

基于 SANC 和一维卷积神经网络的齿轮箱轴承故障诊断

高佳豪, 郭 瑜, 伍 星
(昆明理工大学 机电工程学院, 昆明 650500)

摘 要: 近来以深度学习算法为代表的滚动轴承特征智能提取和故障辨识技术被广泛研究,但目前研究大多局限于无强干扰的轴承故障。在齿轮箱存在较强齿轮振动干扰条件下,基于此类算法的轴承故障辨识率将显著降低。为提高在较强齿轮振动信号干扰下齿轮箱轴承故障智能辨识的准确率,提出了一种基于自参考自适应噪声消除技术(SANC)和一维卷积神经网络(1D-CNN)的齿轮箱轴承故障诊断方法。首先利用 SANC 将齿轮箱振动信号分离为周期性信号分量成分和随机信号分量,抑制齿轮等周期强干扰成分,再通过 1D-CNN 对包含轴承故障特征的随机信号成分进行智能特征提取和识别,实现在齿轮振动干扰下齿轮箱轴承故障辨识率的提高。通过与不同方法的对比验证了本文所提方法的优势和有效性。

关键词: 齿轮箱;自参考自适应噪声消除技术;一维卷积神经网络;故障诊断
中图分类号: TH165+.3;TH33.33 **文献标志码:** A **DOI:**10.13465/j.cnki.jvs.2020.19.030

Gearbox bearing fault diagnosis based on SANC and 1-D CNN

GAO Jiahao, GUO Yu, WU Xing

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Recently, feature intelligent extraction and fault recognition techniques of rolling bearing based on deep learning algorithm are widely studied, but most of studies are limited to bearing faults without strong interference. Under the condition of stronger gear vibration interference existing in gearbox, the bearing fault recognition rate based on this type algorithm significantly drops. Here, in order to improve the accuracy rate of gearbox bearing fault intelligent recognition under stronger gear vibration signals interference, a gearbox bearing fault diagnosis method based on self-reference adaptive noise cancellation (SANC) technique and one-dimensional convolution neural network (1-DCNN) was proposed. Firstly, SANC was used to decompose gear vibration signals into periodic signal components and random signal ones, and suppress gear periodic strong interference components. Then, 1-D CNN was used to do intelligent feature extraction and recognition of random signal components containing bearing fault features, and realize improving gearbox bearing fault recognition rate under strong gear vibration interference. The advantages and effectiveness of the proposed method were verified with comparison to different methods.

Key words: gearbox; self-reference adaptive noise cancellation(SANC) technique; 1-D convolution neural network (CNN); fault diagnosis

齿轮箱作为机械设备动力传递的关键部件,在风电、汽车、航空等机械装备中应用广泛。然而,恶劣的工作环境造成齿轮箱中齿轮、滚动轴承等部件易出现故障,进而影响到机械系统整体的安全性和可靠性^[1]。

针对齿轮箱轴承的重要性与复杂性,国内外学者开展了大量关于轴承故障诊断的研究^[2-4]。然而在使用这些经典方法的过程中通常需要人为的对信号进行

特征提取与分析。对于设备结构复杂等多分类问题时仅依靠传统的模式识别方法往往无法准确的表征数据之间的映射关系。

基于上述原因,目前国内外学者提出了基于深度学习的故障诊断方法。其中 Jia 等^[5]指出大数据和深度学习模型是故障诊断领域十分有前景的发展方向,并用堆叠自编码器对西储大学(CWRU)电机轴承数据进行诊断,该方法不仅能够从测量信号中自适应地挖掘出可用的故障特征,而且与传统方法相比,具有更高的诊断精度。Singh 等^[6]通过集合经验模式分解(EEMD)对原始信号分解,并利用组合模式函数

基金项目: 国家自然科学基金(51675251)
收稿日期: 2019-05-30 修改稿收到日期: 2019-07-10
第一作者 高佳豪 男,硕士生,1995 年生
通信作者 郭瑜 男,博士,教授,博士生导师,1971 年生

(CMF)算法来选择合适的固有模式函数(IMF)输入卷积神经网络对轴承滚动体复合故障进行了准确识别。李桓等^[7]针对非平稳和噪声环境下的轴承信号提出了一种基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的故障诊断方法,结果表明相比于以时间序列和时间图作为输入样本具有更高的识别精度。

值得指出得是目前大部分方法针对的是无强干扰存在的轴承故障。工程实际中,轴承故障初期信号特征往往较微弱,易受齿轮等强干扰信号的影响而不易发现,且易被调制而呈现出典型的非线性和非平稳性特征^[8]。虽然卷积神经网络在故障识别领域取得了不错的效果^[9],但其仍存在特征冗余等问题^[10]。由此考虑,若能将轴承信号成分单独从齿轮箱振动信号中分离出来,则能提高齿轮箱轴承的分析和诊断准确率。

