

DOI: 10.7652/xjtuxb201908021

随机丢弃和批标准化的深度卷积神经网络柴油机失火故障诊断

张康, 陶建峰, 覃程锦, 李卫星, 刘成良

(上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 200240, 上海)

摘要: 针对已有的柴油机失火故障诊断方法需要精细且耗时的时频特征提取过程, 且对实际含有噪声的样本诊断准确率低的问题, 提出了一种随机丢弃和批标准化的深度卷积神经网络柴油机失火故障诊断方法。在不同的转速工况下进行柴油机失火故障模拟试验, 将采集到的原始缸盖振动信号作为深度卷积神经网络的输入, 并在输入端引入随机丢弃抑制输入噪声, 通过一维卷积操作自动提取失火故障模式特征, 接着在各卷积输出层对特征信号进行批标准化处理, 以减少信号在深度卷积层内部的方差偏移, 最后基于多分类函数完成失火故障分类。不同噪声环境和方法的对比试验结果表明, 所提方法的分类准确率最高可达 100%, 同时在保证算法准确率的前提下, 其鲁棒性优于依赖时频提取特征的方法。

关键词: 失火故障诊断; 深度卷积神经网络; 噪声环境; 随机丢弃; 批标准化

中图分类号: TK428 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)08-0159-08

Diesel Engine Misfire Diagnosis with Deep Convolutional Neural Network Using Dropout and Batch Normalization

ZHANG Kang, TAO Jianfeng, QIN Chengjin, LI Weixing, LIU Chengliang

(State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The existing diesel engine misfire fault diagnosis methods require a fine and time-consuming time-frequency feature extraction process, and have low diagnostic accuracy for the actual noise-contained samples. An end-to-end intelligent diagnosis method with deep convolutional neural network using dropout and batch normalization mechanism is proposed. The simulation test of diesel engine misfire fault is conducted at different rotating speeds, and the original cylinder head vibration signals are acquired. The dropout mechanism is introduced to suppress input noise at the input end, and the features of misfire fault are automatically extracted by using one-dimensional convolution. Then the batch characteristic signals of each convolution output are normalized to reduce variance offset. Misfire fault classification is completed based on the multi-classification function. According to the comparative experiment results of different noise environments and evaluation methods, the maximum classification accuracy of the proposed method is up to 100%, and the robustness is better than the methods depending on feature extraction.

Keywords: misfire diagnosis; deep convolutional neural network; noise environment; dropout; batch normalization

失火故障是多缸柴油机常见故障之一,严重影响柴油机动力输出性和运行安全性,导致柴油机加速无力、油耗增加和污染物排放等问题,因此对柴油机失火故障进行准确诊断具有重要的现实意义。

目前,国内外研究学者主要从信号处理、统计分析的角度提取发动机失火故障特征,诊断故障类型。Vong 等提出了基于小波包提取特征,结合多分类支持向量机(SVM)的发动机故障分类评估方法^[1]。Liu 等基于神经网络模型,采集发动机实际运行时温度、压力、转速等状态参数对失火故障进行诊断^[2]。Wang 等基于自适应小波阈值对发动机振动信号去噪,并结合集成经验模态分解和关联维度分析进行故障诊断^[3]。Sharma 等提取振动信号时域统计特征,通过多类决策树算法的对比,给出了系统最优决策模型^[4]。别锋等运用集成经验模态分解提取原始振动信号本征函数的近似熵特征,并结合支持向量机进行失火诊断^[5]。Hu 等基于发动机瞬时转速信号,提出了基于自定义阈值的多元统计分析的多故障分类方法^[6]。贾继德等运用 BP 神经网络对单缸振动信号能量和峭度特征进行故障识别^[7]。李卫星等针对柴油机故障特征提取分辨率低和分类评估结果容易出现过拟合的问题,提出同步压缩小波和极限梯度提升树(XGBoost)的失火评估方法^[8]。

综上所述,现有诊断方法主要基于小波变换、小波包变换、同步压缩小波、集成经验模态分解等时频特征提取方法,并融合传统机器学习算法对发动机失火故障进行诊断。然而,系统模型的诊断性能往往取决于特征提取的准确率。同时,在噪声环境下,上述时频分析方法仍存在无法准确提取故障特征、模型诊断识别能力下降的问题。

