

基于卷积门控循环网络的滚动轴承故障诊断

杨 平, 苏燕辰
(西南交通大学 机械工程学院, 成都 610031)

摘 要: 针对许多基于深度学习的滚动轴承故障诊断方法在小样本数据集下诊断性能下降的问题,提出一种基于卷积门控循环神经网络的轴承故障诊断模型。该模型使用两层的卷积网络来从输入信号中提取特征,同时使用 tanh 函数作为激活函数,且池化层使用大池化核来进行重叠下采样。将所提取得到的高层特征连接到双向门控循环网络。合并循环网络正向和逆向的最后一个状态,并连接一层全连接层进行输出。选用凯斯西储大学的轴承故障数据集来验证模型在小样本数据集下的诊断性能,实验结果表明,相比于其他类型的模型,该模型在仅有 20 个训练样本的情况下依然保持 97% 的识别准确率。

关 键 词: 滚动轴承; 故障诊断; 卷积网络; 门控循环单元; 重叠池化

中图分类号: V240.2; TP206.3; TH133.3 **文献标志码:** A

Fault diagnosis of rolling bearing based on convolution gated recurrent network

YANG Ping, SU Yanchen
(School of Mechanical Engineering,
Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In view of the phenomenon of the degraded diagnostic performance of many rolling bearing fault diagnosis methods based on deep learning under the small sample data set, a bearing fault diagnosis model based on convolution gated recurrent neural network was proposed. This model used a two-layer convolution network to extract features from the input signal, using the tanh function as the activation function, and the pooling layer used the large pooled kernel for overlapping downsampling. The extracted high-level features were connected to the bidirectional gated recurrent network. The last states of the forward and reverse directions of the recurrent network were combined, and a layer of fully connected layers was connected for output. The bearing fault data set of Case Western Reserve University was used to verify the diagnostic performance of the model under the small sample data set. The experimental results showed that the model still maintained 97% accuracy with only 20 training samples compared with other types of models.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; convolution network; gated recurrent unit; overlapping pooling

在许多各式各样的现代化机械设备中,大部分都含有一个或多个轴承零部件。轴承发生故障时,会导致整个机械设备无法正常工作。因此,在设备的运行过程中,需要监测轴承的运行状态,避

免因其故障而造成损失。

目前,检测轴承故障的方法主要有振动诊断法^[1]、声学诊断法^[2]、温度诊断法^[3],以及油样诊断法^[4]等。由于振动诊断法有适用轴承类型广、能够诊断早期故障等优点而得到广泛的应用。因此,一些学者提出许多基于振动信号的滚动轴承故障特征提取方法。例如,小波变换^[5]、经验模态分解^[6]、希尔伯特-黄变换^[7]等。然而,这些方法均不能批量处理数据,无法满足大数据批量处理的要求。为解决这一问题,一些学者提出将从振动信号里所提取的特征用支持向量机^[8]、贝叶斯分类器^[9]、聚类^[10]、人工神经网络^[11]等分类器来进行分类,从而可以批量处理数据。但这种方法的诊断性能极度依赖于人工提取特征的优劣。且不同类型的轴承、不同的故障也需要不同的特征提取方法。因此,这种方法在通用性方面有一定的局限性。

深度学习由 Hinton 等在 2006 年首次提出^[12],并在许多领域取得巨大的成功。与传统的诊断方法所不同的是深度学习可以自行提取故障特征,从而免去人工提取轴承故障特征的操作。于是一些学者尝试将深度学习应用于轴承故障诊断领域。例如,深度自编码器网络^[13]、卷积自编码器^[14]、深度置信网络^[15]、卷积神经网络^[16]等,并且也取得了巨大的成功。例如,有许多学者运用深度学习方法在凯斯西储滚动轴承故障数据集上取得了 99% 以上的超高识别准确率^[17-19]。

深度学习方法虽然避免了人工设计特征,而且识别准确率也有了大幅的提升,但是其依赖于大量含标签的数据用于模型的训练,而数据的标注需要依赖人进行手工标注,这会导致人力成本的增加。此外,与图像数据等数据不同,轴承的振动数据需要使用专用的加速度传感器进行采集,这会导致物力成本的增加。此外,目前许多基于深度学习的轴承故障诊断方法在自适应提取特征时均未考虑轴承振动信号的时序相关特征,也即是未考虑振动信号每个时刻之间隐含的相关关系。然而,轴承的振动信号是一种一维的时间序列信号,忽略数据点之间的时间关系会丢失许多重要的信息,导致其在小样本的训练数据下,无法提取充足的特征,从而导致其诊断性能下降。

