

文章编号: 2097-1974(2025)04-0059-08

DOI: 10.7654/j.issn.2097-1974.20250408

# 基于双流CNN-LSTM的UUV电机故障诊断方法

陈雪倩<sup>1,2</sup>, 沈钧戈<sup>1,2</sup>, 白俊强<sup>1,2</sup>, 谭浩声<sup>1,2</sup>, 黄浩然<sup>1,2</sup>

(1. 西北工业大学无人系统技术研究院, 西安, 710072; 2. 西北工业大学无人飞行器技术国家重点实验室, 西安, 710072)

**摘要:** 针对水下无人航行器 (Unmanned Underwater Vehicle, UUV) 电机故障诊断中现有方法依赖人工特征提取、智能诊断潜力无法充分发挥的问题, 提出一种基于双流CNN-LSTM的故障诊断模型。该模型采用卷积神经网络作为特征提取器, 无需复杂的预处理步骤, 能够自动并行地学习原始信号的低频趋势与高频细节特征, 从而实现实时电机状态监测。随后, 基于长短期记忆网络的分类器利用提取的特征深入挖掘时序依赖关系, 以识别电机故障。试验基于自主搭建的UUV电机故障模拟平台, 设置了多种转速与负载工况以验证模型性能。结果表明, 该方法能够高效诊断UUV电机中的六种典型状态, 平均诊断准确率达到97.22%。试验证明, 该模型在UUV电机故障诊断领域具有良好的有效性和鲁棒性。

**关键词:** 水下无人航行器; 电机; 人工智能; 故障诊断; 卷积神经网络; 长短期记忆网络

中图分类号: V42; U664.81

文献标识码: A

## Fault Diagnosis of UUV Motor Based on Two-stream CNN-LSTM Model

CHEN Xueqian<sup>1,2</sup>, SHEN Junge<sup>1,2</sup>, BAI Junqiang<sup>1,2</sup>, TAN Haosheng<sup>1,2</sup>, HUANG Haoran<sup>1,2</sup>

(1. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072; 2. National Key Laboratory of Unmanned Aerial Vehicle Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072)

**Abstract:** To address the limitations of existing methods for underwater unmanned vehicle (UUV) motor fault diagnosis, which rely on manual feature extraction and do not fully leverage the potential of intelligent diagnosis, a two-stream CNN-LSTM fault diagnosis model is proposed. The model employs convolutional neural networks as feature extractor, which can learn the low frequency trend and high frequency detail features of the original signal without complex pre-processing steps, making real-time motor status monitoring possible. Afterwards, the classifier based on the long short-term memory network uses these features to explore temporal dependencies and identify motor faults. Experiments are conducted on a self-constructed UUV motor fault simulation platform, and the performance of the model is validated by setting multiple speeds and load conditions. The results show that this method can efficiently diagnose six typical states in UUV motors and achieve an average diagnostic accuracy of 97.22%. These findings demonstrate the model's effectiveness and robustness in UUV motor fault diagnosis.

**Keywords:** underwater unmanned vehicle; motor; artificial intelligence; fault diagnosis; convolutional neural networks; long short-term memory

## 0 引言

海洋安全是国家安全的重要组成部分, 水下无人航行器 (Unmanned Underwater Vehicle, UUV) 作为海洋科研、资源开发、安全防卫的关键装备, 战略意义重大。电机是水下无人航行器的关键组件, 其主要作用是为航行器的推进系统和其他子系统提供动力。电机的性能和可靠性直接影响UUV的运动能力、操控性和任务执行效率。然而, 复杂的深海环境对电机的稳定性和可靠性提出了严峻挑战, 特别是在高负载、长时间连续运行中, 其性能劣化与故障模式呈现

出复杂性和不确定性。电机的任何故障都可能导致UUV的失控、任务中断甚至损坏, 进而造成巨大的经济损失和潜在的安全风险。因此, 对电机进行故障诊断对于提高水下无人航行器的整体性能和任务成功率具有重要意义。首先, 通过及时检测和识别电机故障, 可以在早期采取预防性维护措施, 避免故障恶化, 延长电机及整个UUV的使用寿命。其次, 电机故障诊断能够提高系统的安全性和可靠性, 确保UUV能够在长时间和高风险的任务环境中稳定运行。此外, 精确的故障诊断有助于优化维护计划, 降低不必要的维护成本, 提高经济效益。

当前电机故障诊断方法大致可以分为基于数学模型的故障诊断方法、基于信号分析的故障诊断方法以及基于人工智能的故障诊断方法。

基于数学模型的故障诊断方法通过精确的电机数学模型来预测和识别故障,具有较高的精度。徐琛杰等<sup>[1]</sup>针对永磁同步电机的开路故障,提出了一种基于统一模型的诊断方法,该方法将逆变器和电机看成一个整体,将电压输入离散为开关量组合作用的时间,建立了统一电机模型,从而模拟故障前后的电机状况。张世聪<sup>[2]</sup>通过分析相电流信号,建立电机故障情况下的有限元模型并进行了仿真,对大功率电力机车异步牵引电机的转子断条故障和定子绕组匝间短路故障进行诊断。然而,由于电机运行环境复杂、状态不稳定,建立准确的数学模型难度大,而且计算复杂,无法满足快速诊断的需求。