近年来,深度学习在故障诊断领域取得了显著效果。张西宁等提出了基于深度卷积自编码网络的滚动轴承故障诊断方法^[9]。Janssens 等基于振动信号的频域表达,提出了端到端的卷积神经网络,实现了轴承的故障分类,准确率可达 93.6%^[10]。Jia 等针对故障样本不平衡问题提出了基于不同权重损失函数的卷积神经网络,实现了不平衡轴承样本故障分类任务,最高准确率可达 99.2%^[11]。Ding 等基于小波包构建原始信号的能量特征谱,结合深度卷积神经网络进行轴承的故障分类^[12]。研究表明,深度学习具有极佳的机械故障分类能力,然而真实工业环境中存在不同程度的噪声,模型在噪声环境下的故障诊断准确率仍有待提高。

因此,针对传统方法精细、耗时的时频特征提取

过程,同时提高模型在噪声环境下的诊断准确率和鲁棒性,提出了一种端到端的基于随机丢弃和批标准化的深度卷积神经网络(DBDCNN)发动机失火故障诊断方法。该方法使用原始振动信号作为输入,采用随机丢弃(Dropout)策略,利用宽卷积核作为第 1 层卷积提取特征并抑制高频噪声,采用批标准化(BN)机制消除信号特征在卷积层内部方差偏移现象,结合多层一维卷积自动提取信号特征,基于多分类 Softmax 函数实现故障分类输出。最后,可视化卷积层输出以展示卷积层自动提取特征过程,并通过不同工况和噪声环境下的试验结果验证了所提方法的有效性。

1 失火故障诊断流程

柴油发动机缸盖振动信号反映了发动机的工作状态,不同失火工况下的振动信号蕴含相应的故障模式。因此,在试验环境下采集柴油发动机缸盖振动信号,经数据清洗和小波阈值去噪后进行时域分割,生成指定容量的训练和测试集样本,基于不同故障类型的样本训练集,进行深度卷积神经网络 DBDCNN 的模型学习,结合测试集,度量失火故障诊断准确率。图 1 为柴油发动机失火诊断流程。

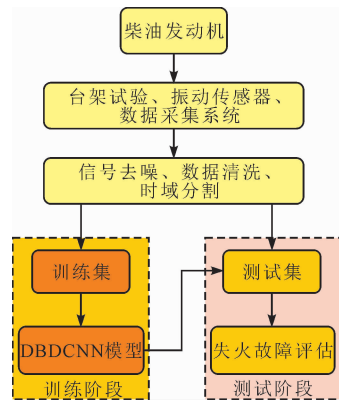


图1 柴油发动机失火故障诊断流程

2 失火故障诊断方法

2.1 一维卷积

针对全连接神经网络带来的参数较多的问题,采用一维卷积^[13]操作,卷积层将输入的局部区域与卷积核进行卷积激活后输出,每个卷积核保持相同的权重,提取输入的局部特征,因此具有参数共享、稀疏链接的特点,同时卷积核通道数实现了对输入信号不同时间维度上的特征提取。主要原理如下

$$x'_i = \sigma \left(\sum_{c=0}^k W'_i(c) * x^{l-1}(c) + b'_i \right) \quad (1)$$

式中: k 为第 l 层卷积核长度; $\mathbf{x}^{l-1}$ 为第 $l-1$ 卷积层的输出; $\mathbf{W}_i^l$ 为第 l 层第 i 通道卷积核权重; $\mathbf{x}_i^l$ 为第 l 层卷积第 i 通道经激活函数 $\sigma(\cdot)$ 作用后的输出。

2.2 批标准化

为了提高神经网络的稳定性,减少内部方差偏移和加速训练过程,引入批标准化机制^[14]来标准化每层网络的输出

$$\hat{\mathbf{x}}^l = \frac{\mathbf{x}^l - \boldsymbol{\mu}_B}{\sqrt{\boldsymbol{\sigma}_B^2 + \boldsymbol{\varepsilon}}} \tag{2}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^l = \gamma \mathbf{x}^l + \boldsymbol{\beta} \tag{3}$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_B$ 、 $\boldsymbol{\sigma}_B^2$ 分别为在指定小批量训练样本下第 l 层网络输出的均值向量和方差向量; γ 和 $\boldsymbol{\beta}$ 分别为尺度因子和移动因子; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为常值向量(值为 10^{-6})。

2.3 随机丢弃操作

针对卷积网络输入含有大量噪声的情况,在输入层引入随机丢弃机制^[15],随机停用神经元与下一层神经元的连接,可以使模型的鲁棒性得到提高

$$r_i^l \sim \text{Bernoulli}(p) \tag{4}$$

$$\bar{\mathbf{x}}^l = \mathbf{r}^l \mathbf{x}^l \tag{5}$$

式中: $\mathbf{r}^l$ 为服从伯努利分布的概率向量; $\bar{\mathbf{x}}^l$ 为经 $\mathbf{r}^l$ 处理后的网络输出值。可以看出,在第 1 层卷积网络的输入端引入随机丢弃机制,概率向量对含有大量噪声的信号进行筛选操作,起到降噪的作用。