针对齿轮箱轴承初期故障信号特征弱,受齿轮信号干扰且难以通过浅层特征表达以及卷积神经网络(CNN)特征冗余问题,结合 SANC^[11]的信号分离能力和 CNN 强大的特征提取与学习能力。本文提出了一种基于 SANC 和一维卷积神经网络(1D-CNN)的齿轮箱轴承故障诊断方法。首先利用 SANC 对齿轮箱原始信号进行自适应滤波抑制与轴承特征无关的冗余强干扰成分,然后结合 1D-CNN 强大的特征自动提取和故障辨识能力对齿轮箱轴承故障进行特征提取和识别。通过与传统的机器学习算法支持向量机(SVM)、循环神经网络(RNN)和未使用 SANC 的一维卷积神经网络(1D-CNN)对比,验证了本文所提方法具有更高的识别准确率与抗干扰性。

1 自参考自适应噪声消除简介

SANC 通过对原始信号进行延迟来获取参考信号,再对其进行自相关分析提取出周期信号成分,最后用原始信号减去提取的周期信号即可得到原始信号中的随机信号,即实现周期信号与随机信号的分离。对齿轮箱振动而言,齿轮振动信号可视为周期信号,在对其原始信号进行自相关计算,理论上其仍为同周期的信号。而轴承由于存在随机滑移,其振动具有随机性,进行自相关分析后将会较快衰减。根据以上性质可实现两者的分离,SANC 的工作原理如图 1 所示。

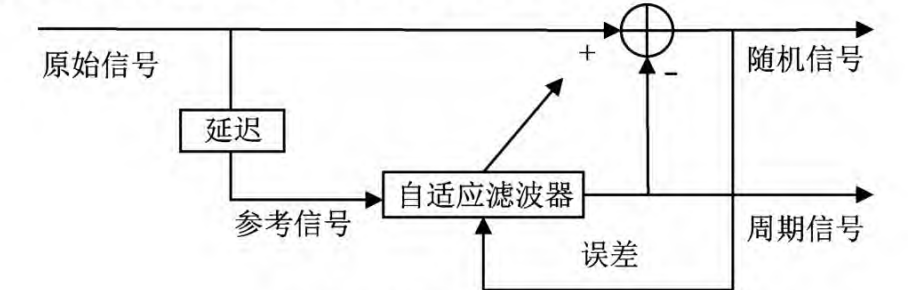


图 1 SANC 工作原理图
Fig. 1 Principle of the SANC filter

SANC 算法的关键是设计适合的自适应滤波器,其

中最小均方算法(LMS)计算效率较好,因此基于 LMS 收敛准则的 SANC 算法应用最为广泛^[12]。其基本思想为最小化误差来使自相关分析后的周期信号逼近原始信号,实现过程可用公式表示如下^[13]

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$$
 (1)

$$J = E[e^2(n)]$$
 (2)

$$W(n+1) = W(n) + \eta(-\nabla J)$$
 (3)

式中: $x(n)$ 为原始信号; $\hat{x}(n)$ 为周期性信号; $e(n)$ 为随机信号; J 为均方误差; $W(n)$ 为滤波器的 $L+1$ 个权系数。通过自动调整滤波器权系数进而修正模型,使误差最小。SANC 的详细论述可参见文献[11-12]。

2 卷积神经网络简介

卷积神经网络 CNN^[14]是目前广泛研究的深度学习算法之一,具有局部连接、权值共享和降采样的特点。相比于传统的神经网络其大幅减少了网络结构参数,在一定程度上加快了模型训练效率以及减小了“过拟合”的风险。基于以上特点,CNN 已被广泛用于图像识别领域。1D-CNN^[15-18]与经典 CNN 结构的区别在于输入数据的维度。对振动传感器获得的一维时间序列,1D-CNN 与其输入更匹配,其结构如图 2 所示,主要包括前向传播与反向调节过程。

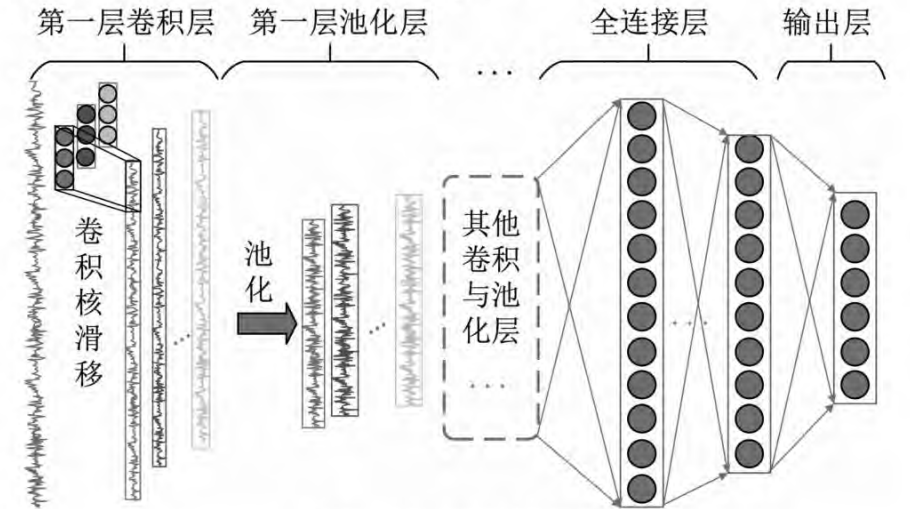


图 2 1D-CNN 结构图
Fig. 2 Architecture of the 1D-CNN model

其中前向传播过程可表示为

$$x_i^m(l) = D\{f[K_i^m * x_i^m(l) + b_i^m]\}$$
 (4)

$$z_q^{m+1} = f(\sum_1^p W_{p,q}^m x_p^m + b_q^m)$$
 (5)

$$\text{softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_1^s e^{z_s}}$$
 (6)