循环神经网络是深度学习的经典算法之一。与其他类型的神经网络不同,循环神经网络考虑的是神经层内部神经元之间的关系,因此其可以

提取输入数据的时序特征,但其无法保留长期的记忆,而且模型容易出现梯度消失。因此,为解决这些问题,Cho 等^[20]于 2014 年提出了门控循环神经网络,改善了循环神经网络的诸多不足。近年来也在语音识别和自然语言处理等领域得到广泛的应用。因此,为了使模型能够在小样本数据集下也能拥有优越的诊断性能,本文提出一种基于卷积门控循环网络的滚动轴承故障诊断方法。该模型使用两层的卷积网络对原始振动信号进行特征提取,然后连接到双向门控循环神经网络,然后将门控循环神经网络的输出连接一层全连接层以输出分类结果。

1 基础理论

1.1 卷积网络

卷积神经网络因其具有特征提取能力强、参数量小等优点而被广泛运用于计算机视觉、自然语言处理、语音处理等领域中,其每层主要由卷积运算、激活运算、池化运算组成。

1.1.1 卷积层

一维卷积神经网络的卷积计算过程如图 1 所示。

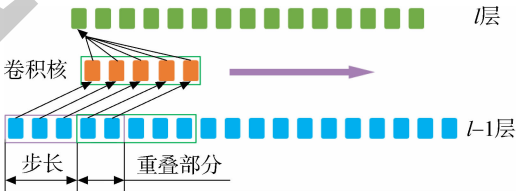


图 1 卷积网络结构

Fig. 1 Convolutional network structure

在前馈运算时,卷积运算使用卷积核与输入数据相应位置的对应元素相乘,并按一定的步长扫描完整个输入数据。记 S_j^l 表示第 l 层的第 j 个通道的卷积运算结果, S_i^{l-1} 表示来自第 $l-1$ 层的第 i 个通道的输入, W_{ij}^l 为卷积核权值, b_j^l 为偏差; $*$ 代表卷积操作。则卷积运算可表达为式(1)

$$S_j^l = \sum_i S_i^{l-1} * W_{ij}^l + b_j^l \tag{1}$$

1.1.2 激活层

将卷积运算所得到的特征层输入激活函数进行运算,以此来使模型拥有非线性拟合能力。记 S_j^a 表示第 l 层中激活操作的运算结果,其激活运算公式如式(2)所示

$$S_j^a = \phi(S_j^c) \tag{2}$$

式中 $\phi(\cdot)$ 表示激活函数,常用的激活函数主要有 sigmoid 函数、tanh 函数、relu 函数,其表达分别为式(3)、式(4)、式(5),三者的函数图如图 2 所示。

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{3}$$

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \tag{4}$$

$$\text{relu}(x) = \max(0, x) \tag{5}$$

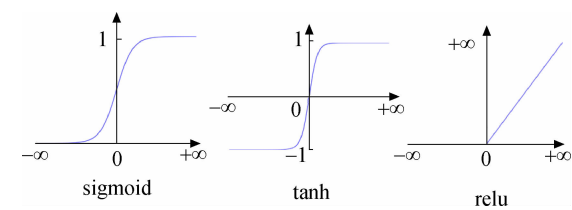


图 2 激活函数
Fig. 2 Activation function

1.1.3 池化层

为了对数进行降维,使用池化运算。在前馈运算时,仅保留特征最大的值。池化过程与图 1 所示的卷积过程类似。其可以看作是用一个特殊的卷积核进行卷积过程,这个特殊的卷积核的作用是仅保留最大的特征值。记 S_j^l 为池化运算结果, $S_j^{l_s}(n_1)$ 表示向量 S_j^l 的第 n_1 个数值, d 为池化核尺寸, u 表示池化步数, $(u-1)d$ 为池化区域的开始位置,其表达式如式(6)所示

$$S_j^l = \max_{(u-1)d+1 \leq n_1 \leq nd} (S_j^l(n_1)) \tag{6}$$

1.2 门控循环单元

相比于传统的循环神经网络,门控循环单元使用更新门、重置门等运算来更好地提取输入时序数据中的长期依赖关系,减少梯度消失的问题。其运算结构图如图 3 所示。运算过程可以分为四个部分。

