

# 基于一维残差卷积编码器的电机传动故障诊断

高志伟

(河南技师学院,机电工程学院,河南省郑州市,450053)

**摘要** 电机传动系统高速运行的稳定性受到微弱故障的影响很大,甚至导致严重事故。为了提高电机传动故障状态智能诊断效率,选择一维残差卷积编码器(1DRCE)构建故障诊断模型,并开展实测研究。研究表明:在完成200次训练后分类准确率超过80%,随着训练次数的增加,分类精度最终为97.02%,显示出对各类故障的高效准确识别能力。该研究有助于提高电机传动故障识别能力,也可拓宽到其他的机械传动领域。

**关键词** 电机传动;故障诊断;深度学习;卷积自编码器

中图分类号:TH132 文献标识码:B

文章编号:1008-0899(2026)04-0023-02

以电机作为动力源设置的传动系统已成为现代机械装备的核心组成部分,其在运行过程中易出现故障,不仅导致维修费用的明显增加,还可能带来较大安全风险<sup>[1]</sup>。通过深度学习构建一个深度神经网络模型能够有效提高诊断效率,是目前研究热点之一。

传统的无监督网络结构中存在密集连接的神经元,这种结构与卷积算法相比,其特征提取能力不足,并且使网络训练过程变得更加复杂<sup>[2]</sup>。为了进一步提高电机传动故障状态智能诊断效率,本研究提出了一种一维残差卷积编码器模型,并基于此模型,开发了一种利用一维残差卷积编码器(1DRCE)提取的特征进行电机传动故障识别的测试模型,并开展测试分析。

## 1 一维残差卷积编码器网络结构

DCNN进行训练时,需设置较多标签参数,并且收集和处理这些信息的过程需要消耗较长时间且存在成本过高的问题。而一维残差卷积编码器通过引入自编码器,在微调过程中仅需设置少量标注参数来完成分类器的训练过程<sup>[3]</sup>。

(1)每个一维卷积核生成对应通道特征:

$$C_i = \text{Re}(\sum X \cdot \omega_i + b_i) \quad (1)$$

其中,Re为整流单元:

$$\text{Re}(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

完成数据降维获得池化输出如下:

$$P_i(n) = \max_{0 \leq n \leq \frac{L}{S}} \{T_i(nW, (n+1)W)\} \quad (3)$$

(2)残差模块以跳跃连接结构完成信号传输过程,结合残差模块确定上采样层2输入如下:

$$X_{u2} = D^1(Xd_1) + P^1(Xp_1) = D^1(U^1(X_{u1})) + P^1(C^1(X)) \quad (4)$$

其中, $D_1$ 为反卷积层1, $U_1$ 为上采样层1, $P_1$ 为池化层1, $X$ 为最初输入参数, $C_1$ 为卷积层1。

1DCNN的输入和输出参数间存在较小关联性,在采用渐降方法求取网络参数时,可以避免出现最优梯度情形。随着网络第1层接近输入参数后,卷积层1的渐变也包括了两部分。

## 2 故障诊断流程

基于一维残差卷积编码器的故障诊断流程图1所示。通过分析图1测试结果可知,一维残差卷积编码器故障检测分为离线与在线处理,可以有效过渡瓶颈层,进而提高运算效率。

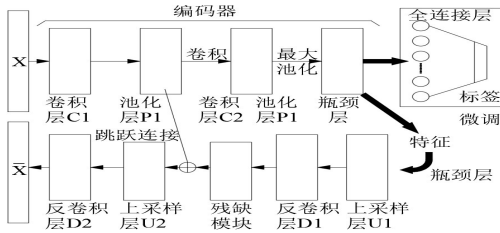
在离线阶段,利用训练集对特征提取器和分类器训练。在线阶段,通过神经网络对输入参数分类结果预测,最终确定预测结果标签。