式(4)~式(6)分别表示卷积池化层、全连接层与输出层;符号 $*$ 表示卷积运算; f 表示激活函数; D 表示降采样过程; $x_i^m(l)$ 表示第 l 段信号对应的第 i 个卷积核的信号; b_i^m 表示第 m 层卷积层中第 i 个卷积核的偏置向量; K_i^m 表示相应的卷积核; z_q^{m+1} 表示第 $m+1$ 层第 q 个神经元的非线性表达; $W_{p,q}^m$ 表示第 m 层中第 p 个神经元与第 $m+1$ 层的第 q 个神经元之间的权重值; b_q^m 表示第

m 层所有神经元在第 $m + 1$ 层中第 q 个神经元的偏置值; z_i 表示输出层中第 i 个神经元的输入,softmax 为输出层的激活函数。反向传播过程可表示为

$$W^{m'} = W^m - \mu \frac{\partial H}{\partial W^m} \tag{7}$$

$$b^{m'} = b^m - \mu \frac{\partial H}{\partial b^m} \tag{8}$$

式中: W^m 表示现有的第 m 层的权重矩阵; $W^{m'}$ 表示更新后的第 m 层的权重矩阵; μ 表示学习率; H 表示代价函数; b^m 为第 m 层的偏置向量; $b^{m'}$ 表示更新后的第 m 层的偏置向量。反向传播过程主要是通过最小化代价函数来更新模型参数,使得输出值与真实值之间的误差最小。

3 基于 SANC 与 1D-CNN 的齿轮箱轴承诊断

结合 SANC 的信号分离能力和 1D-CNN 的智能特征提取和故障辨识能力,本文提出一种基于 SANC 与 1D-CNN 相结合的齿轮箱轴承故障诊断方法,具体流程如图 3 所示。