基于信号分析的方法有电机电流分析法<sup>[3]</sup>、频谱分析法<sup>[4]</sup>、经验模态<sup>[5]</sup>方法等。Jafarian等<sup>[6]</sup>提出利用感应电机中性点电压的频谱分析方法,对电机轴承磨损和松动等缺陷进行故障诊断。Barmpatza等<sup>[7]</sup>提出利用反电势的谐波幅值对永磁同步电机进行故障诊断。基于信号分析的方法具备较高的效率和较低的计算复杂度,但在电机复杂运行环境下,信号特征变化大,信号特征难以保证高精度,且受人为判断影响大。

近年来,基于人工智能的故障诊断方法在电机故障诊断领域得到了广泛关注和应用。基于人工智能的故障诊断方法能够从大量历史数据中自动学习和提取特征,识别复杂的故障模式。这些方法不依赖于精确的数学模型,而是通过数据驱动的方式建立诊断模型,具有较高的灵活性和适应性。刘琦昊等<sup>[8]</sup>提出了一种基于卷积神经网络的非侵入式电机故障检测方法,克服了传统电机故障检测方法准确率低、严重依赖先验知识的缺点。张万旋等<sup>[9]</sup>采用多变量非线性时间序列分析理论,提出卷积两级注意力机制循环神经网络,建立了故障趋势预测模型。许昆明等<sup>[10]</sup>结合深度学习在特征提取和复杂函数表达能力上的优势,提出一种基于堆叠去噪自编码深度神经网络的电静压伺服机构故障诊断方法。

尽管基于人工智能的故障诊断方法取得了不错的效果,但在实际工程应用中,振动信号与故障类型的映射关系复杂,目前大多数故障诊断算法高度依赖人工特征提取,智能诊断方法的潜力未被充分发挥。本文构建了一种双流CNN-LSTM故障诊断模型,该模型能够直接处理原始数据,自动从原始信号中学习特

征,无需预处理步骤,使得实时电机状态成为可能。双流CNN-LSTM由基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的特征提取器模块和基于长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的分类器模块构成。特征提取器直接从原始数据中学习信号特征,然后为分类器模块提供提取的特征。最后,使用Softmax函数将神经元输出转换为电机故障的概率分布。

## 1 UUV电机

### 1.1 UUV电机的工况特殊性

水下无人航行器的电机运行工况具有显著的特殊性,需在水下高压、高湿、低温等复杂环境中长期运行,这直接决定了其故障模式与诊断方法的差异性。首先,水下环境的腐蚀性会加速轴承润滑剂的劣化,易引发轴承磨损和疲劳故障。此外,海水中微粒可能通过密封缺陷进入电机内部,增加轴承表面损伤的风险。其次,UUV电机通常需要在长时间低速高扭矩的条件下运行,这种工况使得绕组承受更大的机械应力和热应力,增加了绕组故障发生的概率。水下的高湿环境也会使绝缘老化速度显著提升,加剧绕组故障的发生风险。此外,水下环境的低温和腐蚀性条件对永磁材料的磁性能产生不利影响,退磁故障发生的概率高于常规电机。在多工况模式下运行时,UUV电机可能面临频繁载荷变化和长时间非均匀运行,这容易诱发转子不平衡和偏心故障,进一步导致额外的振动和机械应力积累。因此,与传统机械电机相比,UUV电机的特殊运行工况不仅影响了其故障模式,还对故障诊断方法提出了更高要求。