2.4 最大池化

针对神经网络容易发生过拟合的问题,采用最大池化操作。最大池化相当于下采样^[16],池化层的步长等于核的大小,能够减少卷积层输出向量的大小和卷积网络的参数,减少训练时间,同时也能够控制过拟合。最大池化主要原理如图 2 所示。

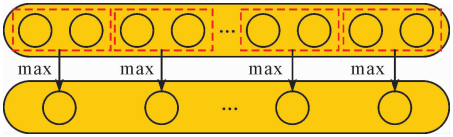


图 2 2×2 最大池化原理示意图

2.5 激活函数

传统的基于神经网络模型的机械故障诊断常使用 Sigmoid 函数作为神经元的激活函数。然而, Sigmoid 函数存在梯度消失造成神经网络训练收敛缓慢的问题^[17]。因此,本文采用新的非线性激活函数 ReLU^[18]

$$\sigma'(z) = \begin{cases} 0, & z < 0 \\ z, & z \geq 0 \end{cases} \tag{6}$$

从式(6)可以看出,ReLU 函数梯度值恒定为 1 或 0,避免了梯度消失现象,加速网络学习过程。

2.6 分类评估函数

针对失火多故障模式分类,采用 Softmax 评估函数作为最后分类层的概率输出

$$p(z_j) = \text{Softmax}(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^C e^{z_k}} \tag{7}$$

式中: z_j 为输出层第 j 个神经元的激活值; C 为失火故障分类数; $p(z_j)$ 为每个神经元的概率输出。从式(7)可以看出,Softmax 函数将每个神经元的输出映射到(0,1)概率空间,概率值越大对应的类别可能性越高。

2.7 DBDCNN 网络结构

图 3 为 DBDCNN 网络结构,整体含有 6 个卷积层,3 个全连接层,以及 Softmax 分类输出层,其

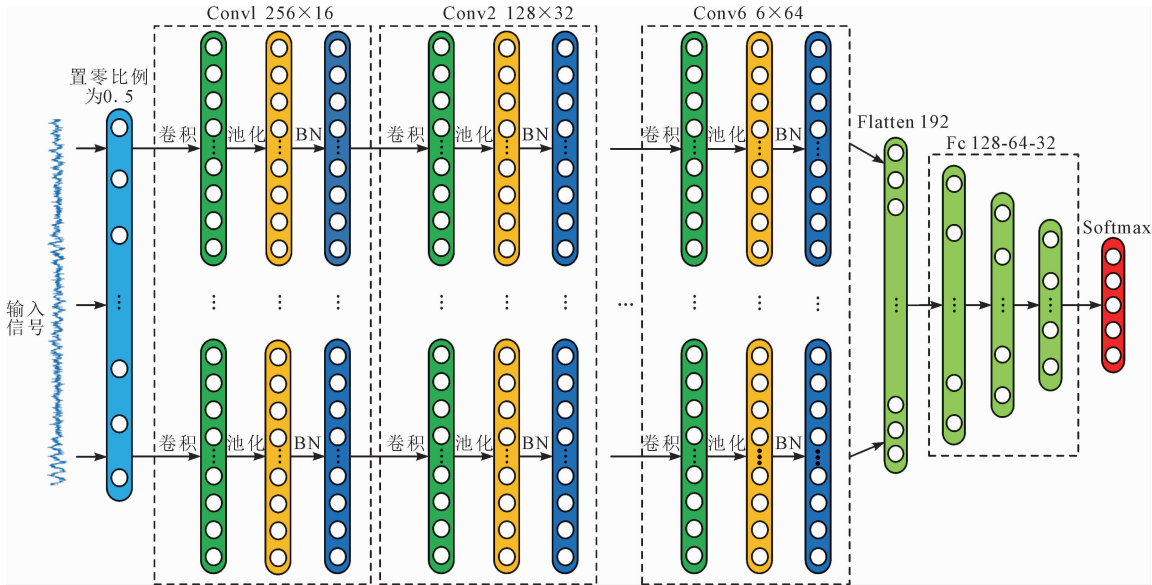


图 3 深度卷积神经网络结构

中卷积层与卷积层之间均含有最大池化和 BN 层, 激活函数均为 ReLU。考虑实际信号输入中含有大量噪声, 为了提高模型在噪声环境下的诊断正确率和鲁棒性, 在网络信号输入与第 1 层卷积层之间引