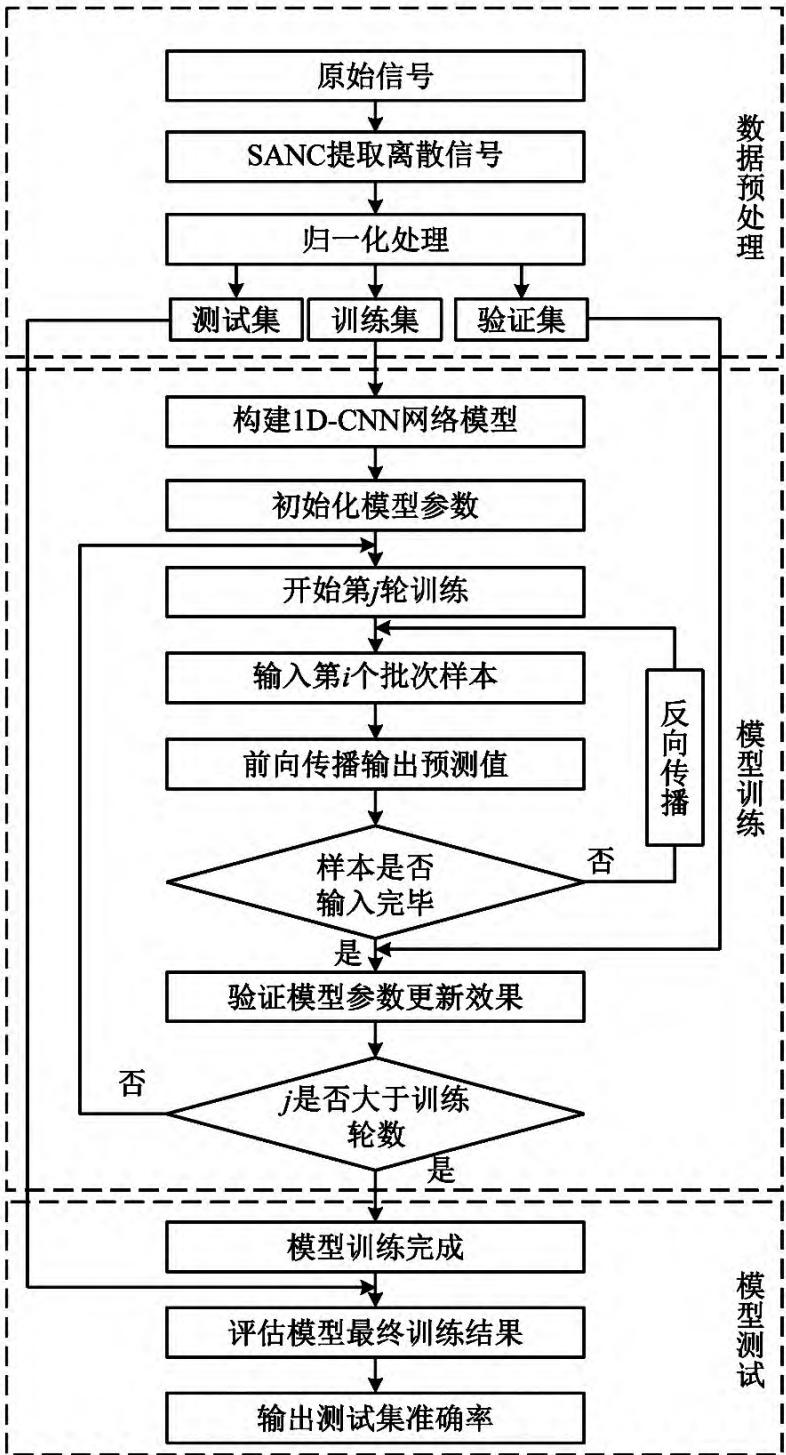


图3 基于 SANC 与 1D-CNN 的齿轮箱轴承故障诊断方法流程图

Fig. 3 Flowchart of the proposed method

主要步骤包括:

- (1) SANC 滤波提取包含轴承特征的随机信号。
- (2) 对随机信号进行标准化处理,使其各个指标处于同一数量级和量纲,从而加快模型学习效率。
- (3) 将数据标准化后随机打乱处理并按一定的比率分为训练集、验证集与测试集。
- (4) 构建 1D-CNN 神经网络模型,初始化模型参数,方便模型参数更新。
- (5) 开始第一轮次训练,当所有批样本训练完后用验证集对模型进行初步评估,并开始下一轮次训练,重复该过程进行直至所有轮次迭代完毕。
- (6) 训练完成,使用测试集评估模型最终训练效果。

3.1 实验数据

为验证所提出方法的有效性,对如图 4 所示 ZJS50 综合试验台进行了相关实验研究。实验中,传感器安装于齿轮箱轴承座上,故障齿轮位于输入轴(齿轮齿数 $G = 32$),滚柱轴承型号为 1007EM(滚动体数目 $Z = 16$,接触角 $\alpha = 0$,滚动体直径 $d = 6.75\text{ mm}$,节圆直径 $D = 47.5\text{ mm}$),利用电火花加工模拟轴承故障。为验证所提方法的识别效果,数据集中共包含 7 种工况如表 1 所示(“-”表示正常)分别为齿轮箱转速 600 r/min 与故障尺寸 0.5 mm 工况下的轴承外圈故障(OF)、轴承内圈故障(IF)、轴承滚动体故障(BF)、齿轮断齿与轴承外圈故障(GOF)、齿轮断齿与轴承内圈故障(GIF)、齿轮断齿与轴承滚动体故障(GBF)和齿轮箱正常状态(N)。研究中以 6 000 个数据点为数据输入长度,并以该长度作为一个样本长度对每种状态信号随机截取 1 000 段,最后在对所有样本按 0.7:0.2:0.1 的比率划分为训练集、验证集和测试集。



图4 ZJS50 综合设计试验平台

Fig. 4 Test rig of ZJS50

3.2 参数选择

3.2.1 SANC 参数选择

由 SANC 的工作原理可知自适应滤波器分离效果主要取决于延迟时间 Δ 、滤波器长度 L 和滤波器收敛因子 η 的选择。其中延迟时间 Δ 应设置足够大以便削弱噪声的自相关性,但由于齿轮振动信号并非严格的周期信号,若 Δ 太大则会导致齿轮振动的衰减。滤波器

表 1 齿轮箱数据集

Tab.1 The datasets of gearbox

序号	健康状态	样本数 训练集/验证集/测试集	转速/ (r · min ⁻¹)	故障尺寸/ mm
1	N	700/200/100	600	—
2	GIF	700/200/100	600	0.5
3	GBF	700/200/100	600	0.5
4	GOF	700/200/100	600	0.5
5	IF	700/200/100	600	0.5
6	BF	700/200/100	600	0.5
7	OF	700/200/100	600	0.5

长度 L 太大将导致滤波器无足够的时间去适应其收敛准则,太小则无法体现周期信号与随机信号的相关性差异。收敛因子 η 主要决定滤波器收敛的快慢,关于 SANC 参数的具体选择可参考文献[19]。

在权衡上述因素后结合本试验的实际工况,研究中 SANC 参数设置如下: $\Delta = 1\ 024$ 、 $L = 4\ 096$ 、 $\eta = 0.000\ 01$ 。限于篇幅本文以数据中的齿轮断齿与轴承外圈(GOF)为例来验证本文所选参数的合理性。其分离后的时域波形如图 5 所示。

