

融合多注意力机制的卷积神经网络 轴承故障诊断方法

康涛^{1,2}, 段蓉凯^{1,2}, 杨磊^{1,2}, 薛久涛^{1,2}, 廖与禾^{1,2}

(1. 西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 710049, 西安;

2. 西安交通大学陕西省机械产品质量保障与诊断重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对卷积神经网络学习关键故障特征的能力不足从而影响轴承故障诊断准确率的问题, 提出一种融合多注意力机制的卷积神经网络自适应抗噪模型(MACNN)。利用通道和时间的复合注意力机制优化学习机制, 从不同角度抑制噪声及无关信号分量等干扰信息的影响, 并自适应地增强故障特征的响应; 引入残差连接, 防止网络性能退化。采用多尺度特征提取方法, 通过通道注意力机制自适应融合不同尺度下提取的特征。使用分类器进行滚动轴承故障诊断。实验结果表明: 与没有实施注意力机制的模型相比, 轴承故障诊断准确率平均提升了 22.12%; 所提方法在各噪声背景下的故障识别准确率均在 98.5% 以上, 验证了其自适应抗噪能力; 在跨载荷实验中, 模型故障诊断准确率保持在 88% 以上, 相比其他方法, MACNN 的抗噪性能和稳定性更优。

关键词: 轴承故障诊断; 自适应抗噪; 卷积神经网络; 注意力机制

中图分类号: TP277 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202212007 **文章编号:** 0253-987X(2022)12-0068-10

Bearing Fault Diagnosis Using Convolutional Neural Network Based on a Multi-Attention Mechanism

KANG Tao^{1,2}, DUAN Rongkai^{1,2}, YANG Lei^{1,2}, XUE Jiutao^{1,2}, LIAO Yuhe^{1,2}

(1. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System, Xi'an Jiaotong University,

Xi'an 710049, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Mechanical Product Quality Assurance and Diagnostics,

Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The convolutional neural network does not work well in learning the key fault characteristics affecting the accuracy of bearing fault diagnosis. To address this problem, this paper proposes an adaptive anti-noise model using the convolutional neural network based on a multi-attention mechanism (MACNN). The model uses the channel-time composite attention mechanism to optimize the learning mechanism so as to suppress the influence of noise and irrelevant signal components from different aspects and adaptively enhance the fault features. In addition, residual connection is introduced in this module to prevent network performance degradation. The multi-scale feature extraction method is used to extract the features from different scales and adaptively fuse them by the channel attention mechanism. Finally, a classifier is applied for rolling bearing fault diagnosis. According to the experimental results the accuracy of the proposed model is increased by 22.12% on average compared with the model without an attention mechanism. The recognition accuracy of the model is above 98.5% in all noise

收稿日期: 2022-04-20。 作者简介: 康涛(1998—),男,硕士生;廖与禾(通信作者),男,副教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51575424);装备预研教育部联合基金资助项目(6141A02022113)。

网络出版时间: 2022-08-12

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20220811.1058.002.html>

backgrounds, which verifies its adaptive anti-noise ability. In the cross-load experiment, the accuracy of the model is above 88%. Compared with other methods, MACNN has better anti-noise performance and stability.

Keywords: bearing fault diagnosis; adaptive antinoise; convolutional neural network; attention mechanism

滚动轴承作为机械传动系统的重要组成部分,其健康状态与主机的性能与效率紧密相关。受到恶劣环境和复杂工况的影响,轴承在服役期间极易出现故障,大量的统计分析结果表明:超过 40% 的设备故障与轴承相关^[1]。因此,实现对轴承故障的及时发现和诊断,是确保主机安全平稳运行的关键。但是,在实际工作过程中轴承故障信号相对微弱,分析过程极易受到噪声干扰的影响^[2]。因此,在强噪声干扰条件下准确提取信号中的故障特征,对轴承故障进行及时诊断、避免轴承故障的持续恶化,具有重要的科研和工程意义^[3-4]。

振动信号对故障敏感且对轴承健康状态的反映直观,因此目前在故障诊断中应用最为广泛^[5]。依据振动信号实施的滚动轴承故障诊断大致包括以下 3 个环节:信号获取、特征提取、故障诊断。传统基于信号处理的诊断方法由于需要复杂的信号分析算法来提取特征,且特征分析和故障诊断过程严重依赖专家经验,其应用受到了很大的限制^[6]。

近年来,通过深层非线性结构学习数据内在规律、构建样本和结果之间映射关系的深度学习方法开始引起故障诊断领域的关注^[7]。其中,卷积神经网络(CNN)利用卷积运算的思想,在大大减少模型参数的同时增强了网络的能力,无需对信号进行预处理就可以实现端到端的智能诊断^[8]。例如:Abdeljaber 等^[9]提出了一种 CNN 模型,对旋转机械的结构损伤进行了检测和定位;周奇才等^[10]基于经典多尺度 CNN 模型 AlexNet 实现了旋转机械故障诊断。

在此基础上,有学者进一步通过对 CNN 进行改进,尝试对噪声干扰场景下的轴承故障诊断问题展开研究。Zhang 等^[11]提出将残差网络用于轴承故障诊断,并在信噪比为 0~8 dB 范围内实现了轴承故障诊断。董绍江等^[12]提出了多层降噪技术与 CNN 相结合的方法,对信噪比范围在 -6~10 dB 的信号均有较好的诊断结果。张弘斌等^[13]提出了一种新的多通道样本构造方法,结合深度 CNN 来提高轴承故障诊断的效果。这些工作提高了 CNN 在有噪声干扰下的诊断效果,也为后续的研究打下