### 1.2 UUV电机的典型故障模式

根据现有的数据统计<sup>[11-12]</sup>,UUV电机故障主要分为轴承故障、定子故障、转子故障及其他故障。各种常见电机故障类型的占比如图1所示。

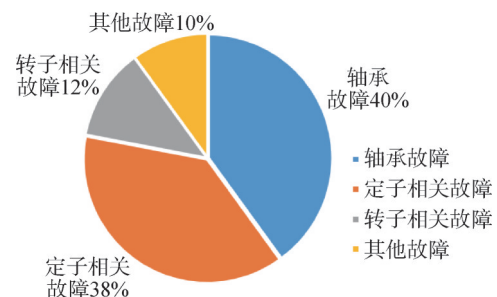


图1 UUV电机故障占比

Fig.1 UUV motor fault proportion diagram

定子故障和轴承故障是水下航行器电机中最常见的两类故障类型；转子偏心故障和转子不平衡故障在复杂任务条件下也有较高的发生概率；而永磁体退磁故障在水下无人航行器电机中尤为常见，特别是在高湿度、高负载和长时间运行的环境下，退磁现象容易发生。这5类故障不仅发生率高，而且一旦发生，对UUV电机的性能和整个系统的正常运行都会造成严重的负面影响。永磁体退磁故障会降低电机的输出功率和效率，影响UUV的航行速度和续航能力。轴承故障会导致电机的机械振动和噪声增大，增加电机的磨损，严重时会使电机无法正常旋转。转子偏心故障和转子不平衡故障则会引起电机的剧烈振动，不仅会加速电机的机械部件磨损，还可能引发其他故障，如绕组绝缘损坏、轴承损坏等。因此，研究这些故障类型，能够有效降低故障对UUV电机和整个系统的影响，保障UUV的正常运行和任务的顺利完成。因此，本文选取电机定子绕组匝间故障、永磁体退磁故障、轴承故障、转子偏心故障、转子不平衡故障5种故障模式进行分析诊断，具有典型性和代表性。

## 2 双流CNN-LSTM故障诊断模型

### 2.1 卷积神经网络

卷积神经网络是一种具有卷积计算和深度结构的前馈神经网络。每个CNN隐藏层包括卷积层和池化层。因为输入的振动信号为一维序列，所以本模型采用一维卷积网络（1D Convolutional Neural Network, 1D-CNN）进行特征提取。

卷积层是CNN的核心层，包含一组可训练的滤波器。权重共享是卷积层的最大特点，用于优化网络参数，避免参数过多造成的过拟合，并减轻计算机的负担，1D-CNN的卷积操作是在数据向量上进行的，其中长度为 $N$ 的输入信号向量 $\mathbf{x}$ 与长度为 $L$ 的滤波器向量 $\omega$ 进行卷积：

$$c(j) = f\left(\sum_{i=0}^{L-1} \omega(i)\mathbf{x}(j-i) + b\right), j = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

式中  $b$  为偏置项； $f(\cdot)$  为非线性函数，在本文中为整流线性单元。

然后，在卷积层后设置池化层用于进一步处理这些提取到的特征。池化层的主要作用是选择和过滤特征，减少数据的维度，控制过拟合，并保留特征的显著性。最大池化是常用的池化操作方法之一，它通过从特定区域中选择最大的值来获取该区域的局部特征，这种方法不仅减少了数据的维度，还保留了重要的特征信息。因

此，最大池化不仅有效降低了计算成本，还能够提高模型的泛化能力，避免过拟合的风险<sup>[13]</sup>。

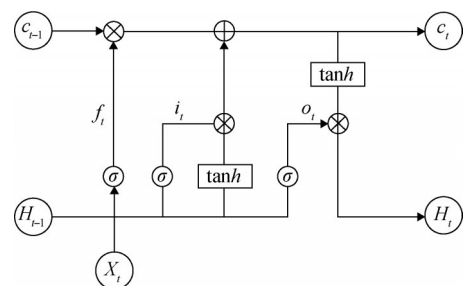
在池化操作中，第 $i$ 个通道在第 $(l+1)$ 层的结果可以表示为通过对第 $i$ 个通道第 $l$ 层的局部区域执行最大池化操作得到的输出。对于给定的池化窗口尺寸和步幅，最大池化操作将遍历特征图的每个局部区域，并选择其中的最大值作为输出。池化操作结果可通过以下数学表达式进行描述：

$$P_i^{(l+1)} = \text{MaxPool}(P_i^{(l)}) \quad (2)$$

式中  $P_i^{(l)}$  为第 $i$ 个通道第 $l$ 层的输入特征图； $\text{MaxPool}(\cdot)$  为最大池化操作。池化后的结果 $P_i^{(l+1)}$  具有较小的空间维度，但保留了重要的特征信息。

### 2.2 长短期记忆网络

长短期记忆网络是一种用于处理序列数据的深度学习模型，它允许网络从之前的许多时间步长中保留给定时间数据之间的长期依赖关系，能够更好地记住长期的相关信息，同时过滤掉不相关的信息，可以很好地解决由于传统循环神经网络内部相关性网络的限制而无法捕捉到长期依赖性的问题。LSTM结构如图2所示。长短期记忆网络引入“门”控结构使得内部的误差可以从外部通过门的控制得以更新和传递。一个普通的LSTM单元由记忆单元、输入门、遗忘门和输出门组成。其中，记忆单元记忆任意时间间隔的激活值，三个门调节信息流到单元的输入和输出。



$\sigma$ —sigmoid函数； $i_t$ —输入门的输出； $f_t$ —遗忘门的输出； $c_t$ —记忆单元的输出； $o_t$ —输出门的输出； $H_t$ —当前时间步的输出； $X_t$ —当前时间步的输入。

图2 LSTM结构

Fig.2 The structure of LSTM

在输入门的作用下，模型能够加强对当前状态的注意，只将与当前任务相关的信息输入到模型中。在遗忘门的作用下，模型能够忽略与当前状态无关的信息，避免冗余内部计算。在输出门的作用下，模型能够灵活输出需要的信息，隔离控制不必要的输出选项。这些机制使得模型更加准确地捕获到时间序列数据中的长期依赖关系。每个门由sigmoid神经网络层和点乘运算组成，sigmoid层输出区间 $[0, 1]$ 中的