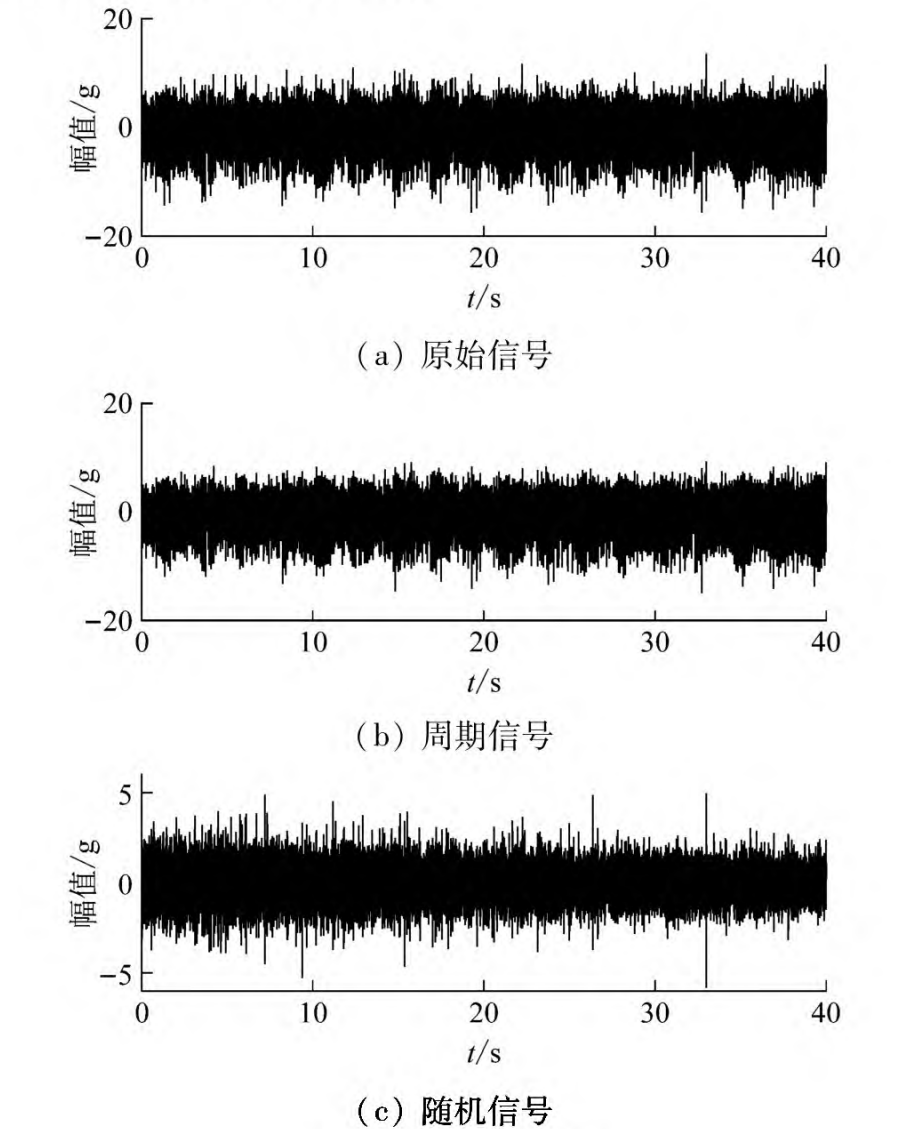


图 5 SANC 分离结果

Fig.5 Separated results by SANC

图 5(a)、(b)、(c)分别为 GOF 信号所对应的原始信号和经 SANC 处理后的周期信号与随机信号。相关计算公式如下,轴承外圈故障特征频率 f_o 。

$$f_o = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r$$

(9)

定轴齿轮箱齿轮啮合频率 f_g

$$f_g = G \times f_r$$

(10)

式中: Z 为轴承滚动体数; d 为轴承滚动体直径; D 为轴承节径; α 为接触角; f_r 表示轴承转频; G 为小齿轮齿数。由式(9)和(10)可得齿轮箱在 600 r/min 转速下轴承的外圈故障特征阶次约为 $6.9 \times$, 齿轮啮合频率为 $32 \times$ 。通过对原始信号和分离后的周期信号与随机信号分别进行角域重采样后进行傅里叶变换得到相应的阶次谱,如图 6 所示。图 6(a)、(b)、(c)分别为原始信号阶次谱、周期信号阶次谱和随机信号阶次谱,从图 6 中可发现齿轮强干扰成分被有效的从原信号中分离出来。图 7(a)、(b)、(c)分别为原始信号阶次谱、周期信号阶次谱和随机信号阶次谱的局部放大图。其中 $7.01 \times$ 为轴承外圈故障特征阶次, $32 \times$ 为齿轮的啮合阶次。从该图中可明显发现经过 SANC 处理后周期信号中的轴承信号部分明显下降以及随机信号中齿轮信号部分被有效抑制,轴承信号的信噪比明显提高,故障特征阶次 $7.01 \times$ 突出。