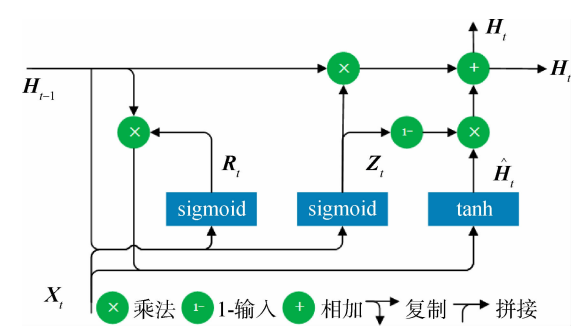


图 3 门控循环单元
Fig. 3 Gated recurrent unit

1.2.1 更新门

更新门的作用是将该时刻和之前时刻的数据传送到下一个时刻,这可以避免模型在反向传播过程中防止梯度消失,其计算公式如式(7)

$$Z_t = \sigma(X_t W_{xz} + H_{t-1} W_{hz} + b_z) \tag{7}$$

其中 Z_t 为更新门的运算输出, H_{t-1} 为上一时刻的状态输出, X_t 为 t 时刻的输入数据, W_{xz} 、 W_{hz} 、 b_z 为更新门运算的权重参数, $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 函数。

1.2.2 重置门

重置门可以使模型有选择的遗忘掉一些过去不重要的信息,其表达式为式(8)

$$R_t = \sigma(X_t W_{xr} + H_{t-1} W_{hr} + b_r) \tag{8}$$

式中 R_t 为重置门的运算输出, W_{xr} 、 W_{hr} 、 b_r 为重置门运算的权重参数。

1.2.3 候选隐含状态运算

候选隐含状态的输出 $\hat{H}_t$ 可由式(9)进行计算,其中 W_{xh} 、 W_{hh} 、 b_h 为重置门运算的权重参数, $\odot$ 表示 Hadamard 乘积。

$$\hat{H}_t = \tanh[X_t W_{xh} + (R_t \odot H_{t-1}) W_{hh} + b_h] \tag{9}$$

1.2.4 隐含状态运算

隐含状态为一个门控循环单元的最终输出状态,其计算公式为式(10)。使用 $1 - Z_t$ 与候选隐含状态进行 Hadamard 运算得到该单元要保留的信息, 1 表示形状与 Z_t 相同且值全为 1 的向量。使用更新门激活结果 Z_t 与上一时刻的输出 H_{t-1} 进行 Hadamard 运算得到之前时刻输入数据要保留的信息,两者相加得到最终的输出结果。

$$H_t = Z_t \odot H_{t-1} + (1 - Z_t) \odot \hat{H}_t \tag{10}$$

2 故障诊断模型

2.1 模型的前馈网络结构

虽然目前许多能够自适应提取特征的深度学习方法早已应用到滚动轴承故障诊断领域,但是这些方法未能提取振动信号的时序特征,需要大量的含标签数据进行训练才能学习到轴承的故障信息。因此本文提出一种基于卷积门控循环网络的小样本故障诊断方法(small sample fault diagnosis model, SSFDM)。该模型的前馈网络结构如图 4 所示,其中 GRU(gated recurrent unit)表示门控循环单元。