入丢弃机制, 置零比例为 0.5, 同时第 1 层卷积采用尺度为 64 的大范围卷积核, 卷积移动步长为 8, 可有效地减少输入层噪声干扰, 有利于后续卷积层提取特征提高模型鲁棒性。网络详细参数见表 1。

表 1 深度卷积神经网络详细参数

网络层	卷积核	卷积核数和步长	输出形状	激活函数	填充方式
Conv1	64×1	16, 8	256×16	ReLU	填冲(same)
Conv2	3×1	32, 1	128×32	ReLU	填冲(same)
Conv3	3×1	64, 1	64×64	ReLU	填冲(same)
Conv4	3×1	64, 1	32×64	ReLU	填冲(same)
Conv5	3×1	64, 1	16×64	ReLU	填冲(same)
Conv6	3×1	64, 1	6×64	ReLU	不填冲(valid)
Flatten			192	ReLU	
Fc_1			128	ReLU	
Fc_2			64	ReLU	
Fc_3			32	ReLU	
Softmax			5	Softmax	

3 试验方案与数据处理

3.1 试验方案

图 4 为失火故障试验装置, 主要包括柴油发动机台架、振动传感器和数据采集系统。试验所用发动机为四缸四冲程中冷增压柴油发动机, 型号为 4A3LR, 4 个气缸直列排布, 对 4 个气缸依次编号。振动传感器选用压电式加速度传感器, 型号为 HD-YD-233, 可测信号频率范围为 0.5~5 000 Hz。试验将振动传感器安装在缸盖表面四缸分布中心处, 最大程度地贴近气缸振动源。该台架配备了一个发动机测控系统, 型号为 FC2000, 试验利用该测控系统模拟发动机各类失火工况。



图 4 柴油机失火故障试验装置

单缸失火为最常见的失火故障形式, 因此分别对发动机运行于 1 300、1 800、2 200 r/min 下的正常工作、1 号缸失火、2 号缸失火、3 号缸失火、4 号缸失火工况进行试验。试验中, 设定采样频率为 25.6

kHz, 不同转速下每种失火故障采样时间为 41 s, 共计 1 049 600 个振动序列点, 采样时间内至少包含 900 个工作循环, 图 5 为各工况下典型时域信号。

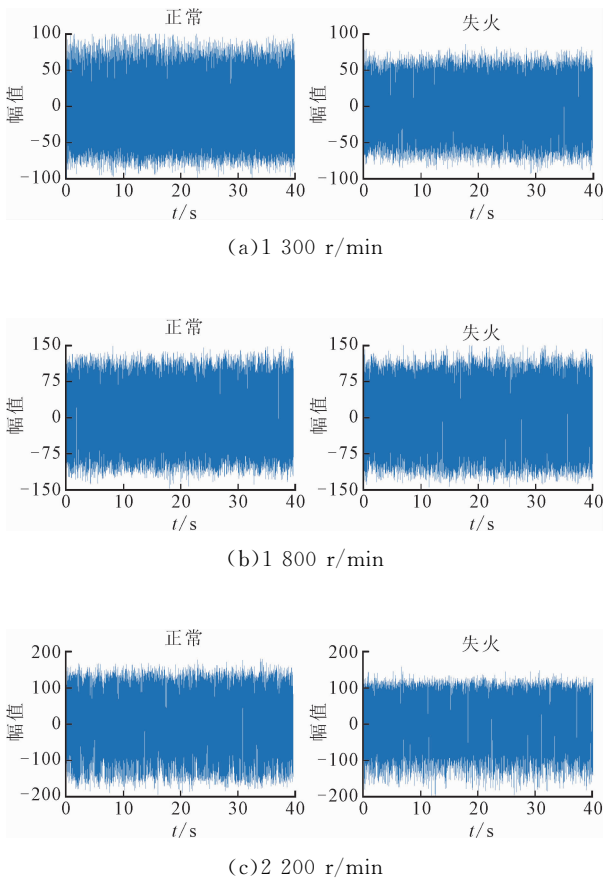


图 5 各工况下时域信号波形

3.2 数据处理

试验中,每种工况采样包含上百万个样本点,每隔 $L=2\,048$ 个点作为数据样本,并归一化,如图 6 所示。不同转速工况下,每种失火故障共 460 个训练样本、51 个测试样本,共获取 2 300 个训练集样本,255 个测试样本,具体数据集划分见表 2。