了基础。但是,在强噪声干扰场景下,CNN 对没有预降噪的信号诊断准确率仍需提高,且工况变化对性能的影响亦不容忽视^[14-15]。现有研究的不足主要有以下两点。

(1)传统 CNN 为了提高其特征表达能力,设置的通道数较大,这样的深度 CNN 虽然可以提高性能,但并不是所有通道都富含故障信息,一些通道中学习的甚至是噪声的分布特征^[16]。对通道的无差别对待导致 CNN 结构复杂并造成算力的浪费。同时,由于整段信号中往往只有部分数据(如连续的脉冲信号段等)含有关键故障信息,其他与故障无关的数据对 CNN 的学习造成了干扰。上述原因使得目前大多的 CNN 优化方法往往只能通过复杂的模型结构来改善性能,而并没有提高 CNN 的学习效率,导致其性能易退化的同时限制了 CNN 在工况变化时的泛化能力。

(2)信号中对应于故障的特征频率成分与干扰分量分布在不同的信号尺度中,且工况变化会改变这种分布,因此不同尺度下的信息对故障诊断的价值并不等同。现有的多尺度 CNN 虽然通过设置多个卷积通路来分别获取不同尺度下的信息,但仍未充分考虑不同尺度间信息差异,极易受到无关分量和冗余信息的干扰。

针对以上不足,本文提出一种多注意力卷积神经网络(multi-attention convolutional neural network,MACNN)自适应抗噪模型。通过融合通道注意力机制和时间注意力机制对卷积层进行增强,在抑制噪声等干扰信息的同时,有效挖掘了数据中的关键故障特征信息,从而优化了 CNN 的学习机制;再通过通道注意力机制融合多种不同尺度下提取的故障特征,使网络能够自适应地选择需要的特征。本文主要的贡献如下。

(1)从优化 CNN 的学习机制出发提高其学习效率。具体地,通过引入并改进多注意力机制来改善其可用性,使网络判别并有选择性地学习通道和信号中的关键故障特征。

(2)在多尺度 CNN 的基础上提高其对不同尺度下特征的提取能力。将多个尺度间的数据等效为

多个大型通道,并使用通道注意力机制自适应融合不同尺度中的特征。

1 卷积神经网络

CNN 通常由卷积层、池化层以及全连接层组成^[17],如图 1 所示。

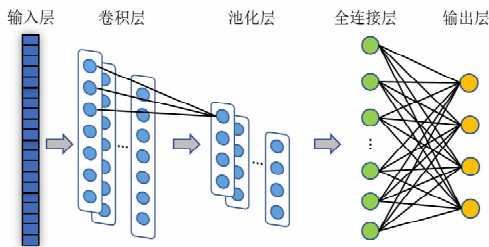


图 1 卷积神经网络

Fig. 1 Convolutional neural network

卷积层通过卷积核的移动遍历整段数据,以此进行卷积运算,分别计算出数据点的权重与偏差。通过激活函数进行非线性变换来拟合复杂的映射关系,建立数据与其所属类别间的联系,运算式为

$$y_{i,j}^l = f\left(\sum_i (x_{i,j}^{l-1} * w_{i,j}^l) + b_j^l\right) \quad (1)$$

式中: $y_{i,j}^l$ 为第 l 层的第 i 个数据的第 j 个特征值; $w_{i,j}^l$ 为权重系数; $*$ 为卷积运算; b_j^l 为偏差值; $f(\cdot)$ 为激活函数。

sigmoid 激活函数在本文提出的网络中多次使用,其公式为

$$\sigma(\mathbf{X}) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 函数; $\mathbf{X}$ 为输入矩阵。

卷积层运算后的数据会进入池化层,池化层主要是对卷积层中抽取出来的抽象特征进一步降维^[18]。本文使用的方法是最大池化,即在一个区域内求出最大值来代替该区域的所有值,从而实现降低维度目的,即有

$$P_{i,j}^l = \max_{(j-1)W+1 \leq i \leq jW} \{x_{i,j}^l\} \quad (3)$$

式中: W 为池化层大小; $P_{i,j}^l$ 第 l 层池化后的结果。

全连接层整合不同的特征,并通过分类函数给出网络的输出结果,其公式为

$$y_{i,j}^{l'} = f\left(\sum_i (x_{i,j}^{l-1} w_{i,j}^l) + b_j^l\right) \quad (4)$$

式中: $y_{i,j}^{l'}$ 为第 l 层的第 i 个数据的第 j 个特征值。

2 MACNN 故障诊断方法

2.1 多注意力机制

注意力机制以权重的生成和分配重新调制网络

参数^[19],并通过训练最终使网络聚焦于关键特征,从而优化 CNN 的学习机制。在调制网络的同时不损失原有的故障特征、避免负优化的情况发生是使用注意力机制的前提。为此,本文分别引入并改进通道注意力机制以及时间注意力机制,通过从不同角度压缩特征生成通道和时间维度下数据的自适应权重,实现抑制干扰信息,保留并突出了关键故障特征的响应。

2.1.1 通道注意力机制

为解决卷积神经网络中大量通道间信息价值不等同造成网络难以训练并影响识别准确率的问题,本文引入文献[16]中提出的通道注意力机制方法并加以改进。该方法通过均值池化和最大池化,将全局信息压缩到信息通道维度,以此建立不同通道间的相互依存关系。为了进一步获取不同通道的关键程度,将池化后的向量分别送入瓶颈结构的挤压-激励网络,通过设置压缩比例 r 来迫使网络舍弃一些不重要的神经元的值。