该模型主要由两层的卷积神经网络和双向的门控循环网络构成,与其他基于卷积神经网络的

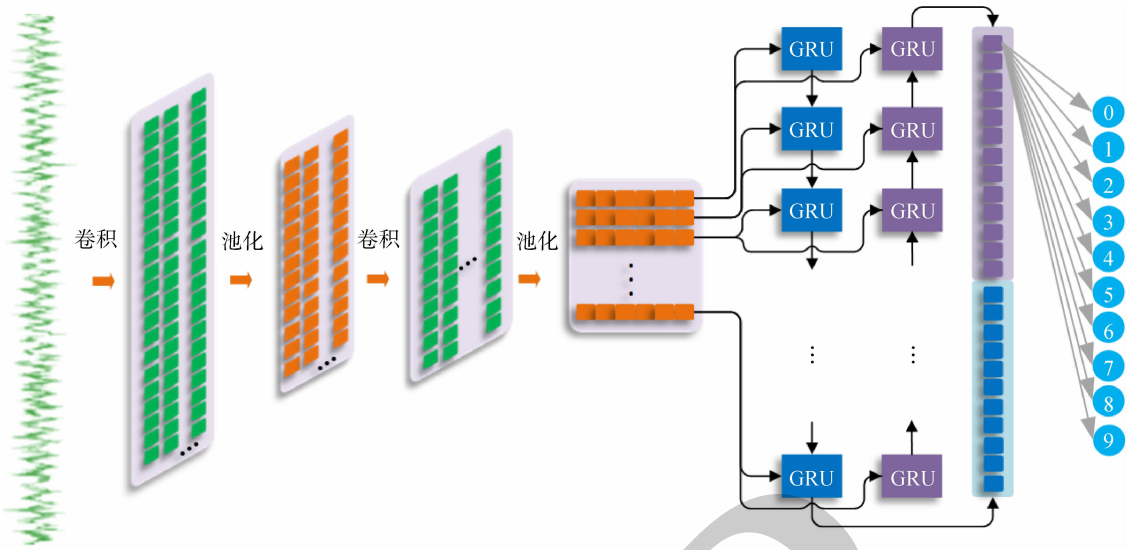


图 4 卷积门控循环网络结构

Fig. 4 Convolution gated recurrent network architecture

故障诊断方法不同。在本文的卷积网络中,没有使用常用的 relu 函数作为激活函数,而选用了不常用的 $\tanh$ 函数。从图 2 可以看出,相比于 relu 函数, $\tanh$ 函数可以将输入数据置于 $[-1, 1]$ 区间内,这意味着模型在使用卷积网络提取特征时可以更好地保留轴承振动信号的摆动特性。除此之外,卷积网络中的池化层使用了重叠下采样的方法,即使用的池化核尺寸要大于池化步长,以此来将显著的特征得到更好的保留。

2.2 模型的前馈运算过程

在前馈网络运算过程中,卷积网络从形状为 2048×1 的大尺寸单通道的一维时序振动信号中进行特征的提取,经过两层的卷积层和两层的池化层之后,得到一个形状为 8×48 的小尺寸多通道高层特征。将特征层拆分成 8 个向量,向量的长度为原来特征层的通道数,即 1×48 。每个向量表示输入数据某一小段时刻的特征,然后将其送入双向门控循环网络。取门控循环神经网络的最后一个状态作为输出,并将正向的循环神经网络输出结果与逆向的循环神经网络输出结果进行合并,得到形状为 1×128 的输出向量。最后连接一层全连接层,再经过 softmax 运算之后得到最终的输出结果,也即是每个故障类型的输出概率值, softmax 的计算公式如式(11)所示,其中 $p^{(k)}$ 为第 k 类故障的预测概率值, o_k 为模型最后一层全连接层第 k 个数的值。

$$p^{(k)} = \frac{e^{o_k}}{\sum_k e^{o_k}} \quad (11)$$

2.3 模型的优化

用于训练模型的损失函数选用交叉熵损失函数,其表达式如式(12)所示。其中 L 表示损失函数值, N 表示输出的故障类别总数, $y^{(k)}$ 表示第 k 个类别的标签。

$$L = \sum_k^N y^{(k)} \log_2 p^{(k)} + (1 - y^{(k)}) \log_2 (1 - p^{(k)}) \quad (12)$$

为了防止模型过拟合,在训练过程中,对模型两处使用 dropout 正则化操作:第一处是输入数据;第二处双向门控循环网络的输出。dropout 的失活率均设置为常用值 0.3,即在训练过程中对 30% 的数据进行随机地置 0。为了使模型在训练时能够更快地收敛,训练算法选用 Adam 优化算法对模型进行优化。模型的优化过程如下:

Input: 学习率 ϵ , 权重初始化 θ , 用数值稳定的小数 δ , 衰减率 ρ_1, ρ_2 。

While 未达到停止条件 do:

从训练数据集中抽取 m 个样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 和对应的标签 $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$

更新时间步数: $t \leftarrow t + 1$

计算梯度: $g \leftarrow \nabla_{\theta} \sum L(f(x_i, \theta), y_i) / m$

更新 1 阶矩估计: $s \leftarrow \rho_1 s + (1 - \rho_1) g$

更新 2 阶矩估计: $r \leftarrow \rho_2 r + (1 - \rho_2) g \odot g$

修正 1 阶矩偏差: $s' \leftarrow s / (1 - \rho_1^t)$

修正 2 阶矩偏差: $r' \leftarrow r / (1 - \rho_2^t)$

权重更新: $\theta \leftarrow \theta - \epsilon s' / (\sqrt{r'} + \delta)$

End while

3 实验分析

3.1 实验数据

为了验证本文所提出 SSFDM 模型的可行性及其故障诊断性能,选用凯斯西储大学的公开滚动轴承故障数据来进行验证。实验总共选用了 735、1470、2205 W 共 3 种电动机输出功率下对应的载荷实验数据,并分别标记为数据集 A、数据集 B、数据集 C。每种载荷下由 1 类正常信号和 9 类故障信号共 10 类组成,对应所设计模型输出的 10 个概率值。故障类型为滚动轴承的内圈故障,滚动体故障、外圈故障的 3 种。