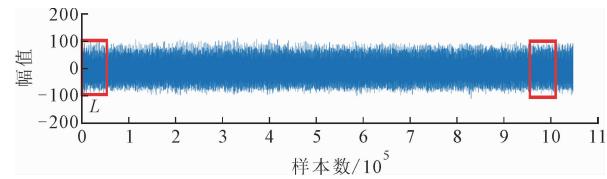


图 6 数据集样本生成方式

表 2 不同工况下数据集划分

故障定位	类别	数据集 A		数据集 B		数据集 C	
		训练集数	测试集数	训练集数	测试集数	训练集数	测试集数
正常	0	460	51	460	51	460	51
1 号缸	1	460	51	460	51	460	51
2 号缸	2	460	51	460	51	460	51
3 号缸	3	460	51	460	51	460	51
4 号缸	4	460	51	460	51	460	51
转速/r · min		1 300		1 800		2 200	

4 发动机失火故障诊断

4.1 失火故障对比方法

为验证所提方法的有效性,选用文献[1-2,8]中的 SVM、深度神经网络(DNN)和极限提升树(XGB)方法作为对比。采用上述方法分别提取信号时域统计特征和小波包能量特征作为输入训练模型,在测试集上度量诊断准确率,重复试验 20 次,统计平均故障诊断准确率^[19]。时域特征包括均值、整流平均值、峰值、峰峰值、有效值、峭度、波形因子、峰值因子和裕度因子共 9 维;小波包能量特征为前 64 维 4 阶 Daubechies 小波包 6 层分解的子频带能量占比。

4.2 失火故障分类结果

图 7 为不同工况数据集下各分类方法平均故障诊断准确率的对比。由图 7 和表 3 可以看出,SVM 诊断准确率最高为 86.12%,标准差最大为 0.637;DNN 诊断准确率最高可达 93.88%,标准差最大为 4.209;XGB 诊断准确率最高为 91.22%,标准差最大为 2.736。因此,依赖手工提取时域特征和小波包能量特征的 DNN、SVM、XGB 方法,未能完全准确地学习故障的所有模式特征,无法准确地泛化到

测试集上。本文方法 DBDCNN 将原始数据直接输入卷积网络,蕴含在原始信号中的故障模式特征被卷积层自动学习和提取,结果表明,DBCNN 成功地泛化到测试集上,在不同转速工况下的准确率最高可达 100.00%,标准差最大为 0.157,评估效果最好且最稳定。

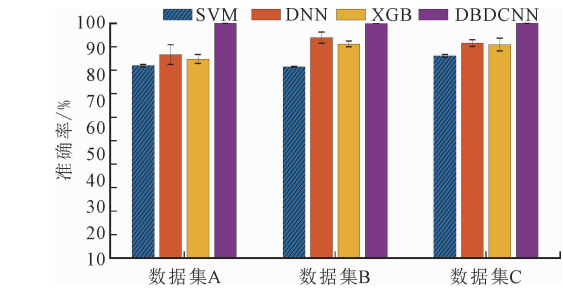


图 7 不同方法平均诊断准确率的对比

表 3 不同方法重复试验诊断准确率标准差

诊断方法	准确率标准差		
	数据集 A	数据集 B	数据集 C
SVM	0.555	0.193	0.637
DNN	4.209	2.400	1.416
XGB	1.412	1.200	2.736
DBDCNN	0.000	0.157	0.000

4.3 不同噪声环境下测试

为研究在不同噪声环境下不同方法对柴油机失火故障诊断的泛化性能。基于上述训练好的模型分别诊断注入了不同信噪比(σ_{SNR})噪声的测试样本。根据信噪比公式

$$\sigma_{\text{SNR}} = 10 \lg \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}}$$

(8)

式中: P_{signal} 和 P_{noise} 分别为信号能量和噪声能量。对采集不同工况下的原始测试信号分别添加信噪比为-4、-2、0、2、4、6、8、10 dB 的高斯白噪声,图 8 为

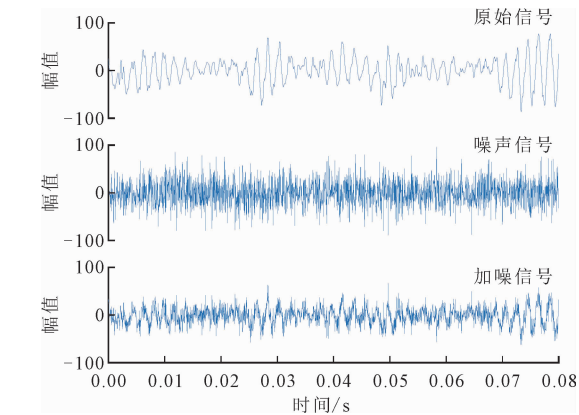


图 8 正常信号加入 0 dB 噪声

对数据集 A 正常信号加入 0 dB 噪声后的情况。

图 9 为本文方法在有无随机丢弃和批标准化机制下抗噪性能对比。从图中可以看出,普通卷积网络的故障诊断准确率随信噪比的降低迅速下降,而引入随机丢弃和批标准化机制的卷积神经网络具有良好的抗噪能力。由式(3)和(5)可知,批标准化机制抑制噪声带来的原始信号内部方差偏移,保持原有的数据分布,同时随机丢弃机制从输入端直接削弱噪声的干扰,保证卷积层提取有效的故障特征。因此,随机丢弃和批标准化机制能够让卷积神经网络保持良好的鲁棒性。