数字, 表示应该传递的一部分输入信息<sup>[14-15]</sup>。

LSTM的具体公式如下:

$$\begin{cases} i_t = \sigma(W_{hi}h_{t-1} + W_{xi}x_t + W_{ci}\odot c_{t-1} + b_i) \\ f_t = \sigma(W_{hf}h_{t-1} + W_{xf}x_t + W_{cf}\odot c_{t-1} + b_f) \\ \tilde{c}_t = \tanh(W_{hc}h_{t-1} + W_{xc}x_t + b_c) \\ c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \\ o_t = \sigma(W_{ho}h_{t-1} + W_{xo}x_t + W_{co}\odot c_t + b_o) \\ h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \end{cases} \quad (3)$$

式中  $\odot$  为Hadamard积运算;  $W_{xi}$ ,  $W_{hi}$ 和 $W_{ci}$ 分别为输入信息、上次输出和记忆单元到输入门的权重矩阵;  $W_{xf}$ ,  $W_{hf}$ 和 $W_{cf}$ 分别为输入信息、上次输出和记忆单元到遗忘门的权重矩阵;  $W_{xc}$ ,  $W_{hc}$ 和 $W_{cc}$ 分别为输入信息、上次输出和存储单元到输出门的权重矩阵;  $b_i$ ,  $b_f$ ,  $b_c$ 和 $b_o$ 分别为输入信息、遗忘信息、记忆细胞和最后一次输出的偏差。

### 2.3 双流CNN-LSTM深度神经网络

为了解决传统故障诊断方法依赖手动特征提取, 对复杂数据处理能力不足的问题, 本文构造了双流CNN-LSTM故障诊断模型。双流CNN-LSTM深度神经网络由特征提取器和分类器两大模块组成, 模型结构如图3所示。该模型结合了CNN和LSTM的优点, 其中CNN提供了强大的多尺度特征提取能力, 能够从不同的尺度捕捉信号中的局部和全局特征, 同时减少对手动特征工程的依赖; LSTM则利用其长期记忆能力有效建模时间序列中的复杂依赖关系。模型通过自动特征提取和时间序列建模, 最终实现对电机故障的高效、准确诊断。

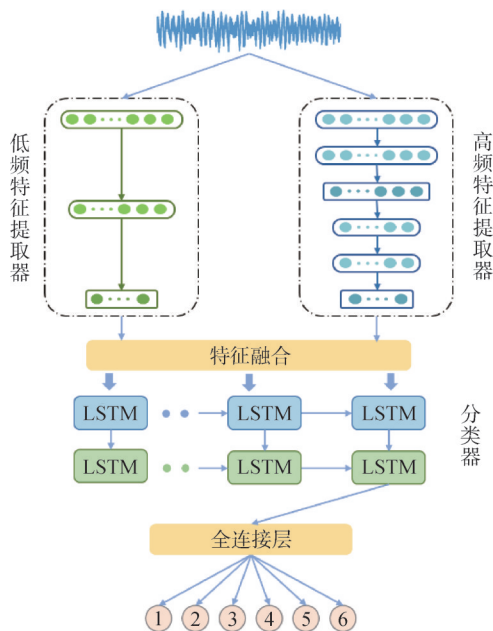


图3 双流CNN-LSTM深度神经网络模型

Fig.3 Two-Stream CNN-LSTM deep neural network model

#### 2.3.1 特征提取模块

为适应电机运行的复杂环境, 降低噪声干扰, 特征提取模块的设计基于两个一维卷积神经网络(低频特征提取器、高频特征提取器)的组合, 每个网络的卷积核大小和深度各不相同, 分别负责提取不同频率范围的特征。原始信号被同时输入到这两个网络中, 进行并行处理。低频特征提取器中的1D-CNN网络采用了较大的卷积核, 感受野更大, 能够在更大范围内感知信号的整体趋势和模式, 从而有效捕获低频特征。这些低频特征通常代表信号的整体形态和缓慢变化的部分, 有助于识别信号的基本特性和大尺度信息。

另一方面, 高频特征提取器中的CNN使用了较小的卷积核, 具有更小的感受野, 可以聚焦于信号中的快速变化和细微特征。这些高频特征通常包含故障诊断中非常关键的信息, 如振动信号的突变、尖峰或高频噪声等, 使模型有效地捕捉到信号中的精细结构, 有助于识别复杂的故障模式。之后, 将它们提取的特征向量通过元素相乘的方式进行组合, 使得模型能够同时关注信号的宏观趋势和微观细节, 形成更具代表性的特征表示。