## 3 结果分析

### 3.1 实验方案

为了对一维残差卷积编码器技术进行实效性评价,通过采集电机传动试验台输出的振动数据进

作者简介:高志伟(1985~),男,河南洛阳人,本科,高级讲师,高级技师(电工),研究方向:机电设备的编程与调试。

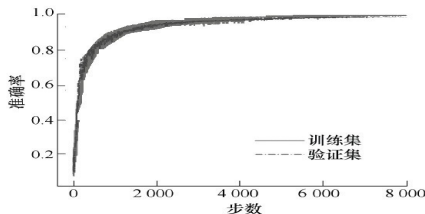


**图1 基于一维残差卷积编码器的故障诊断流程**  
行故障信号识别测试。该电机传动系统由包含75个齿的太阳齿轮、25个齿的齿轮组、磁力控制装置以及动力驱动电机组成。此外，变速箱箱体上安装有加速度传感器，以此捕获诊断信号，并将信号采集频率固定在30kHz。

进行试验的过程中，收集到的振动信号数据量约为200万条，提取2 048个数据点作为输入样本，从而建立一个由6 000个样本组成的训练数据集已3 000个样本组成的测试样本集。

### 3.2 网络训练分析

采用无监督学习的过程，度初始参数实现了理想重构，这充分证明从网络中间层采集的特征具有代表性。模型训练准确率如图2。结果显示，在完成200次训练之后，分类准确率超过80%，随着训练次数的增加，一维残差卷积编码器的分类精度最终为97.%，显示出对各类故障的高效准确识别能力。



**图2 模型训练准确率**

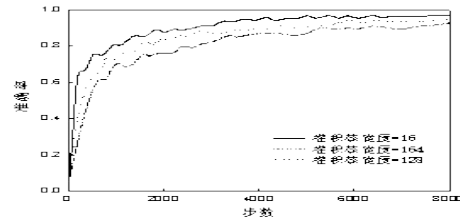
对于一维卷积神经网络，本文设计了一种6层架构，神经元数量分别为2 048、1 024和11。表1是采用不同方法进行五折交叉验证所得的结果。为一维残差卷积编码器模型设置残差学习后，特征提取效果得到显著提升，故障诊断得到改善，相较于DNN和其它常见识别器，其识别率更高。

**表1 识别器对比结果(%)**

算法	IDRCE	DCNN	DBN	SDAE	BPN
1	89.45	84.51	97.26	96.79	97.37
2	98.49	94.59	98.69	96.43	98.53
3	98.23	89.38	95.35	96.65	93.57
4	99.26	95.33	97.81	88.80	97.34
5	98.36	95.83	89.46	85.49	86.48

### 3.3 敏感性分析

对残差学习驱动的自编码器差异性进行了初步验证，利用自编码器进行前500次迭代时均方差下降。图3是对不同长度信号进行比较的情况。根据以上结果可知，增大卷积核宽度后，可以加速关键特征的一维信号提取，但若卷积核过宽，则会引入过多冗余数据，对训练过程造成不利影响，不能保障对网络特征进行精确提取。



**图3 采用不同卷积核的故障识别准确率**

在卷积核宽度发生变化的情况下，对特征提取结果产生的影响也有所不同，具体数据列于表2中。不同宽度的卷积核在一维残差卷积编码器识别准确性表现存在差异。在第一层卷积编码层中使用宽度较大的卷积核，可以更精确地学习振动信号特征。然而，当卷积核宽度达到一定值后，不再继续增强特征提取效果，也无法获得更优分类结果，甚至可能导致资源浪费。据此可以推断，将第一层卷积层宽度设置为64是一个理想参数。

**表2 卷积核宽度对故障识别率的影响(%)**

卷积核宽度	16	64	128
准确率	93.7	96.44	96.0

### 4 结论

本文开展基于一维残差卷积编码器的电机传动故障诊断分析。在完成200次训练后分类准确率超过80%，随着训练次数的增加，分类精度最终为97.02%，显示出对各类故障的高效准确识别能力。增大卷积核宽度后，加速关键特征的信号提取，将第一层卷积层宽度设置为64是一个理想参数。

### 参考文献

- [1] 潘鹏程, 向阳, 陈天佑, 等. 基于多通道数据融合及CNN的电机故障诊断方法[J]. 船海工程, 2024, 53(04):29-35.
- [2] 王振华, 张文瀚, 崔骞, 等. 集员卡尔曼滤波器在电机故障诊断中的应用[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(10): 1721-1729.
- [3] 邱建琪, 沈佳晨, 史涔激, 等. 基于残差卷积网络的多传感器融合永磁同步电机故障诊断[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(07):24-33+42.