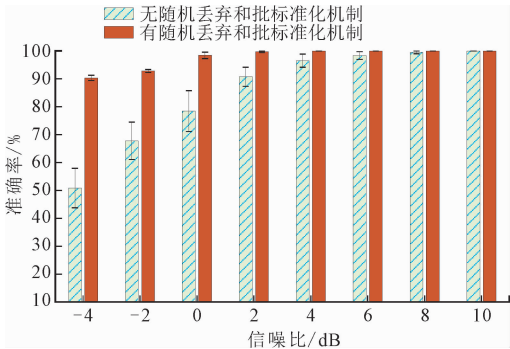


图 9 随机丢弃和批标准化机制下的诊断性能

图 10 为本文方法在不同置零比例下的准确率。从图中可以看出,在低噪声环境下,置零比例的大小对准确率无显著影响,但在强噪声环境下,模型的诊断准确率随着置零比例的增大而升高。因此,有效地增加置零比例可以提高模型在噪声环境下的诊断准确率。

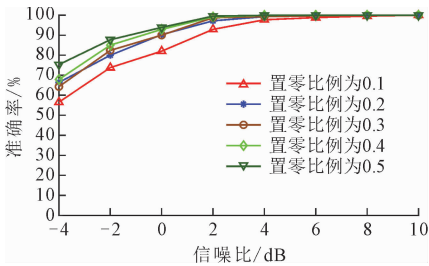
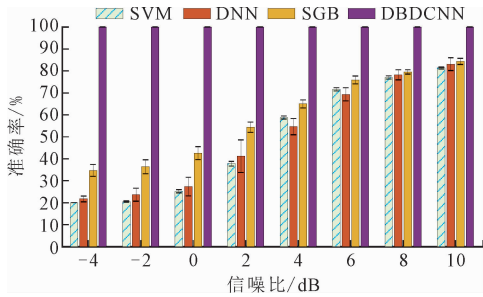


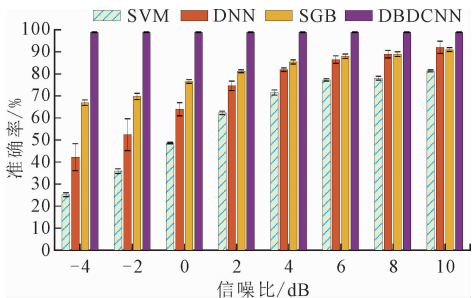
图 10 本文方法在不同置零比例下的准确率

图 11 为不同方法在不同噪声环境下失火故障诊断平均准确率和标准差的对比。考察 3 种工况数据集上的性能表现可以看出,在同一工况数据集下,随着信噪比降低,各方法的故障诊断平均准确率均有所下降。由于引入了随机丢弃和批标准化机制,DBDCNN 网络具有较强的抗噪性能,分类诊断准确率受到微弱干扰,在不同信噪比下的故障诊断准确率均稳定在较高的水平,在-4 dB 的噪声环境下仍保持在 89.645%左右,且由标准差可知,模型诊断

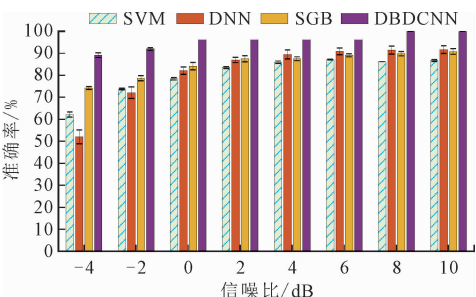
结果具有较低的波动,鲁棒性更高。然而,依赖时域特征和小波包能量特征的 SVM、DNN 和 XGB 方法,故障诊断平均准确率受噪声影响迅速衰减,且诊断结果波动较大,在信噪比-4 dB 时,故障诊断准确率最低达到 20%。这表明,噪声对时域统计特征和小波包能量特征影响较大,而实际工况下信号总是受到不同程度噪声的干扰。因此,对于引入随机丢弃和批标准化机制的深度卷积网络不仅具有良好的诊断分类性能,且具有较强的抗噪性能。