设送入多注意力机制的矩阵为 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{H \times 1 \times W}$,其中, H 为通道数, W 为数据长度。有中间向量 $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{H/r \times 1 \times 1}$ 。两个挤压-激励网络的输出相加,获得一个新的特征向量 $\mathbf{c}' \in \mathbb{R}^{H \times 1 \times 1}$ 。最后,通道注意力机制的输出矩阵 $\mathbf{C}$ 为

$$\mathbf{C} = \mathbf{X}\sigma(\mathbf{c}') \quad (5)$$

卷积神经网络的通道数很大,反复利用注意力机制重新校准网络参数易减少深度特征的响应,使网络无法学习潜在的故障信息。因此,本文在注意力机制生成并赋予权重后,额外引入了残差连接^[20]的思想,在原始数据与注意力机制调校后的数据间建立映射,保留原始信息以提高优化的可行性。残差连接可表示为 $\mathbf{C}' = \mathbf{X} + \mathbf{C}$,用于防止网络性能的退化。通道注意力机制的结构如图 2 所示。

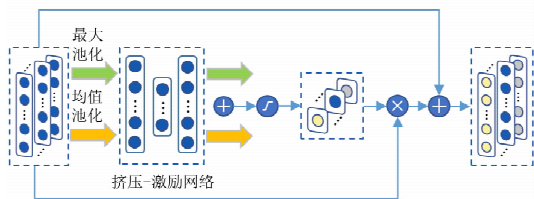


图 2 通道注意力机制

Fig. 2 Channel attention mechanism

2.1.2 时间注意力机制

通道注意力机制解决的是通道间信息差异性判别的问题,另一个值得注意的问题是如何确定信号中包含关键故障信息的信号段。这个问题主要涉及

在不损失信号原有特征的前提下获取信号在时间维度上故障信息关键程度的分布,而池化方法难免会丢失特征,不适用于该问题。为此,本文提出采用参数为 $1 \times 1 \times 1$ 的元卷积核遍历整段信号来获取权重分布的时间注意力机制。元卷积核在对信号进行卷积运算时,并不会改变原有数据的特征,而会压缩信息实现特征的升维,从而实现了将整段信号特征向高维度的非线性映射。所生成的权重向量 $t \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times W}$ 在通道维度上已压缩,其神经元代表了时间维度上每个数据点的响应值,数值越大意味着信号在此处故障特征越为关键,反之信号在此处为干扰特征。与通道注意力机制相同,使用 sigmoid 函数生成调制的权重并与原始信号相乘来赋予权重

$$T = C'\sigma(t) = C' \sigma(w_{t,j}' * c_{t,j}' + b_j') \quad (6)$$

式中:矩阵 C' 、 T 分为时间注意力机制运算前、后的矩阵; $w_{t,j}'$ 和 b_j' 为 $1 \times 1 \times 1$ 卷积运算的权重和偏差。

时间注意力机制同样使用残差连接的方式,即 $T' = C' + T$ 。对应的结构如图 3 所示。

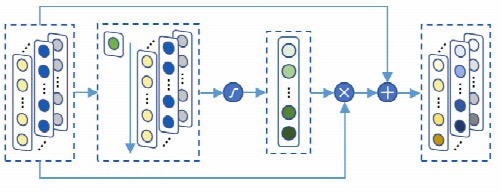


图 3 时间注意力机制
Fig. 3 Time attention mechanism

在 MACNN 中,通道注意力机制和时间注意力

机制先后布置,分别提取关键通道和关键信号段的特征,输出矩阵 T' 包含了多角度的关键故障信息并随着模型训练不断优化。

2.2 MACNN 整体结构

在上述多注意力机制的基础上,本文构建了 MACNN 自适应抗噪网络模型,整体结构如图 4 所示。轴承振动数据输入模型先将整段数据随机采样,之后分为可供网络训练和测试的样本。样本先后通过特征预筛选层以及由特征提取子网络和多注意力模型交替布置组成的多尺度特征提取器,最终自适应融合所有提取的特征给出诊断结果。

模型的第 1 层参数设置尤为关键,对网络整体的性能有较大的影响。轴承故障对应的特征分量往往位于低频段,而在步长相同的条件下,大卷积核提取低频信息的能力更强^[21]。同时,轴承振动信号具有很强的周期性,大卷积核还提供了更大的感受野,可以使模型更为关注整段信号的全局性周期特征。基于以上考虑,在 MACNN 中设置了使用较大卷积核的卷积层进行特征预筛选。该层卷积运算后的信号依次通过最大池化层、BatchNorm 层以及 Dropout 层。其中:BatchNorm 层通过对模型参数的归一化可以有效地加快网络收敛速度并防止梯度爆炸或消失;Dropout 层通过随机丢弃神经元参数可以有效地抑制过拟合。