#### 2.3.2 分类器模块

分类器模块由两个分层的长短时记忆网络和全连接层组成。前一层LSTM的隐藏状态作为后一层LSTM的输入, 这种层次化的设计有利于捕捉时间依赖信息, 逐步提取并整合更高层次的特征信息。最后, LSTM的输出被传递到全连接层, 全连接层将LSTM的提取振动信号的内部特征映射到各类别标签, 使用softmax函数将神经元输出转换为各个类别的概率分布, 函数描述如下:

$$q(z_j) = \text{softmax}(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^{10} e^{z_k}} \quad (4)$$

式中  $z$  为第  $j$  个神经元的输出结果。

## 3 基于双流CNN-LSTM的UUV电机故障诊断

采集UUV电机驱动端的振动信号作为原始信号输入, 构建了一种端到端的基于深度学习的电机故障诊断模型。基于双流CNN-LSTM的UUV电机故障诊断方案流程如图4所示, 分为4个步骤。

a) 数据采集与划分: 获取UUV电机驱动端振动信号, 划分训练集/测试集, 作为网络的输入。

b) 参数设置: 设定网络层数、各层节点数、学

习率、迭代次数等网络参数。

c) 模型训练: 在前向传播阶段, 输入训练数据, 通过双分支CNN网络提取多尺度特征, 随后输入LSTM网络进行时序特征分析, 最终输出故障类别概率。之后, 使用均方差损失函数计算误差, 采用反向传播算法和优化器更新模型参数。

d) 模型验证与测试: 将测试集数据输入训练好的模型, 计算准确率、精度、召回率、 $F_1$ 分数等指标, 评估模型的分类性能。

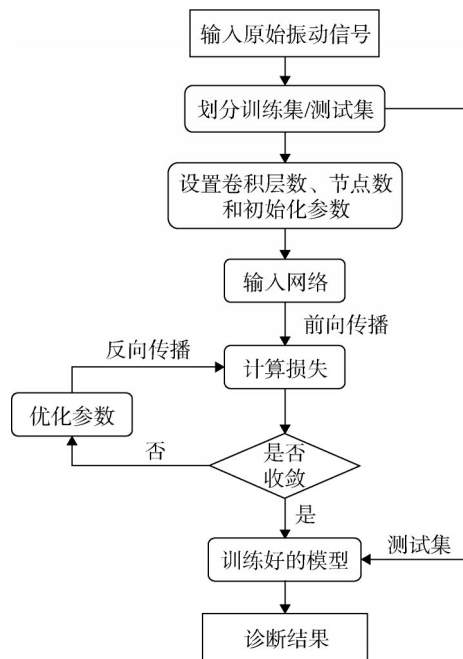


图4 电机故障诊断流程

Fig.4 The process of motor fault diagnosis

### 4 UUV电机故障诊断试验与分析

#### 4.1 试验平台及数据采集

电机故障模拟试验平台的试验装置主要可分为伺服电机和数据采集装置两大组成部分。振动信号的采集主要依靠振动传感器、数据采集卡和PC机配合完成。试验台共模拟绕组匝间故障、永磁体退磁故障、轴承故障、转子偏心故障、转子不平衡故障以及健康6种电机状态并采集数据。

##### a) 工况设置。

试验台共模拟6种工况。通过设置不同的电机转速来模拟电机在不同运行状态下的情况。具体而言, 电机转速分别设置为1 000 r/min、1 500 r/min和2 500 r/min, 其中1 500 r/min为电机的额定转速。使用磁滞测功机对电机进行加载, 载荷为8.34 N, 以模拟电机实际工作中的带载运行情况。试验工况设置细

节如表1所示。

表1 试验工况设置

Tab.1 Experiment condition setting

电机工况	电机转速/(r·min <sup>-1</sup> )	负载情况/N
WC1	1 000	0
WC2	1 500	0
WC3	2 500	0
WC4	1 000	8.34
WC5	1 500	8.34
WC6	2 500	8.34

##### b) 故障设置。

分别在12台电机上设置6种不同类型的状态, 每种模式设置两台电机, 包括健康、绕组匝间故障、永磁体退磁故障、轴承故障、转子偏心故障、转子不平衡故障。其中, 相对于正常状态电机, 绕组匝间故障通过在电机某一绕组上并联电阻实现; 永磁体退磁故障通过加高温来加速永磁体退磁; 轴承故障通过人工磨损电机轴承实现; 转子偏心故障通过调节转子位置实现; 转子不平衡故障通过在转子装配过程中故意引入几何偏差实现。随后将不同状态的电机分别替换安装到试验平台上进行测试采集数据。试验故障设置及标签如表2所示。

表2 试验故障设置

Tab.2 Experiment fault setting

部件	标签	电机状态
电机	M0	转子不平衡故障
	M1	转子偏心故障
	M2	绕组匝间故障
	M3	健康状态
	M4	轴承故障
	M5	永磁体退磁故障

##### c) 采样设置。

将加速度传感器安装在伺服电机的驱动端, 分别测量其X、Y、Z三个方向的振动信号, 触发模式可分为手动触发、内触发和外触发, 试验采用手动触发方式, 采样频率设置为200 kHz。