(a)数据集 A



(b)数据集 B



(c)数据集 C

图 11 不同噪声环境下各方法诊断性能的对比

4.4 DBDCNN 可视化学习过程

为理解深度卷积网络对振动信号特征的自学习过程,图 12 给出了各卷积层对振动信号卷积操作后的输出结果。从中可以看出,各卷积层不同卷积核前期不断地提取信号在不同尺度下的能量特征,最后 Softmax 输出层基于能量分布实现故障分类。图 13 可视化地表达了经 TSNE^[20]降维后的各卷积层

能量特征流形分布。从中可以看出:在初始特征空间,不同失火故障的内蕴流形分布无显著差异,等同于各故障振动信号难以从时域波形进行故障识别;随着卷积网络的加深,卷积核提取信号特征,各卷积层逐步地学习出不同故障模式的信号在特征空间特

有的流形分布,Conv6 将不同的故障模式分离,最后 Softmax 层基于概率输出确定故障类别。因此,不同于依赖手工提取时频特征的传统失火诊断方法,端到端的卷积神经网络可以自动提取不同信号的故障模式特征,完成故障分类。

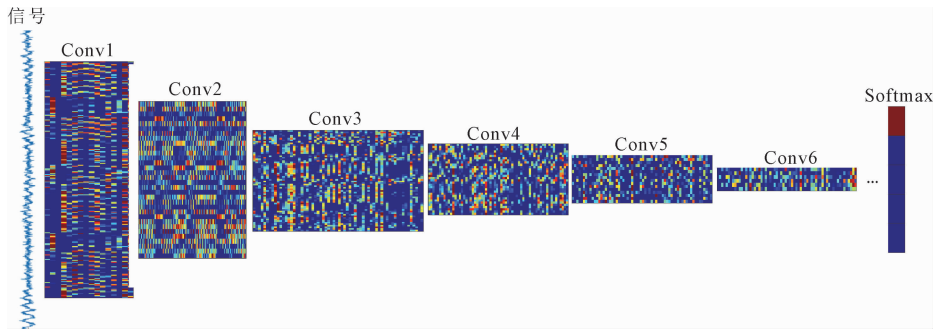


图 12 卷积层特征谱及 Softmax 分类输出

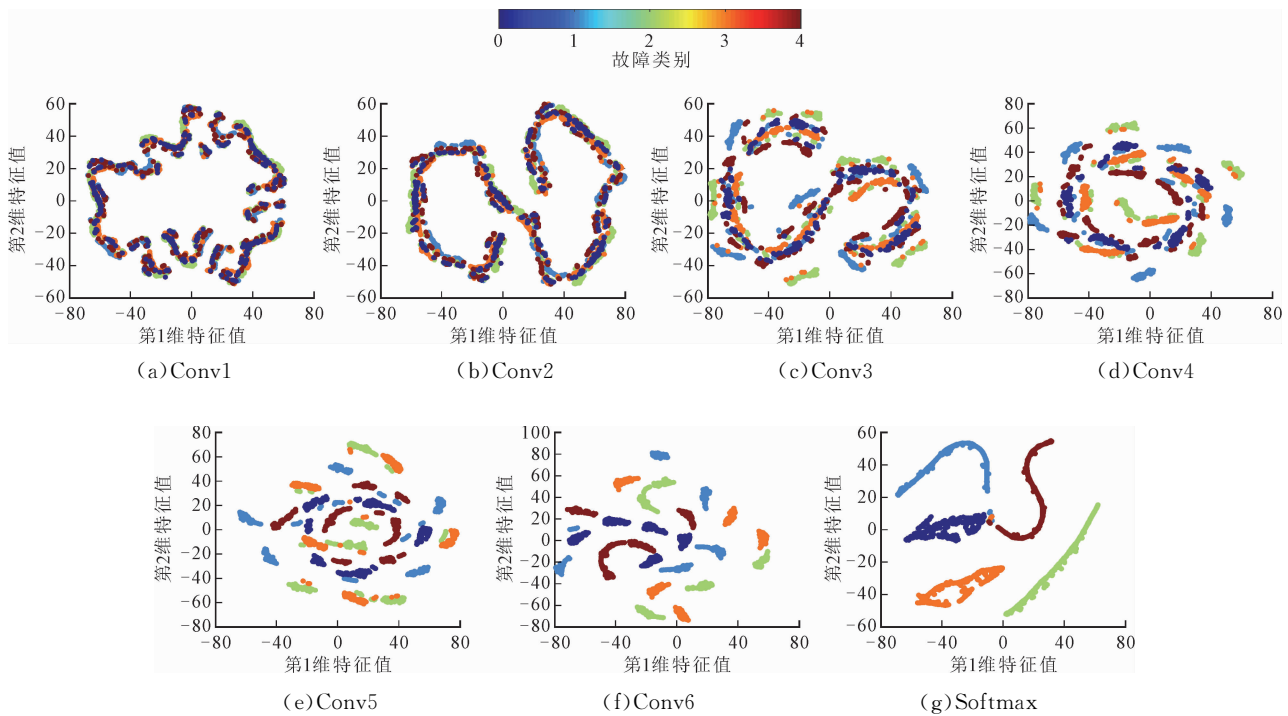


图 13 0 dB 信号各卷积层特征 TSNE 降维后的可视化情况

5 结 论

(1)提出了端到端的基于随机丢弃和批标准化机制的深度卷积神经网络发动机失火故障诊断方法。该方法直接针对原始振动信号进行处理,克服了已有方法依赖精细且耗时的时频特征提取过程的问题。试验表明,DBCNN 在不同转速工况下的故障诊断准确率最高可达 100.00%。

(2)所提方法通过引入随机丢弃和批标准化机制提高了模型的抗噪性能。不同噪声环境下的对比

试验表明,不同于 DNN、XGB、SVM 方法在信噪比降低时故障诊断准确率急剧衰退的情况,DBCNN 在-4 dB 的强噪声环境下仍保持 89.65%的故障诊断准确率,且具有良好的鲁棒性。

参考文献:

[1] VONG C M, WONG P K. Engine ignition signal diagnosis with wavelet packet transform and multi-class least squares support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 8563-8570.

- [2] LIU B, ZHAO C, ZHANG F, et al. Misfire detection of a turbocharged diesel engine by using artificial neural networks [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2013, 55(1/2): 26-32.
- [3] WANG X, LIU C, BI F, et al. Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet packets and EEMD-fractal dimension [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 41(1/2): 581-597.
- [4] SHARMA A, SUGUMARAN V, BABU DEVASENAPATI S. Misfire detection in an IC engine using vibration signal and decision tree algorithms [J]. *Measurement*, 2014, 50: 370-380.
- [5] 别锋锋, 刘杨, 裴峻峰, 等. EEMD 近似熵和 SVM 在柴油机传动系统中的故障诊断研究 [J]. *机械设计与制造*, 2015(3): 24-27.
BIE Fengfeng, LIU Yang, PEI Junfeng, et al. Fault diagnosis of diesel engine drive system based on EEMD approximate entropy and SVM [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2015(3): 24-27.
- [6] HU C, LI A, ZHAO X. Multivariate statistical analysis strategy for multiple misfire detection in internal combustion engines [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 694-703.