在对数据中特征预筛选后,为了增强网络的泛化能力以及对不同尺度下特征的提取能力,本文沿用文献[16]中使用的多尺度 CNN 作为特征提取

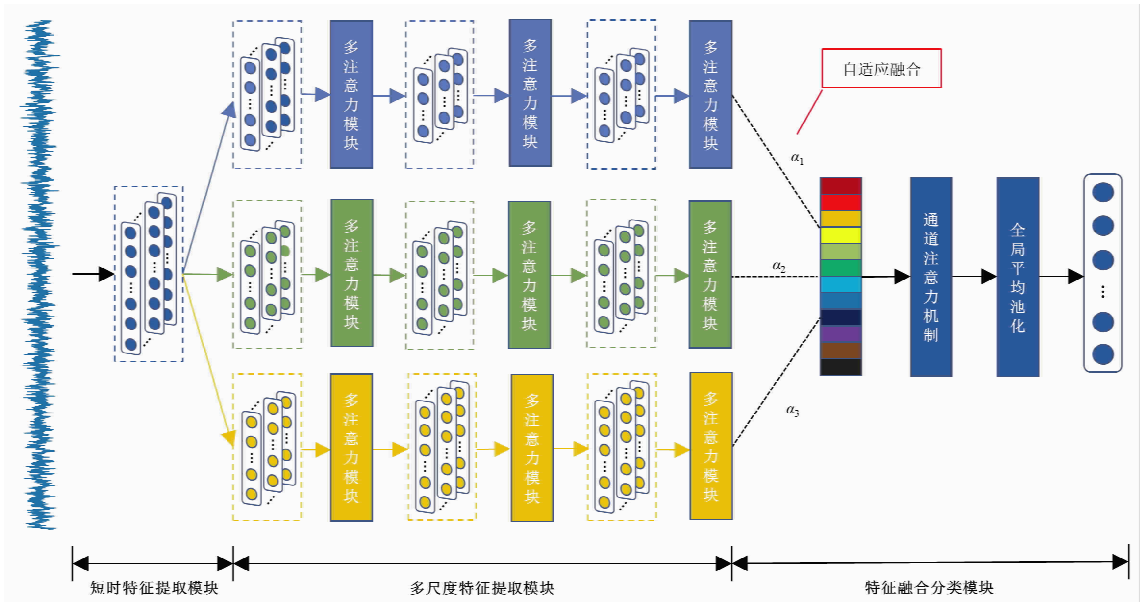


图 4 多注意力 CNN 结构
Fig. 4 Multi attention CNN structure

器,改进了网络结构并重新设置了所有参数。具体地,在每次卷积运算后使用 BatchNorm 函数来加快训练、防止过拟合。同时,为了防止多次池化造成特征丢失,仅第一个特征提取子网络使用了池化层。运算式为

$$\mathbf{Y}_k = \delta(P(\text{BN}(\mathbf{W}_k * \mathbf{Y} + \mathbf{B}_k))) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{Y}_k$ 为特征提取子网络中卷积层输出的矩阵; $\mathbf{W}_k$ 和 $\mathbf{B}_k$ 分别为每个尺度下的权重矩阵和偏差矩阵; BN 为 BatchNorm 函数; P 为最大池化函数; δ 为 ReLU 激活函数,可以增加模型非线性表达能力,有

$$\delta(x_{i,j}^l) = \max(0, x_{i,j}^l) \quad (8)$$

在多尺度特征提取器的框架下,多注意力机制模块化后布置在每个特征提取子网络后。通过内部权重生成网络生成自适应权重向量 $\mathbf{c}'$ 和 $\mathbf{t}$,并在训练过程中不断优化,再根据权重值逐层重新调制网络参数。交替布置的特征提取子网络和多注意力机制模块共同构建了多尺度特征提取器的一条通路。

更为关键的是,特征提取器提取到的不同尺度下的信息价值并不等同,过往研究中的简单拼接操作无法去除尺度间的冗余特征,无法增强其中关键尺度下的信息。为解决此问题,本文创新性地使用通道注意力机制关联不同尺度间的特征,将多个尺度的信息看作多个大型通道的信息。每个卷积通路对应为一个通道,分别生成 $\alpha_1, \dots, \alpha_k$ 的尺度权重并进行自适应融合,根据不同尺度下特征的价值分配网络的关注度。

最终分类需要将信息融合后的特征矩阵展开排成一列。相比常用的全连接层,全局平均池化可以大大减少网络的参数,减轻过拟合现象^[2]。因此,MACNN 使用全局平均池化来获取分类所需的特征向量 $\mathbf{z}$ 。该向量节点数与所分类别数一致,每个节点的输出值表示该样本属于对应类别的概率。网络结构末尾输出层使用 Softmax 分类器,以概率最大的类别为模型诊断类别。设 N 为轴承健康状态类别数,则运算式为

$$q(n) = \text{Softmax}(\mathbf{z}) = \frac{e^{z_n}}{\sum_{n=1}^N e^{z_n}} \quad (9)$$

式中 $q(n)$ 表示最终输出的诊断类别为第 n 类。

2.3 MACNN 训练过程

在构建 MACNN 整体结构后,为评价获取的深层特征结果,选择交叉熵损失函数来衡量输出值与真实值的差距,其公式为

$$L = - \sum_{n=1}^N (p(n) \lg q(n) + (1 - p(n)) \lg(1 - q(n))) \quad (10)$$

式中 $p(n)$ 为网络输出层预测样本属于第 n 类健康状态的概率。模型的训练目标是使损失函数 L 最小,从而使预测值接近真实值,并使用 Adam 优化算法来优化梯度下降的过程。为了防止模型收敛后继续训练导致过拟合,50 轮内识别准确率提升值小于 0.5% 便提前结束训练,模型的训练流程如图 5 所示。

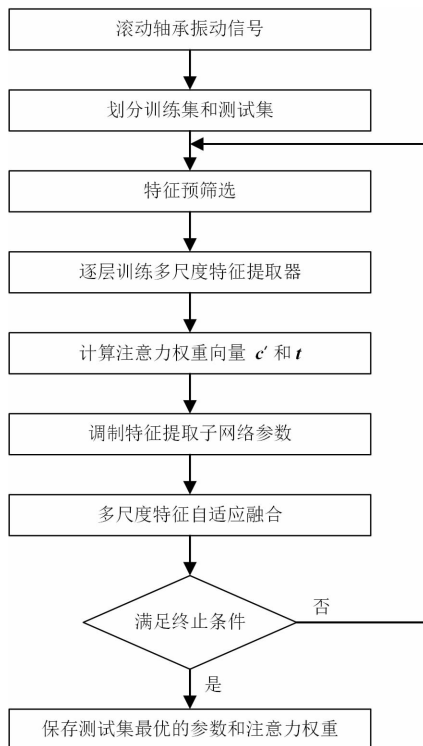


图5 MACNN 训练流程

Fig. 5 Training process of MACNN

3 实验验证与分析

为了验证本文提出的 MACNN 模型在强噪声环境下的性能及泛化能力,采用课题组自研的轴承故障模拟实验台的测试数据进行实验验证。

3.1 实验参数设置

使用 python 语言在 Keras 深度学习框架上进行编程。计算机使用 NVIDIA 3060Ti GPU 以及 16 GB 内存硬件配置。训练模型时,数据批量大小选择为 128,训练轮次为 200,学习率设置为 0.001。由于深度学习在训练样本数较少时结果较差,使用重采样的方法扩充数据集^[22]。设置重采样步长为 450,最终得到每类数据包括 540 个样本,每个样本的长度为 2 048,每类数据按照 8:1 的比例划分训练