#### 4.2 试验设置

##### a) 参数及实施细节。

双流CNN-LSTM网络参数设置如表3所示。在模型的卷积层中, 我们使用tanh作为非线性激活函数, 而LSTM网络则采用ReLU激活函数。为了防止模型在训练过程中发生过拟合, 在第2个LSTM层后应用Dropout技术。此外, 采用均方误差作为损失函数,

反向传播算法进行权重更新。试验中随机抽取原始样本数据的70%作为训练样本, 剩余30%作为测试样本。本文使用Tensorflow Keras 2.2.4框架来实现所提出的方法, 硬件配置为i7-8565U CPU, 训练300个轮次, 学习率设置为0.0006。

表3 双流CNN-LSTM网络参数设置

Tab.3 Two-stream CNN-LSTM network parameter setting

网络层	过滤器	卷积核大小	步幅	节点数
Conv1d_1	50	20	2	—
Conv1d_2	40	10	2	—
MAXPooling1d_1	—	2	2	—
Conv1d_3	50	6	1	—
Conv1d_4	30	6	1	—
MAXPooling1d_2	—	2	2	—
Conv1d_5	30	6	1	—
Conv1d_6	30	6	2	—
MAXPooling1d_3	—	2	2	—
LSTM_1	—	—	—	60
LSTM_2	—	—	—	60
Dense	—	—	—	6

#### b) 评估指标。

采用准确率 $A_{cc}$ 、精确度 $P_{re}$ 、召回率 $R_{ec}$ 和 $F_1$ 分数来验证模型。

$$A_{cc} = \frac{T_p + T_N}{T_p + F_p + F_N + T_N} \quad (5)$$

$$P_{re} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (6)$$

$$R_{ec} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (7)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P_{re} \times R_{ec}}{P_{re} + R_{ec}} \quad (8)$$

式中 $T_p$ ,  $F_p$ ,  $F_N$ 和 $T_N$ 分别为真阳性、假阳性、假阴性和真阴性结果的数量。

#### 4.3 试验结果分析

为了减少人工神经网络初始设置对最终分类精度的干扰, 进行了10次独立试验。表4显示了提出的双流CNN-LSTM网络在10次重复试验中的平均准确率、精确度、召回率和 $F_1$ 分数。由表4可知, 双流CNN-LSTM网络的平均准确率为97.22%, 所有检测结果的 $F_1$ 分数都超过了95%, 标签M0(转子不平衡故障)、M1(转子偏心故障)和M3(健康状态)超过了98%。图5显示了准确率最高和最低结果(分别为98.33%和95.83%)的混淆矩阵。准确率较低的主要原因是M2绕组匝间故障易与转子不平衡故障混淆。这是因为绕组匝间故障导致电机电磁场的不对称, 进而产生不均匀的磁拉力, 这种效应与转子偏心引起的

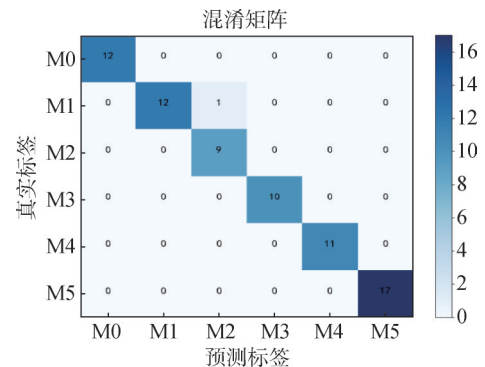
物理不平衡效应相似, 特别是在低频范围内, 这种相似性更加明显。永磁体退磁故障易和轴承故障混淆, 这是由于轴承故障引起的电机内部机械振动和永磁体退磁导致的电机磁场强度减弱和不对称, 都会在采集信号中引起谐波和噪声的增加, 增加分类难度。尽管存在一些误差, 但整体诊断结果验证了所提出的双流CNN-LSTM网络框架能有效检测UUV电机典型故障。

表4 双流CNN-LSTM网络电机故障诊断结果

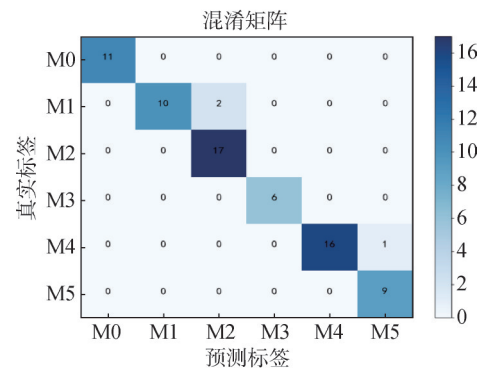
Tab.4 Motor fault diagnosis results based on dual-stream CNN-LSTM network

故障标签	精确度	召回率	$F_1$ 分数
M0	97.46	99.10	98.28
M1	98.78	99.23	99.01
M2	91.95	98.26	95.02
M3	99.87	98.81	99.34
M4	99.21	94.29	96.69
M5	92.34	99.58	95.83
准确率	97.22	—	—