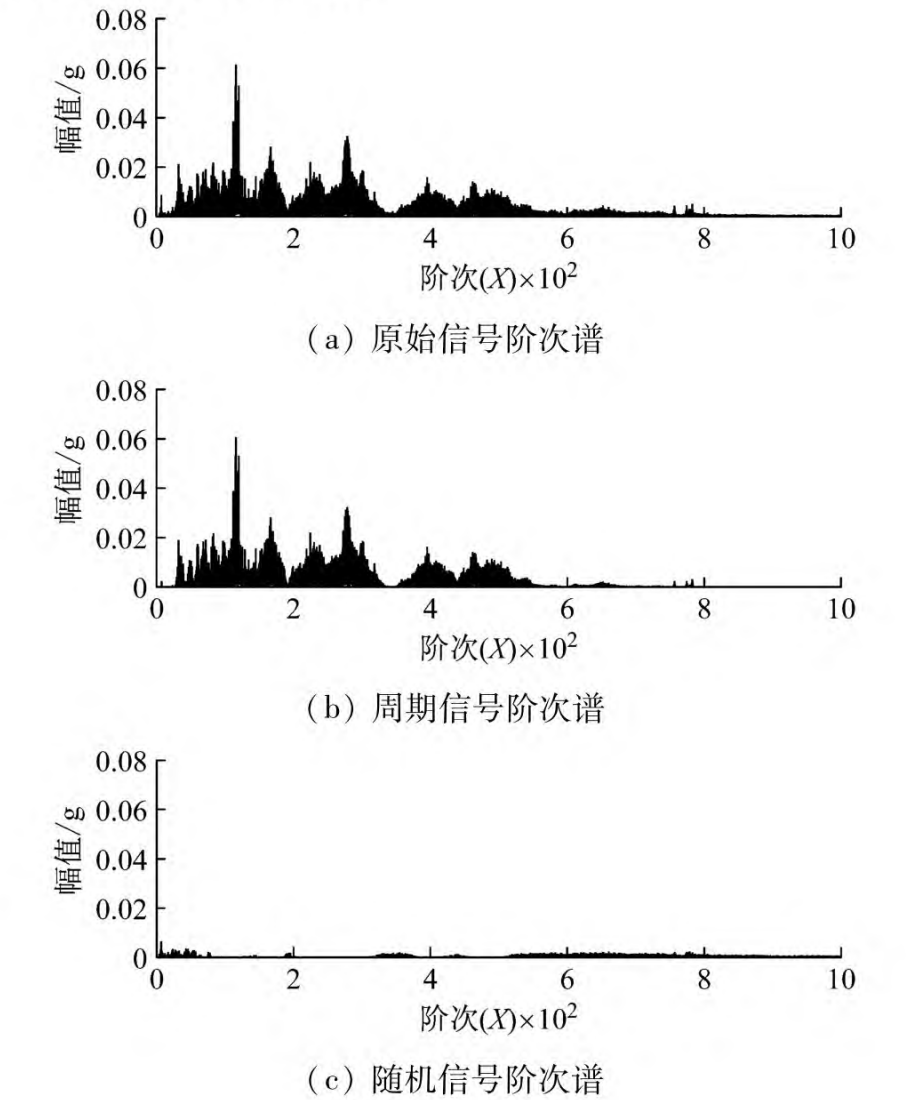


图 6 不同信号阶次谱

Fig.6 Order spectrum of different signals

3.2.2 1D-CNN 参数选择

神经网络参数主要包括:学习率、代价函数、激活函数、学习轮数、批处理大小、网络层数以及每层神经元个数等,其中前三者主要影响模型的收敛速率,学习轮数和批处理的大小主要决定模型训练时间,模型的准确率主要取决于网络层数与神经元数。

本文所使用的 1D-CNN 模型具体参数如表 2 所示。其中窗分别对应卷积层的卷积核与池化层的池化窗。

其中第一层卷积层的卷积核较大可以获取更大的感受野,类似于信号加窗处理,窗宽越大其频率分辨率越高。激活函数为 Relu 函数,由该函数对正值不饱和,相比于其他函数其权重更新更快,且可以减小梯度消失和爆炸的风险。同时为增强本文模型的泛化性和抗噪能力,对第一层大卷积核进行 0.6 的 Dropout^[20] 处理。