集与测试集。为使模型尽快收敛,对所有数据进行标准化处理,即

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{11}$$

在网络参数的设置上:经过交叉验证实验对比和调整,通道注意力机制中挤压-激励网络的压缩比设置为 4;Dropout 层丢弃的概率为 0.5;多尺度

表 1 多注意力 CNN 参数

Table 1 Parameters of multi attention CNN

网络结构	核尺寸	核数	步长
特征预筛选层	64×1	32	4
池化层	2×1	32	2
多尺度卷积层 1	32×1,32×1,32×1	64,64,64	1,1,1
多尺度池化层	2×1,2×1,2×1	64,64,64	2
多注意力机制模块 1		64,64,64	
多尺度卷积层 2	3×1,5×1,9×1	64,64,64	1,1,1
多注意力机制模块 2		64,64,64	
多尺度卷积层 3	3×1,5×1,9×1	128,128,128	1,1,1
多注意力机制模块 3		128,128,128	
通道注意力机制		128	

3.2 数据集描述

轴承实验台由电机、转速传感器、径向加载组件以及待测轴承等部分组成,其实物图如图 6 所示。

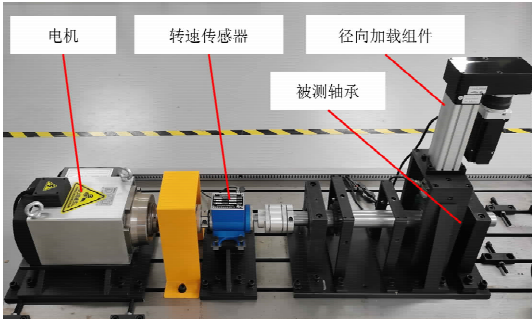


图 6 实验室轴承实验台实物

Fig. 6 Picture of Laboratory Bearing test bench

测试轴承型号为 SKF6308,包含正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障以及保持架故障共 5 种状态。其中,内圈、外圈通过激光加工出矩形缺陷,滚动体故障使用砂轮机磨削,保持架故障采用线切割。

数据采样频率为 12 kHz,采样时长为 10 s。分别在电机转速为 500、1 000、1 500、2 000 r/min 以及轴承径向负载为 0.4、0.8、1.2 kN 共 12 种工况组合下进行了数据采集。不同工况的数据样本数相同,每一个工况数据集描述如表 2 所示。其中:故障程度

CNN 中参数 k 取为 3,3 个尺度卷积核大小分别选择为 3、5、9,对应卷积通路 1、2、3,每个通路中的每个多尺度卷积层包括了 3 个内部的特征提取子网络;多注意力机制模块中,时间注意力机制根据其原理均需选择 $1\times1\times1$ 的卷积核,不再单独列出,列出的核数为通道注意力机制中挤压-激励网络的神经元数,其他参数如表 1 所示。

1、2、3 分别代表轻微、中等、严重这 3 种故障程度,0 则代表没有故障;每类数据均打上了对应的标签。

表 2 轴承实验台数据集描述

Table 2 Data set description of bearing test bench

轴承类型	故障程度	样本数	标签
正常	0	540	Normal
内圈故障	1,2,3	1 620	IR1,IR2,IR3
外圈故障	1,2,3	1 620	OR1,OR2,OR3
滚动体故障	1,2,3	1 620	B1,B2,B3
保持架故障	1,2,3	1 620	C1,C2,C3

3.3 模型训练过程分析

t -SNE 降维方法通过对数据向二维空间线性投影,可以直观展示数据的分布。以转速为 2 000 r/min、径向负载为 1.2 kN 的数据为例,对网络的训练过程进行了可视化,结果见图 7。

图 7(a)为数据输入网络前的分布,可以看出,此时 10 类数据间完全不可分。图 7(b)、(c)分别为数据通过多注意力模块 1 中卷积通路 1、融合多尺度的通道注意力机制的分布,可以看出,随着网络层次的深入,模型逐渐对不同类别的数据有了明显的分类边界。图 7(d)为网络输出层数据的分布,可以看出,此时模型不仅可以对不同类型的数据有效地

分类,且类别间的分布距离较大而类内数据距离较小。综上所述可知,可视化结果表明所提出的模型分类效果较好。

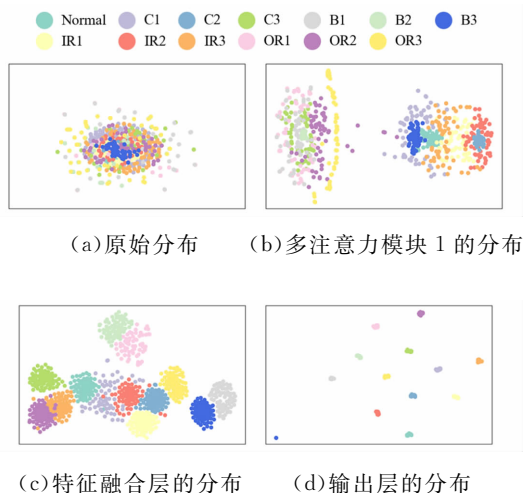


图7 模型训练过程可视化

Fig. 7 Visualization of model training process

为了分析所提出的多注意力机制权重在模型训练时的变化情况,并验证权重优化过程的有效性,展示了模型刚开始训练5轮以及最终收敛时,多注意力机制模块1卷积通路1中通道和时间注意力机制权重的分布,如图8所示。此处,网络的通道数为64,数据点数为218。