单位:%



a) 最高准确率为98.33%的混淆矩阵



b) 最低准确率为95.83%的混淆矩阵

图5 双流CNN-LSTM网络分类的混淆矩阵

Fig.5 Confusion matrix of the classification for two-stream CNN-LSTM

此外, 本文还分别针对UUV电机不同的工况条件进行了电机故障诊断试验, 以验证所提出双流CNN-LSTM模型的有效性和鲁棒性, 试验结果如表5所示。

表5 不同工况下电机故障诊断结果

Tab.5 Motor fault diagnosis results under different working conditions

电机工况	电机转速/(r·min <sup>-1</sup> )	负载情况/N	平均精确率/%
WC1	1 000	0	96.53
WC2	1 500	0	97.65
WC3	2 500	0	96.96
WC4	1 000	8.34	97.27
WC5	1 500	8.34	98.31
WC6	2 500	8.34	95.67

由表5可得, 在不同工况下, 模型的诊断性能表现出一定的变化趋势。具体而言, 在1 000 r/min转速和无负载条件下, 模型的精确率较高, 这是由于外界环境因素干扰较小, 故障特征更加明显。在1 500 r/min转速和负载条件下, 模型的精确率进一步提高, 这表明转速和负载的适当增加能够增强故障特征, 使模型故障更容易识别故障。而在较高转速2 500 r/min和负载条件下, 虽然信号的复杂性和噪声增加导致精确率略有下降, 但模型仍保持了较高的准确性, 这证明了模型在复杂工况下的鲁棒性。

综上, 本文所提出的双流CNN-LSTM模型在不同工况下表现出较强的有效性和鲁棒性。该模型能够适应不同的电机运行状态, 在1 500 r/min转速和负载条件下, 模型的诊断效果尤为突出。在较高转速2 500 r/min和负载条件下, 虽然信号复杂性和噪声有所增加, 但模型依然保持了较高的诊断精度, 证明了模型在UUV电机故障诊断中的可靠性。

#### 4.4 对比试验分析

为了进一步验证双流CNN-LSTM模型在UUV电机故障诊断中的优势, 本文在电机额定转速和负载条件下, 将其与其他经典诊断模型进行对比分析。表6展示了不同算法的电机故障诊断结果, 其中最佳平均性能以粗体标记。

表6 不同算法电机故障诊断结果

Tab.6 Motor fault diagnosis results under different algorithms

单位:%

模型	精确度	召回率	$F_1$ 分数	准确率
CNN	84.56	85.12	84.83	87.56
LSTM	82.34	80.36	81.34	86.81
CNN-LSTM	90.68	89.52	90.10	92.45
Transformer	90.12	88.34	89.21	91.02
Two-Stream CNN-LSTM	<b>96.60</b>	<b>98.21</b>	<b>97.36</b>	<b>97.22</b>

根据表6的试验结果对比分析可见, 本文提出的双流CNN-LSTM混合模型展现出显著的性能优势, 平均准确率(97.22%)、精确度(96.60%)、召回率(98.21%)和 $F_1$ 分数(97.36%) 4项核心指标均优于对比模型。深入模型机理层面分析, 各算法的性能差异主要源于特征提取与时序建模能力的协同效果。

虽然CNN网络具有较强的特征提取能力, 但电机故障诊断任务中涉及的运行数据具有复杂的时序依赖关系, CNN模型在捕捉这些长期依赖关系方面存在局限性。LSTM和Transformer架构虽擅长时序建模, 却因缺乏高效的特征选择机制, 导致关键故障特征的显著性降低。传统CNN-LSTM联合模型通过级联结构实现了优势互补, 但单流特征融合方式限制了跨尺度特征的协同表达能力。相比之下, 双流CNN-LSTM模型通过其独特的双流结构设计能够同时关注信号的宏观趋势和微观细节, 形成更具代表性的特征表示。此外, 由堆叠长短时记忆网络组成的分类器模块能够有效建模时间序列中的复杂依赖关系, 逐步提取并整合更高层次的特征信息, 准确识别电机故障。

综上, 双流CNN-LSTM模型在电机故障诊断任务中展现了更高的诊断准确性和更强的泛化能力, 为UUV电机故障诊断提供了一个高效、智能的解决方案。

## 5 结论

针对UUV电机故障诊断问题, 本文提出了一种基于双流CNN-LSTM模型的端到端智能诊断方法。该模型采用卷积双通道架构实现多尺度特征提取, 低频通道捕获信号宏观趋势, 高频通道聚焦微观动态。之后, 通过堆叠LSTM分类器有效建模时间序列中的复杂依赖关系。在UUV电机试验平台上进行的测试表明, 所提方法减少了对手动特征工程的依赖, 实现了对电机健康、绕组匝间故障、永磁体退磁故障、轴承故障、转子偏心故障、转子不平衡故障6种健康状态的准确诊断, 平均准确率为97.22%, 并且在多种工况下都表现出较强的有效性和鲁棒性。