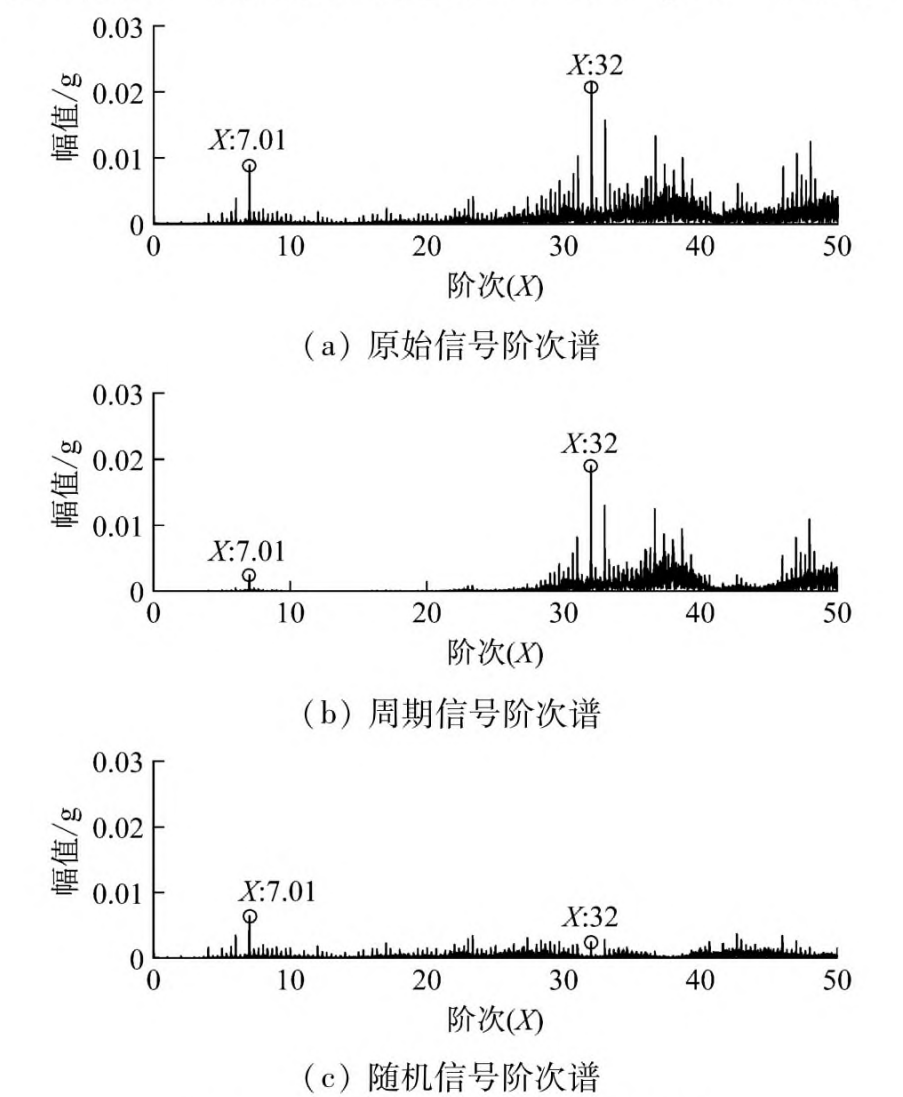


图7 不同信号阶次谱的局部放大图

Fig. 7 Local amplification of different signal order spectra

表2 本文方法的具体结构参数

Tab. 2 Specific structural parameters of the proposed method

模型结构	窗的大小×个数 (神经元个数)	步长	正则化 系数
第一层卷积层	64×1×32	16×1	0.01
第一层池化层	3×1×32	2×1	—
第二层卷积层	3×1×32	1×1	0.01
第二层池化层	3×1×32	1×1	—
第三层卷积层	3×1×64	1×1	0.01
第三层池化层	3×1×64	1×1	—
全连接层	256	—	0.01
输出层	10	—	0.01

通过其验证集与训练集的误差曲线可证明所选参数的合理性。其结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出在训练到第 5 轮时模型开始收敛,从第 20 轮后训练集与验证集的损失曲线基本重合,两者的损失率均为 0.37 左右。说明模型的泛化性能表现较好,所选参数合理。

4 实验结果与分析

为验证基于 SANC 和 1D-CNN 的齿轮箱轴承故障

智能诊断的优势与有效性,将其与常用的传统机器学习方法 SVM、同样在时间序列处理表现较好的深度学习方法 RNN 及未使用 SANC 的 1D-CNN 方法进行对比。为保证不同方法间的可比性,1D-CNN 与 RNN 所使用的优化器参数配置、代价函数与激活函数与本文方法一致,SVM 采用高斯核函数,惩罚系数与其他参数均使用默认值。每种方法各测试 10 次后取其平均值,结果如图 9 所示。