3.2 模型参数设置

在本文所提出的 SSFDM 模型中,门控循环单元的个数主要由卷积网络所提取到的特征层决定。因此,模型的关键结构参数主要是卷积核的大小和池化核的大小。从文献[21]的实验结果可以看出,大卷积核可以有效提取特征,而且可以提高模型的泛化性。因此 SSFDM 的两层卷积层都直接选用了大尺寸的卷积核。为了探索池化核尺寸对模型的影响,将模型除池化层以外的其他参数固定。池化层的步长都设置为 2,实验数据集

选用数据集 A。训练样本为 20 个,测试样本为 1000 个。训练所使用到的学习率参数设置为 0.001,小批量样本数设为 16。在不同池化核尺寸参数下,SSFDM 的识别准确率如表 1 所示。

表 1 不同池化核尺寸下的 SSFDM 识别准确率
Table 1 SSFDM accuracy of different pooling kernel sizes %

池化层 2 的 池化核尺寸	池化层 1 的池化核尺寸				
	2	3	4	5	6
2	75.8	92.4	96.2	97.5	96.6
3	76.5	92.0	95.3	97.7	96.2
4	77.3	94.5	96.6	96.3	96.2

由表 1 可知,当两层池化层的池化核尺寸均为 2 时,此时没有进行重叠下采样。此时模型的识别准确仅为 75.8%。当增大池化核尺寸时,模型的识别准确得到显著的提高。因此,将模型的最终参数设置为如表 2 所示。在下文的实验中,训练所使用到的学习率参数均设置为 0.001,小批量样本数设为 16,迭代次数为 4 000。每种工况下共进行 10 次实验,然后求其平均值。

表 2 SSFDM 结构参数
Table 2 Architecture parameter of SSFDM

序号	层类型	核尺寸	步长	核个数	输出尺寸	填充
1	卷积层 1	125×1	16	32×1	128×32	是
2	池化层 1	5×1	2	32×1	64×32	否
3	卷积层 2	15×1	4	48×1	16×48	是
4	池化层 2	3×1	2	48×1	8×48	否
5	门控循环单元	64×2	1	8×1	8×128	否
6	全连接层	10	1	1×1	1×10	否

3.3 实验结果分析

3.3.1 对比算法描述

为了验证本文所提出算法的有效性,在下文的实验中,将会和以下算法进行对比。

1) C-BiGRU(convolution-bidirectional gated recurrent unit):该算法将 SSFDM 的卷积网络中的激活函数由 tanh 替换为 relu。且池化层不使用重叠下采样。

2) CNN(convolution neural network):该算法将 C-BiGRU 中的门控循环单元替换为一层全

连接层。

3) DNN(deep neural network):该算法使用两层隐层,神经元数分别设置为 512、128。激活函数为 relu 函数。

4) SVM(support vector machines):使用归一化后的频域信息作为特征,然后使用支持向量机作为分类器进行分类。

3.3.2 小样本实验结果

为了验证该模型在小样本数据集上的识别性能,该实验选用文中第 3.1 节所述的数据集 A 进

行实验,且测试数据集为 1000 个。图 5 显示在不同训练样本下,模型的诊断性能结果。

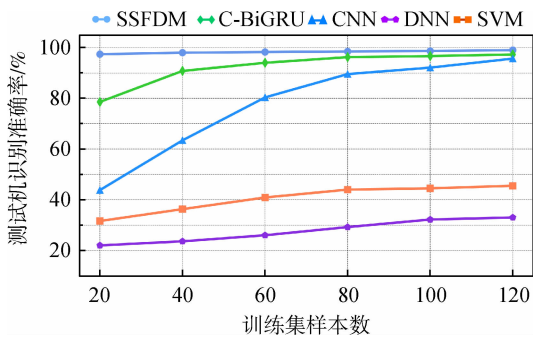


图 5 不同训练样本下模型的诊断结果
Fig. 5 Diagnostic results of models with different training samples