在后续工作中, 考虑来自不同类型传感器的数据, 如振动、温度、电流等进行多源信息融合, 提供更加全面和丰富的故障信息, 解决目前单一信号下不同故障存在信号相似性的问题, 进一步提高诊断的准确率, 挖掘人工智能技术在智能诊断领域里的潜能。

## 参 考 文 献

- [1] 徐琛杰, 章玮. 基于统一模型的永磁同步电机故障诊断[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(4): 9-17.  
XU Chenjie, ZHANG Wei. Fault diagnosis of PMSM based on unified model[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(4): 9-17.
- [2] 张世聪. 大功率电力机车异步牵引电机的典型故障研究[J]. 北京交通大学学报, 2018, 42(2): 121-128+137.  
ZHANG Shicong. Research on typical faults of asynchronous traction motor for high power electric locomotive[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2018, 42(2): 121-128+137.
- [3] WU T, CAI S, DAI W, et al. Interturn short fault detection and location of permanent magnet wind generator based on negative sequence current residuals[J]. Energies, 2022, 15(24): 9441.
- [4] WANG Z, WANG J, SUN Y. Review of spectrum analysis in fault diagnosis for mechanical equipment[J]. Engineering Research Express, 2023, 5(4): 042001.
- [5] 陈宗祥, 陈明星, 焦民胜, 等. 基于改进EMD和双谱分析的电机轴承故障诊断实现[J]. 电机与控制学报, 2018, 22(5): 78-83.  
CHEN Zongxiang, CHEN Mingxing, JIAO Minsheng, et al. Fault diagnosis of motor bearings using modified empirical mode decomposition and bi-spectrum[J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(5): 78-83.
- [6] JAFARIAN M J, NAZARZADEH J. A TDF model in induction machines for loose bearing diagnosis by neutral voltage[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(10): 8155-8163.
- [7] BARMPATZA A C, KAPPATOU J C. Study of a combined demagnetization and eccentricity fault in an AFPM synchronous generator[J]. Energies, 2020, 13(21): 5609.
- [8] 刘琦昊, 许盛之, 俞梅, 等. 基于神经网络的非侵入式电机故障检测方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(6): 2326-2333.  
LIU Qihao, XU Shengzhi, YU Mei, et al. A non-intrusive motor fault detection method based on convolutional neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(6): 2326-2333.
- [9] 张万旋, 卢哲, 张箭, 等. 基于注意力机制循环神经网络的液体火箭发动机故障检测[J]. 导弹与航天运载技术(中英文), 2024(2): 25-31.  
ZHANG Wanxuan, LU Zhe, ZHANG Jian, et al. Rocket engine fault detection with attention based recurrent neural networks[J]. Missiles and Space Vehicles, 2024(2): 25-31.
- [10] 许昆明, 陈换过, 肖雪, 等. 基于深度学习的EHA油滤堵塞和增压油箱漏气故障诊断方法[J]. 导弹与航天运载技术(中英文), 2023(6): 75-80+86.  
XU Kunming, CHEN Huanguo, XIAO Xue, et al. Fault diagnosis of the filter blockage and the gas leakage of EHAs based on deep learning[J]. Missiles and Space Vehicles, 2023(6):75-80+86.
- [11] 马建, 王建平, 孟德安, 等. 永磁同步电机故障诊断方法研究综述[J]. 电力工程技术, 2024, 43(4): 104-115.  
MA Jian, WANG Jianping, MENG Dean, et al. Review of fault diagnosis methods for permanent magnet synchronous motors[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(4): 104-115.
- [12] 陈伟. 基于深度迁移学习的异步电机故障诊断方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.  
CHEN Wei. Research on fault diagnosis method of asynchronous motor based on deep transfer learning[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [13] 苏静雷, 王红军, 王政博, 等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 132-140.  
SU Jinglei, WANG Hongjun, WANG Zhengbo, et al. Fault diagnosis method of gas turbine rotor with multi-channel convolutional neural network and transfer learning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 132-140.
- [14] XU X, YONEDA M. Multitask air-quality prediction based on LSTM-autoencoder model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 51(5): 2577-2586.
- [15] 辛光明, 袁庆海, 秦永, 等. 基于深度学习的智能电机故障诊断方法[J]. 自动化应用, 2024, 65(10): 125-127.  
XIN Guangming, YUAN Qinghai, QIN Yong, et al. Intelligent motor fault diagnosis method based on deep learning[J]. Automation Application, 2024, 65(10): 125-127.

## 作者简介

陈雪倩 (2001—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为智能无人系统、时序序列分析。

沈钧戈 (1987—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能无人系统、人工智能数据分析。

白俊强 (1971—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能无人系统。

谭浩声 (1998—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为智能无人系统。

黄浩然 (2001—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能数据分析。