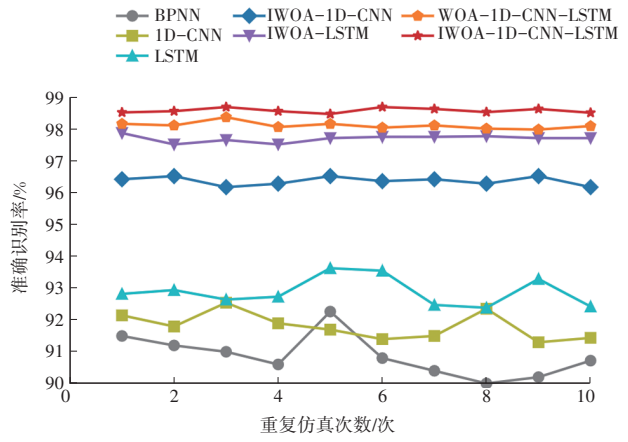


图12　不同深度学习算法的故障识别结果

表2　不同深度学习算法的故障识别准确率

深度学习方法	平均准确率/%	最大准确率/%	标准差
BPNN	90.87	92.27	0.667
1D-CNN	91.81	92.55	0.428
LSTM	92.90	93.64	0.459
IWOA-CNN	96.40	96.55	0.137
IWOA-LSTM	97.73	97.91	0.112
WOA-1D-CNN-LSTM	98.15	98.41	0.109
IWOA-1D-CNN-LSTM	98.62	98.73	0.077

5　结束语

本文加入莱维飞行以及S型函数修改鲸鱼优化算法中的收敛因子，并通过改进鲸鱼优化算法优化一维卷积神经网络和长短时记忆网络的混合智能诊断模型。仿真验证结果表明，本文的IWOA-1D-CNN-LSTM模型对逆变器开路故障诊断具有较好的识别能力，对比其他收敛因子调整方法准确率显著提高，同时本文采用的IWOA-1D-CNN-LSTM网络对比其他深度学习模型准确率均有大幅提升，因此本文算法可对永磁同步电机驱动系统中逆变器开路故障进行有效的工程化诊断。

尽管仿真数据具有一定代表性，未来仍需在实际电机平台中进一步验证算法的工程适用性，特别是验证其在传感器噪声、负载扰动等实际因素影响下的表现。

参　考　文　献

[1] 范军，孙宏昌，林静，等. 永磁同步电机在工业领域的节能技术研究[J]. 工业安全与环保，2023，49(增刊1)：46-49.
FAN J，SUN H C，LIN J，et al. Research on Energy-Saving Technology of Permanent Magnet Synchronous Motor in Industry[J]. Industrial Safety and Environmental Protection，2023，49(S1)：46-49.

[2] 王晓鹏，姚帅亮，姚芳，等. 逆变器功率管开路故障诊断方法综述[J]. 电源学报，2023，21(3)：156-169.
WANG X P，YAO S L，YAO F，et al. A Review of Inverter Power Tube Open-Circuit Fault Diagnosis Methods[J]. Journal of Power Supply，2023，21(3)：156-169.

[3] 左启轩，汪波，陈静波，等. 永磁同步电机故障诊断研究综述[J]. 机械研究与应用，2024，37(6)：161-167+171.
ZUO Q X，WANG B，CHEN J B，et al. A Review of Fault Diagnosis Research on Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Mechanical Research and Application，2024，37(6)：161-167+171.

[4] 原敏昕，尹忠刚，罗培恩，等. 基于MPCC的永磁同步电机驱动系统逆变器IGBT开路故障诊断方法[J]. 电气传动，2023，53(12)：25-31+54.
YUAN M X，YIN Z G，LUO P E，et al. MPCC-Based Open-Circuit Fault Diagnosis Method for Permanent Magnet Synchronous Motor Drive System Inverter IGBT[J]. Electrical Drives，2023，53(12)：25-31+54.

[5] 钱存元，吴昊，陈昊然. 基于EMD-BPNN的逆变器IGBT开路故障诊断方法[J]. 电气工程学报，2024，19(3)：432-442.
QIAN C Y，WU H，CHEN H R. EMD-BPNN-Based Open-Circuit Fault Diagnosis Method for Inverter IGBT[J]. Journal of Electrical Engineering，2024，19(3)：432-442.

[6] SIVAPRIYA A，KALAIARASI N，VERMA R，et al. Fault Diagnosis of Cascaded Multilevel Inverter Using Multiscale Kernel Convolutional Neural Network[J]. IEEE Access，2023，11：79513-79530.

[7] 孙晟桐，刘剑，宋吉江，等. 一种基于残差矢量的六相逆变器故障诊断策略[J]. 微电机，2020，53(1)：65-71.
SUN S T，LIU J，SONG J J，et al. A Six-Phase Inverter Fault Diagnosis Strategy Based on Residual Vector[J]. Micromotor，2020，53(1)：65-71.