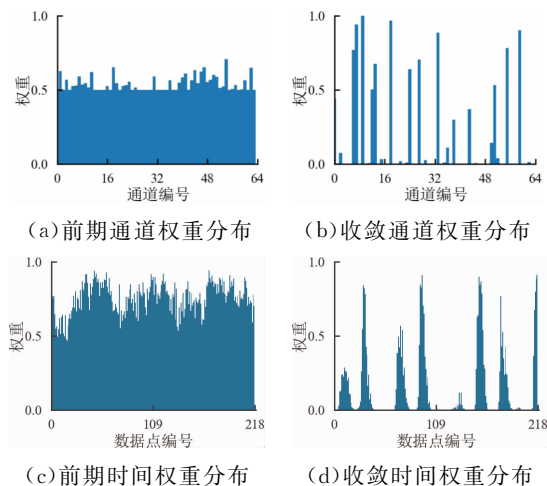


图8 训练过程中多注意力权重变化情况

Fig. 8 Changes of multi attention weights in the training process

从图8(a)可以看出,在模型刚开始训练时,各个通道的注意力权重值差距不超过0.2且集中在0.5附近;在图8(b)模型最终收敛时,通道间的权重已呈现明显的差异性分布,表明通道注意力机制已根据通道内信息的关键程度进行了参数调制。类似

地,如图8(c)、8(d)所示,时间注意力机制早期各数据点权重比较接近,而收敛时权重存在明显的周期性分布。均匀周期性分布过程表明,时间注意力机制突出了包含周期性故障特征的数据点响应,其他无关数据点赋予了低权重来降低干扰。综上所述可知,多注意力机制通过训练可以有效调整权重值,从而有效地挖掘了关键故障特征并且抑制了对故障诊断无用的干扰。

3.4 模型自适应抗噪性能分析

为考察 MACNN 自适应抗噪模型在噪声下的性能,对轴承信号添加一定的噪声来模拟实际场景。图9以滚动体轻微故障数据为例,给出了原始测试信号与添加大量随机干扰后(信号信噪比为-25 dB)的对比。可以看出,加噪后信号中的故障冲击特征被噪声完全淹没。

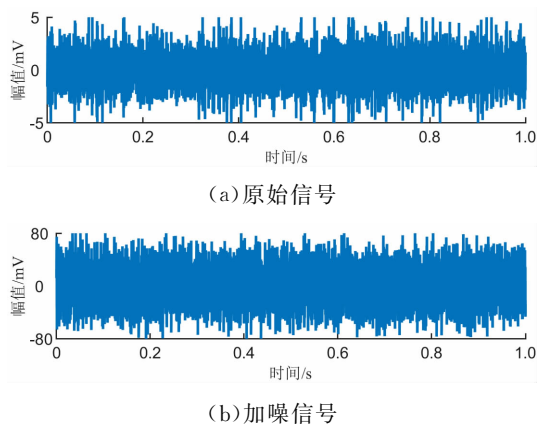


图9 轴承原始信号和加噪信号的对比

Fig. 9 Comparison of bearing original signal and noisy signal

为验证所提模型中多注意力机制对抗噪性能的提高能力,对比了无注意力机制(no attention mechanism, NAM)与多注意力机制(multi attention mechanism, MAM)两种网络结构在转速为2 000 r/min、强噪声环境(信噪比为-25 dB)下不同负载的故障诊断准确率。两种网络其他参数均一致,测试10次的实验结果如图10所示。

图10表明,多注意力机制对模型的自适应抗噪性有较好的改善,准确率平均提升12.46%。其中,在径向载荷为0.8 kN时,包含多注意力机制的模型MAM比不使用注意力机制的模型NAM的识别准确率提高了22.12%。分析结果同时表明,随着载荷的降低,两种模型的识别率都有不同程度的下降,但任意情况下MAM识别准确率都比NAM高。由此可见,添加多注意力机制的网络可有效抑制噪声干扰。分析结果验证了MACNN的性能和多注

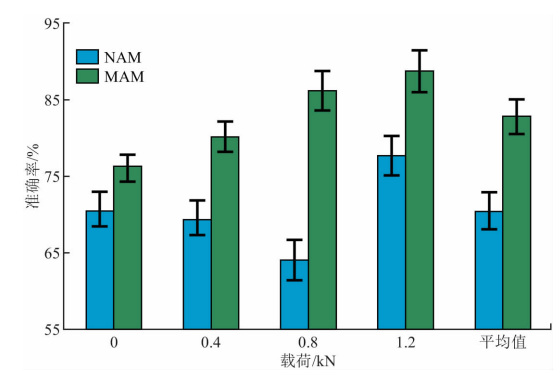


图 10 多注意力机制对模型抗噪性能的影响

Fig. 10 Effect of multi attention mechanism on anti noise performance of the model

意力机制的有效性。

3.5 不同方法性能对比分析

为对比所提方法与其他方法的自适应抗噪性能,分别以信噪比为 $-16\sim-6$ dB 的轴承振动信号为分析对象进行方法验证。实验中用于对比分析的方法包括 WDCNN^[21]、CNN-LSTM^[23]、MSCNN^[24]以及 ResNet^[25]。WDCNN 针对轴承信号特点改进了 CNN 的模型参数;CNN-LSTM 中引入了长短时记忆网络结构,更易捕捉轴承信号中的特征;MSCNN 使用了多卷积通路,有较强的特征提取能力;ResNet 建立了残差连接,可以在提取深层特征信息的同时将浅层提取的特征信息保留下来。这些方法在轴承故障识别上已取得了较好的结果,被许多后续文献引用对比,本文取这 4 种经典方法进行性能