由图 5 可知,训练样本数为 20 时,也即用于训练的每类故障数据仅有 2 个样本时,DNN 和 SVM 的识别准确率不到 35%,CNN 不到 50%。而将 CNN 的全连接层替换为门控循环网络的 C-BiGRU 模型在训练样本数较少的情况下得到大幅度提升,当训练样本数为 20 时,其识别准确率接近 80%。这说明了使用门控循环网络可以提取时序特征,使模型在少量训练样本下也能提取出丰富的特征,以至于模型较少的训练数据下保存较好的性能。而把 C-BiGRU 中的激活函数由 relu 函数改为 tanh 以及在池化层使用重叠下采样之后,也即是本文所提出的模型 SSFDM,模型的诊断性能得到进一步提升。在每类故障的训练样本仅有 2 个样本时,其准确率超过 95%。相比 C-BiGRU 提升 18.8%,提升效果明显。这也说明了,使用 tanh 函数作为卷积层的激活函数可以更好的提取振动信号的特征。

3.3.3 模型的泛化性能分析

在一些高速旋转的轴承零部件中,当其所承

受的载荷发生改变时,其转速会因此而发生改变。在采样频率不变的情况下,通过加速度传感器采集到的振动信号可能也会发生改变。因此,为了检测本文所提出模型在小样本数据的训练下所学习到的模型在载荷变换下的诊断能力,用载荷不同于训练数据的数据集来进行测试,训练的数据样本为 50,也即是每类故障数据仅包含 5 个样本,测试数据为 1000。测试结果如图 6 所示,图中 AVG 表示 6 个实验结果的平均值。图中的 $A \rightarrow B$ 表示用数据集 A 进行训练,用数据集 B 进行测试,其他类推。

从图 6 中可以明显的看出 SSFDM 优于其他算法,且平均识别准确率超过 90%。这也说明,该方法在小样本数据集的训练下,依然拥有良好的泛化性能。

3.3.4 模型结果可视化

为了直观地看出模型分类结果的优劣,对模型特征提取情况进可视化。由表 2 可知,模型最终提取的特征形状为 8×128 的向量,即是一个长度为 1024 的高维向量,需将其降维到二维或三维才能进行可视化,这里使用由 Hinton 等于 2008 年提出的 t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding) 方法^[22]来进行降维。其通过仿射变换将数据映射到概率分布上,在将高维数据变为低维数据时,通过保持两者概率分布一致来达到降维目的。SSFDM 的可视化结果如图 7 所示,图中每种颜色表示一类故障数据,且形状为五角星的数据点为训练数据。由图 7 可知,在每类数据只有 2 个的情况下,SSFDM 基本可以将 10 个类别分开,而其他深度学习模型则基本无法分开。

3.4 圆锥滚子轴承故障数据实验

为了验证 SSFDM 模型在其他轴承数据集的

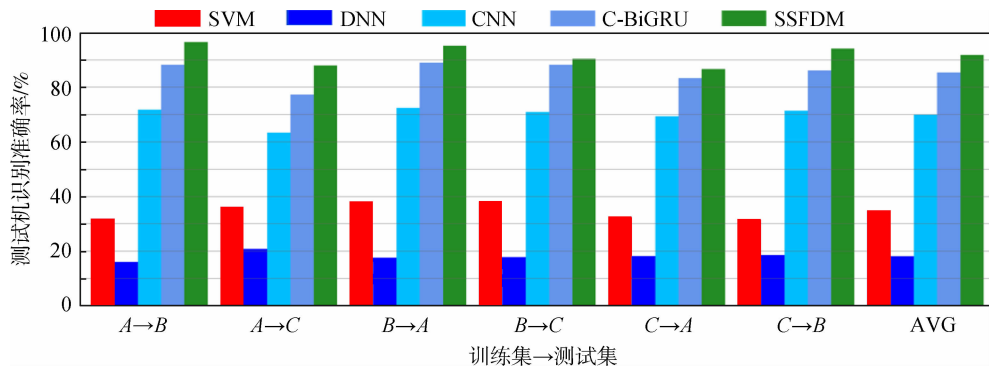


图 6 不同算法泛化性能对比
Fig. 6 Comparison of generalization performance of different algorithms