[8] 杨宝顺，陈权，胡存刚. 基于电压偏差的三电平逆变器故障诊断与定位[J]. 电力电子技术，2022，56(6)：19-22.
YANG B S，CHEN Q，HU C G. Fault Diagnosis and Localization of Three-Level Inverter Based on Voltage Deviation[J]. Power Electronics Technology，2022，56(6)：19-22.
https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20241010.1711.036.

[9] 赵金涛，郭凯凯，薛王琦. 永磁同步电机逆变器开路故障快速诊断方法研究[J]. 电工技术，2024(23)：270-273+278.
ZHAO J T，GUO K K，XUE W Q. Research on Rapid Diagnosis Method of Inverter Open-Circuit Fault of

Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Electrotechnology, 2024(23): 270-273+278.

[10] 黄鑫, 陈仁祥, 黄钰. 卷积神经网络在机械设备故障诊断领域应用与挑战[J]. 制造技术与机床, 2019(1): 96-100.
HUANG X, CHEN R X, HUANG Y. Application and Challenges of Convolutional Neural Network in the Field of Mechanical Equipment Fault Diagnosis[J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2019(1): 96-100.

[11] 杨俊杰. 基于多特征融合CNN的级联H桥七电平逆变器故障诊断[D]. 成都: 西华大学, 2021.
YANG J J. Fault Diagnosis of Cascaded H-Bridge Seven-Level Inverter Based on Multi-Feature Fusion CNN[D]. Chengdu: Xihua University, 2021.

[12] 姜健, 魏小源. 自适应注意力LSTM-ResNet下的滚动轴承故障诊断[J]. 制造技术与机床, 2024(6): 74-81.
JIANG J, WEI X Y. Rolling Bearing Fault Diagnosis under Adaptive Attention LSTM-ResNet[J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2024(6): 74-81.

[13] ZHAO H T, SUN S Y, JIN B. Sequential Fault Diagnosis Based on LSTM Neural Network[J]. IEEE Access, 2018, 6: 12929-12939.

[14] MOHAMMAD-ALIKHANI A, NAHID-MOBARAKEH B, HSIEH M F. One-Dimensional LSTM-Regulated Deep Residual Network for Data-Driven Fault Detection in Electric Machines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(3): 3083-3092.

[15] 唐颖川. 基于CNN-LSTM的时序数据故障诊断方法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2022.
TANG Y C. Research on Time-Series Data Fault Diagnosis Methods Based on CNN-LSTM[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2022.

[16] WANG T, ZHANG L, WANG X F. Fault Detection for Motor Drive Control System of Industrial Robots Using CNN-LSTM-Based Observers[J]. CES Transactions on Electrical Machines and Systems, 2023, 7(2): 144-152.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2025年12月17日。

（上接第25页）

ZHENG L Y. Design and Research of Full-Vector Steer-by-Wire Chassis with Kingpin-Style Corner Modules[D]. Liaocheng: Liaocheng University, 2025.

[2] 王耀樟. 角模块架构电动轮驱动汽车悬架系统优化设计及功能验证[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2024.
WANG Y Z. Optimized Design and Functional Verification of the Corner Module Architecture Electric Wheel Drive Vehicle Suspension System[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2024.

[3] 杨殿阁, 刘辉, 殷国栋, 等. 分布式电驱动车辆现状与发展趋势[J]. 前瞻科技, 2025, 4(2): 84-98.
YANG D G, LIU H, YIN G D, et al. Current Status and Development Trends of Distributed Electric Drive Vehicles [J]. Science and Technology Foresight, 2025, 4(2): 84-98.

[4] 重庆青山工业有限责任公司. 一种用于轮毂驱动角模块中的双转子电机主销转向装置: 202510944632.1[P]. 2025-10-10.
Chongqing Tsingshan Industrial Co., Ltd.. A Main Pin Steering Device for Dual-Rotor Motor in Hub Drive Angle Module: 202510944632.1[P]. 2025-10-10.

[5] WANG W, CHEN X B. Design Methodology for Wheel Corner Module Topology Based on Position and Orientation Characteristics[J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 136: 122-140.

[6] 东风汽车集团股份有限公司. 一种角模块和车辆: 202311485211.4[P]. 2024-02-06.
Dongfeng Motor Group Co., Ltd.. An Angle Module and A Vehicle: 202311485211.4[P]. 2024-02-06.

[7] 清华大学. 一种集成分布式角模块的电驱动车辆模块化底盘: 202510276137.8[P]. 2025-06-20.
Tsinghua University. A Modular Chassis for Electric Drive Vehicles Integrating Distributed Corner Modules: 202510276137.8[P]. 2025-06-20.

[8] 杨萍, 陈华明. 某氢燃料轻卡转向系统设计匹配研究[J]. 专用汽车, 2022(7): 23-27.
YANG P, CHEN H M. Research on the Design and Matching of Steering System for the Hydrogen Fuel Light Truck[J]. Special Purpose Vehicle, 2022(7): 23-27.

（责任编辑　南　杉）

修改稿收到日期为2026年8月14日。