表 3 不同转速下各方法的测试结果

Table 3 Test result of each method at different speeds

诊断方法	识别准确率/%			
	500 r · min ⁻¹	1 000 r · min ⁻¹	1 500 r · min ⁻¹	2 000 r · min ⁻¹
WDCNN	41.09±3.40	37.44±2.18	45.96±4.56	69.49±4.49
ResNet	35.00±3.21	57.25±2.12	67.05±2.05	79.43±1.99
CNN-LSTM	45.58±3.65	61.35±3.27	74.55±4.16	86.41±3.46
MSCNN	85.64±2.95	81.86±3.91	96.38±1.64	98.47±1.03
MACNN	96.35±1.86	96.16±1.80	98.53±1.09	98.78±1.09

分析结果表明,转速变化对不同方法的诊断准确率均有影响。从故障激发响应的规律看,转速越低则信号中的故障特征越微弱。此时,对比方法的诊断准确率均明显下降且不稳定,WDCNN、ResNet、CNN-LSTM、MSCNN 的准确率最大降幅分别为 28.4%、44.43%、40.83%以及 12.83%。MACNN 在 4 种不同转速下,准确率始终保持在 94%以

对比验证。4 种方法与 MACNN 的数据分析结果如图 11 所示。

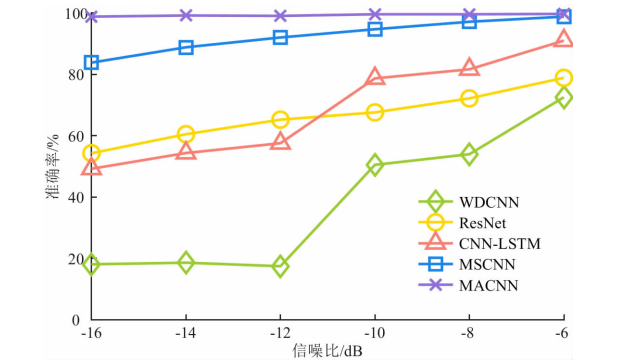


图 11 不同方法的自适应抗噪能力对比

Fig. 11 Comparison of adaptive anti noise ability of different methods

可以看出,随着噪声强度增大(信噪比降低),4 种对比方法的准确率明显下降。在信噪比为 -16 dB 时,WDCNN、MSCNN、CNN-LSTM、ResNet 的准确率分别为 18.07%、54.30%、49.23%、83.85%。MACNN 在所有噪声背景下的准确率稳定在 98.5%以上,在信噪比为最低 -16 dB 时,准确率为 98.85%,远高于对比方法。

为进一步检验各方法在不同转速下的抗噪性能及稳定性,对 4 种不同转速下(径向负载为 1.2 kN)的测试信号添加随机噪声(信号信噪比为 -10 dB)进行 10 次测试,结果如表 3 所示,表中数据形式为 10 次测试的“平均值±标准差”。

上,准确率最大下降仅为 2.62%,且多次测试的准确率波动值均小于对比方法,表明 MACNN 模型具有较好的抗噪性能和稳定性。

为考察负载变化的影响,继续在转速 2 000 r/min 下对实验轴承径向载荷分别为 0.4、0.8、1.2 kN,信噪比为 -10 dB 的数据进行分析。为便于描述,分别以 A、B、C 代表上述 3 种载荷工况,以一种

工况下的数据进行训练,其他两种工况下的数据进行测试。例如:A-B表示以0.4 kN径向载荷下的噪声数据进行训练、以0.8 kN径向载荷下的噪声数据进行测试。测试10次后的实验结果如图12所示,图中数据为10次测试的平均值。

可以看出,WDCNN、ResNet、CNN-LSTM这3种模型在负载变化时,性能均发生了明显的退化。例如,负载变化时的C-A场景与负载未变化时的C-C场景相比,3个模型的准确率分别下降至58.40%、69.24%、68.70%。MSCNN和MACNN在所有负载变化场景下比其他方法的诊断准确率都要更高,但相比MSCNN,MACNN的抗负载变化能力更好。MACNN在所有变载荷场景的准确率均保持在88%以上,最低准确率为88.21%,最高准确率可达98.50%;MSCNN在各场景下的准确率均低于所提方法5%左右。分析结果表明,MACNN在噪声环境下仍有较好的抗负载变化能力。

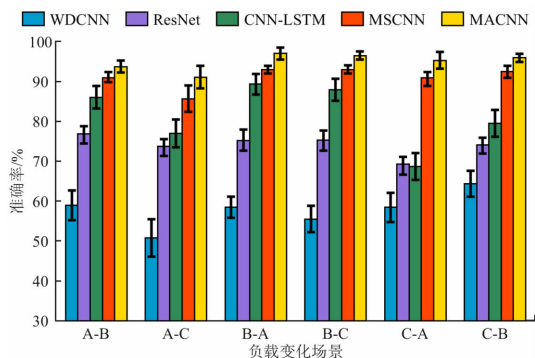


图12 不同方法抗负载变化能力的对比

Fig. 12 Comparison of anti load change ability of different methods

4 结 论

本文以融合通道注意力机制和时间注意力机制的方案改进卷积神经网络,形成了一种具备自适应抗噪能力的多注意力卷积网络模型MACNN。主要结论如下。

(1)该网络利用通道和时间的复合注意力机制,从不同角度抑制噪声及无关信号分量等干扰信息的影响,并自适应地增强故障特征的响应,优化了CNN的学习机制。实验结果表明,在强噪声背景下,多注意力机制的引入使模型的识别准确率平均提升了22.12%,所提方法有效、可行。

(2)在不同信噪比下的对比实验中,MACNN在各噪声背景下的准确率均稳定在98.5%以上,验

证了其自适应抗噪能力。

(3)跨载荷实验结果显示,MACNN的准确率均保持在88%以上,相比其他方法,其抗噪性能和稳定性更优。所提方法在跨工况条件下仍然具有更好的故障特征提取能力。

(4)由于多注意力机制的引入,计算量增加,模型训练需要更多的时间。此外,方法有效的前提是设备有大量标记数据。因此,缩短模型训练时间、降低模型训练过程对大量标记样本的依赖性后续研究的重点。