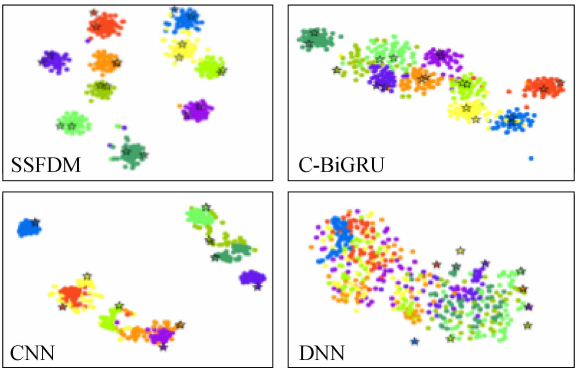


图 7 不同算法最后一层降维可视化结果

Fig. 7 Last layer of dimensionality reduction visualization results of different algorithms

有效性,使用齿轮箱轴承故障数据进行验证。数据采集装置如图 8 所示,齿轮箱所使用的轴承为圆锥滚子轴承。在齿轮箱驱动轴的轴承上设置人工故障,故障类型如表 3 所示。在驱动轴的外部放置 4 个振动传感器,放置位置如图 8 所示。实验采集频率为 10 Hz,转速为 3 195 r/min。

本文选取图 8 中最顶部的振动传感器所测得的垂向振动信号来进行实验。由于这里只有 4 类数据,因此要把 SSFDM 的最后一层全连接层改为 4,其他参数与表 2 一致。测试样本为 340 个,实验结果如图 9 所示。

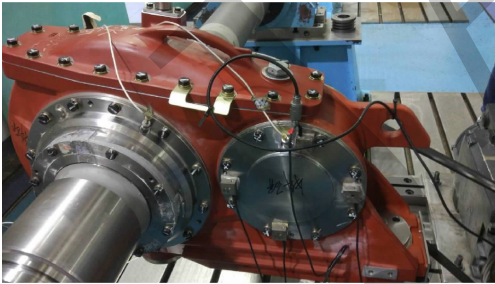


图 8 齿轮箱数据采集装置

Fig. 8 Gear box data acquisition device

表 3 圆锥滚子轴承故障类型

Table 3 Tapered rolling bearing fault type		
编号	轴承故障类型	轴承故障描述
1	保持架故障	划伤
2	滚柱故障	划伤
3	保持架、滚柱故障	划伤
4	无故障	无划伤

从图 9 可以看出,当训练样本大于 8 个时,SSFDM 模型的识别准确率接近 90%。虽然整体

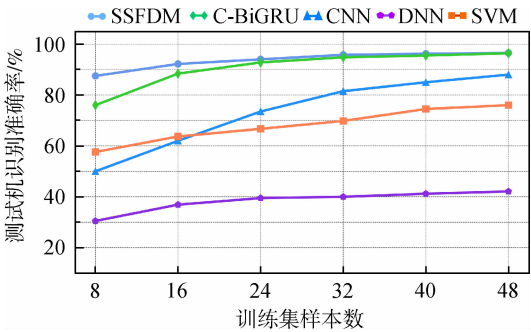


图 9 在圆锥滚子轴承故障数据中不同训练样本下模型的诊断结果

Fig. 9 Diagnostic results of models under different training samples in tapered rolling bearing fault data

略低于使用凯斯西储大学的轴承数据进行实验的结果,但依然领先于其他模型。同样保持了良好的诊断性能,具有一定的通用性。

4 结 论

本文的工作主要是探索了一种基于卷积门控循环神经网络的滚动轴承故障诊断方法。该方法使用卷积网络来从振动信号中提取特征,并将所提取的特征送入门控循环网络进一步提取振动信号的时序特征。此外,该模型使用了 tanh 函数作为损失函数来保证不丢失振动信号的特性以及在池化层使用了重叠下采样方法来保证显著特征得到更好的保留。通过实验结果可知,该模型能够在小样本数据集中,依然保持较高的诊断性能,也保持良好的泛化性能。因此,该模型具有一定的工程意义。

参考文献:

[1] MEDOUED A, MORDJAOUI M, SOUFI Y, et al. Induction machine bearing fault diagnosis based on the axial vibration analytic signal[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2016, 41(29): 12688-12695.

[2] JENA D P, PANIGRAHI S N. Automatic gear and bearing fault localization using vibration and acoustic signals[J]. Applied Acoustics, 2015, 98: 20-33.