- [7] 贾继德, 贾翔宇, 韩佳佳, 等. 基于单振动传感器 BP 神经网络的柴油机失火诊断 [J]. *军事交通学院学报*, 2017, 19(11): 33-37.
JIA Jide, JIA Xiangyu, HAN Jiajia, et al. Diesel misfire diagnosis based on single vibration sensor and BP neural network [J]. *Journal of Military Transportation University*, 2017, 19(11): 33-37.
- [8] 李卫星, 陶建峰, 覃程锦, 等. 同步压缩小波与极限梯度提升树融合的柴油机失火故障诊断 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(2): 47-54.
LI Weixing, TAO Jianfeng, QIN Chengjin, et al. Diesel engine misfire diagnosis integrating synchro-squeezed wavelet with XGBoost [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(2): 47-54.
- [9] 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 neural network and its application in bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2018, 52(7): 1-8, 59.
- [10] JIA F, LEI Y, LU N, et al. Deep normalized convolutional neural network for imbalanced fault classification of machinery and its understanding via visualization [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 110: 349-367.
- [11] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2016, 377: 331-345.
- [12] DING X, HE Q. Energy-fluctuated multiscale feature learning with deep ConvNet for intelligent spindle bearing fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2017, 66(8): 1926-1935.
- [13] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436.
- [14] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C] // *International Conference on Machine Learning*. Lille, France: JMLR Org, 2015: 448-456.
- [15] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [16] GU Jiuxiang, WANG Zhenhua, KUEN Jason, et al. Recent advances in convolutional neural networks [EB/OL]. [2018-12-01]. <https://arxiv.org/pdf/1512.07108v1.pdf>
- [17] NIELSEN M A. *Neural networks and deep learning* [M]. Heideberg, Germany: Springer, 2015: 15-18.
- [18] NAIR V, HINTON G E. Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines [C] // *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning*. Haifa, Israel: [s.l.], 2010: 807-814.
- [19] LEI Y, JIA F, LIN J, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(5): 1-3.
- [20] MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9(2605): 2579-2605.

(编辑 杜秀杰 刘杨)