参考文献:

- [1] GEORGOULAS G, LOUATAS T, STYLIOS C D, et al. Bearing fault detection based on hybrid ensemble detector and empirical mode decomposition [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1/2): 510-525.
- [2] OJAGHI M, YAZDANDOOST N. Oil-whirl fault modeling, simulation, and detection in sleeve bearings of squirrel cage induction motors [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30(4): 1537-1545.
- [3] WANG Ziwei, ZHANG Qinghua, XIONG Jianbin, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing using wavelet packet denoising and random forests [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(17): 5581-5588.
- [4] YAN Tao, LEI Yaguo, WANG Biao, et al. Joint maintenance and spare parts inventory optimization for multi-unit systems considering imperfect maintenance actions [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 202: 106994.
- [5] 金国强. 基于深度学习的复杂工况下端到端的滚动轴承故障诊断算法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
- [6] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
- [7] HE Miao, HE D. Deep learning based approach for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3): 3057-3065.
- [8] JIA Feng, LEI Yaguo, LU Na, et al. Deep normalized convolutional neural network for imbalanced fault classification of machinery and its understanding via visualization [J]. Mechanical Systems and Signal Process-

- ing, 2018, 110: 349-367.
- [9] ABDELJABER O, AVCI O, KIRANYAZ S, et al. Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 388: 154-170.
- [10] 周奇才, 刘星辰, 赵炯, 等. 旋转机械一维深度卷积神经网络故障诊断研究 [J]. *振动与冲击*, 2018, 37(23): 31-37.
- ZHOU Qicai, LIU Xingchen, ZHAO Jiong, et al. Fault diagnosis for rotating machinery based on 1D depth convolutional neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(23): 31-37.
- [11] ZHANG Wei, LI Xiang, DING Qian. Deep residual learning-based fault diagnosis method for rotating machinery [J]. *ISA Transactions*, 2019, 95: 295-305.
- [12] 董绍江, 裴雪武, 吴文亮, 等. 基于多层降噪技术及改进卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57(1): 148-156.
- DONG Shaojiang, PEI Xuewu, WU Wenliang, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on multi-layer noise reduction technology and improved convolutional neural network [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(1): 148-156.
- [13] 张弘斌, 袁奇, 赵柄锡, 等. 采用多通道样本和深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法 [J]. *西安交通大学学报*, 2020, 54(8): 58-66.
- ZHANG Hongbin, YUAN Qi, ZHAO Bingxi, et al. Bearing fault diagnosis with multi-channel sample and deep convolutional neural network [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2020, 54(8): 58-66.
- [14] 朱浩, 宁芊, 雷印杰, 等. 基于注意力机制-Inception-CNN 模型的滚动轴承故障分类 [J]. *振动与冲击*, 2020, 39(19): 84-93.
- ZHU Hao, NING Qian, LEI Yinjie, et al. Fault classification of rolling bearing based on attention mechanism-inception-CNN model [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(19): 84-93.
- [15] WANG Zhijian, HE Xinxin, YANG Bin, et al. Sub-domain adaptation transfer learning network for fault diagnosis of roller bearings [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(8): 8430-8439.
- [16] WANG Biao, LEI Yaguo, LI Naipeng, et al. Multi-scale convolutional attention network for predicting remaining useful life of machinery [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(8): 7496-7504.
- [17] 吕阳, 廖与禾, 王报祥, 等. 基于 VMD 和 CNN 的滚动轴承故障定量诊断方法 [J]. *中国科技论文*, 2020, 15(7): 735-742.
- LÜ Yang, LIAO Yuhe, WANG Baoxiang, et al. Quantitative diagnosis method for rolling bearing faults based on VMD and CNN [J]. *China Sciencepaper*, 2020, 15(7): 735-742.
- [18] 刘威. 基于动态随机卷积神经网络的手写数字识别方法 [D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- [19] WANG Huan, LIU Zhiliang, PENG Dandan, et al. Understanding and learning discriminant features based on multiattention 1DCNN for wheelset bearing fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(9): 5735-5745.
- [20] PENG Dandan, LIU Zhiliang, WANG Huan, et al. A novel deeper one-dimensional CNN with residual learning for fault diagnosis of wheelset bearings in high-speed trains [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 10278-10293.
- [21] ZHANG Wei, PENG Gaoliang, LI Chuanhao, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals [J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 425.
- [22] 张西宁, 余迪, 刘书语. 基于迁移学习的小样本轴承故障诊断方法研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(10): 30-37.
- ZHANG Xining, YU Di, LIU Shuyu. Fault diagnosis method for small sample bearing based on transfer learning [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(10): 30-37.
- [23] PAN Honghu, HE Xingxi, TANG Sai, et al. An improved bearing fault diagnosis method using one-dimensional CNN and LSTM [J]. *Strojniški Vestnik-Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 64(7/8): 443-452.
- [24] HUANG Wenyi, CHENG Junsheng, YANG Yu, et al. An improved deep convolutional neural network with multi-scale information for bearing fault diagnosis [J]. *Neurocomputing*, 2019, 359: 77-92.
- [25] 赵敬娇, 赵志宏, 杨绍普. 基于残差连接和 1D-CNN 的滚动轴承故障诊断研究 [J]. *振动与冲击*, 2021, 40(10): 1-6.
- ZHAO Jingjiao, ZHAO Zhihong, YANG Shaopu. Rolling bearing fault diagnosis based on residual connection and 1D-CNN [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(10): 1-6.

(编辑 陶晴 杜秀杰)