[3] JANSSEN O, SCHULZ R, SLAVKOVIKJ V, et al. Thermal image based fault diagnosis for rotating machinery[J]. Infrared Physics and Technology, 2015, 73: 78-87.

[4] 刘仁德, 陶德华, 胡申辉, 等. 油液分析技术在振动筛故障诊断中的应用[J]. 润滑与密封, 2003(2): 66-68.

LIU Rende, TAO Dehua, HU Shenhui, et al. Application of oil analysis in the failure diagnosis of vibrating sizer[J]. Lubrication Engineering, 2003(2): 66-68. (in Chinese)

[5] JIANG Y, ZHU H, LI Z. A new compound faults detection

method for rolling bearings based on empirical wavelet transform and chaotic oscillator[J]. *Chaos Solitons and Fractals*,2016,89:8-19.

[6] 向丹,岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. *航空动力学报*,2015,30(5):1149-1155.

XIANG Dan,CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. *Journal of Aerospace Power*,2015,30(5):1149-1155. (in Chinese)

[7] 马风雷,陈小帅,周小龙. 改进希尔伯特-黄变换的滚动轴承故障诊断[J]. *机械设计与制造*,2018(5):75-78.

MA Fenglei,CHEN Xiaoshuai,ZHOU Xiaolong. Rolling bearing fault diagnosis based on improved hilbert-huang transform[J]. *Machinery Design and Manufacture*,2018(5):75-78. (in Chinese)

[8] 胥永刚,孟志鹏,陆明. 基于双树复小波包变换和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *航空动力学报*,2014,29(1):67-73.

XU Yougang,MENG Zhipeng,LU Ming. Fault diagnosis method of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform and SVM[J]. *Journal of Aerospace Power*,2014,29(1):67-73. (in Chinese)

[9] MURALIDHARAN V,SUGUMARAN V. A comparative study of Naive Bayes classifier and Bayes net classifier for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using wavelet analysis[J]. *Applied Soft Computing Journal*,2012,12(8):2023-2029.

[10] 向玲,郭鹏飞,高楠,张力佳. 基于 IITD 和 FCM 聚类的滚动轴承故障诊断[J]. *航空动力学报*,2018,33(10):2553-2560.

XIANG Ling,GUO Pengfei,GAO Nan,et al. Rolling bearing fault diagnosis based on IITD and FCM clustering. [J]. *Journal of Aerospace Power*,2018,33(10):2553-2560. (in Chinese)

[11] ZAREI J,TAJEDDINI M A,KARIMI H R. Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter[J]. *Mechatronics*,2014,24(2):151-157.

[12] HINTON G,OSINDERO S,TEH Y. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*,2006,18(7):1527-1554.

[13] SUN W J,SHAO S Y,ZHAO R,et al. A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification[J]. *Measurement*,2016,89:171-178.

[14] 张西宁,向宙,唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *西安交通大学学报*,2018,52(7):1-8,59.

ZHANG Xining,XIANG Zhou,TANG Chunhua. A deep convolutional auto-encoding network and its application in fault diagnosis[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*,2018,52(7):1-8,59. (in Chinese)

[15] GAN M,WANG C,ZHU C. Construction of hierarchical diagnosis network based on deep learning and its application in the fault pattern recognition of rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*,2016,72-73:92-104.

[16] LONG W,LI X,LIANG G,et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*,2018,65(7):5990-5998.

[17] ZHANG W,LI C,PENG G,et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*,2017,100:439-453.

[18] LI S,LIU G,TANG X,et al. An ensemble deep convolutional neural network model with improved D-S evidence fusion for bearing fault diagnosis[J]. *Sensors*,2017,17(8):1729-1750.

[19] 余博,田福庆,梁伟阁. 基于深度卷积变分自编码网络的故障诊断方法[J]. *仪器仪表学报*,2018,39(10):27-35.

SHE Bo,TIAN Fuqing,LIANG Weige. Fault diagnosis based on a deep convolution variational autoencoder network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*,2018,39(10):27-35. (in Chinese)

[20] CHO K,VAN B,GULCEHRE C,et al. Learning phrase representations using rnn encoder-decoder for statistical machine translation[C]// *Empirical Methods in Natural Language Processing*. Doha,Qatar:ACL,2014:1724-1734.

[21] ZHANG W,PENG G,LI C,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):425-446.

[22] LAURENS V,HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. *Journal of Machine Learning Research*,2008,9:2579-2605.

(编辑:陈 越)