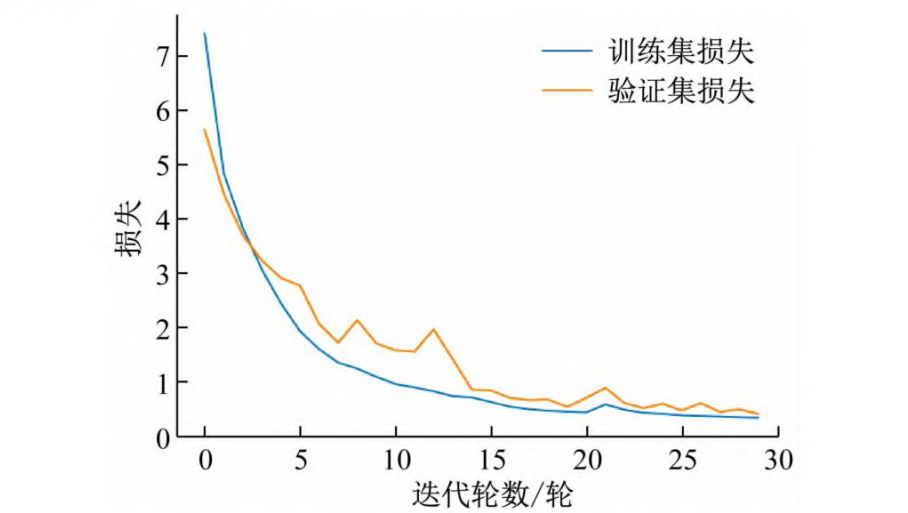


图8 损失曲线

Fig. 8 The loss curve

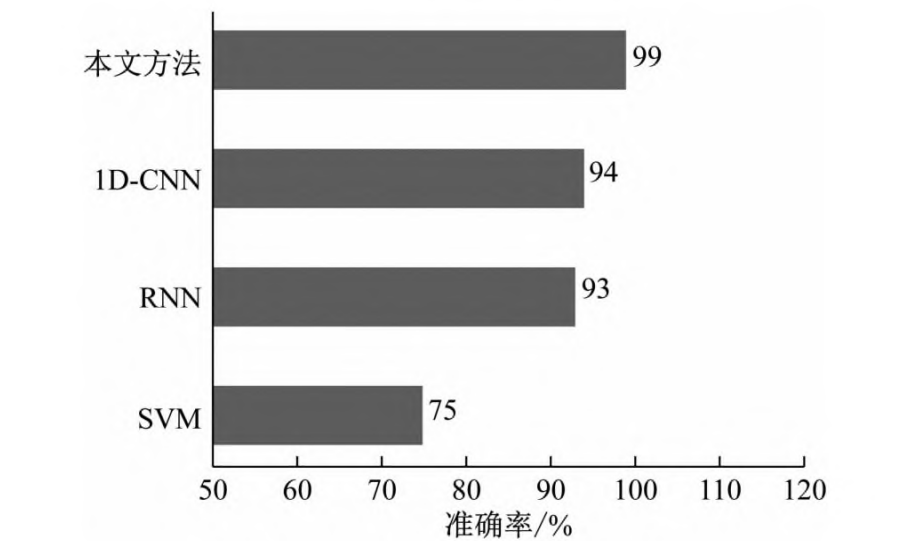


图9 不同方法的准确率对比

Fig. 9 The accuracy comparison of the different methods

从图 9 中可发现:①相比于其他模型本文所提方法表现最好,准确率达到 99% 相比于直接使用 1D-CNN 准确率提高了近 5%,原因在于 SANC 消除了齿轮等强干扰信号的影响;②1D-CNN 和 RNN 其准确率分别为 94% 和 93% 两者差别并不是很大,前者主要是在空间上对信号进行特征提取,后者是在时间上对信号进行特征提取;③对于复杂分类问题,传统机器学习方法 SVM 的表现明显不如深度学习方法,其准确率为 75%,原因在于对于复杂分类问题传统的浅层特征机器学习算法特征提取能力有限无法准确表征数据之间的映射关系;综上所述,本文所提方法相比于其他方法更有优势与有效性。

图 10 为本文方法对应的混淆矩阵,通过该图可具体了解样本中每类故障的识别情况。

其中每一行表示齿轮箱的真实健康状态,每一列表示模型预测结果。从图10可知每种状态包含100个

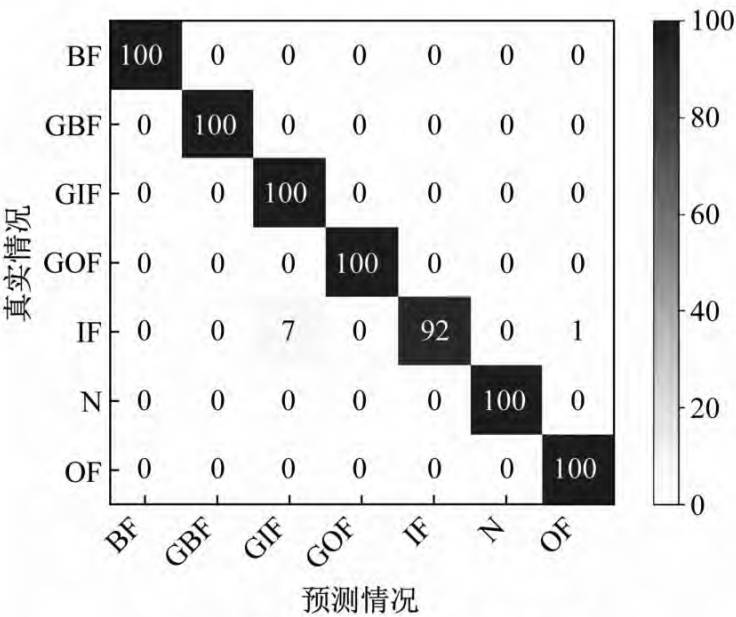


图 10 本文所提方法的混淆矩阵

Fig. 10 The confusion matrix of the proposed method

测试样本。由于单一故障中轴承内圈与外圈的信号相似,模型误将轴承内圈故障中的 1 个样本识别为轴承外圈故障。同时通过混淆矩阵也证明了 SANC 的有效性:SANC 将原始信号中的周期信号(主要是齿轮信号)过滤掉了,导致复合故障信号与单一故障信号类似,因此模型误将轴承内圈故障识别为齿轮断齿与轴承内圈故障。

5 结 论

本文方法通过使用 SANC 对信号进行预处理,将齿轮箱振动信号分离为周期性信号分量和随机信号分量,再通过 1D-CNN 对包含轴承故障特征的随机信号成分进行智能特征提取和识别。研究表明,将原信号分离为周期信号和随机信号后,有效的抑制较强齿轮振动干扰,提高了 1D-CNN 的识别准确率。相比传统的机械故障诊断方法减小了对人为因素的依赖性,同时通过与其他机器学习方法 SVM、RNN 和 1D-CNN 对比,验证了文本方法的优势与有效性。

参 考 文 献

[1] 丁康,朱小勇,陈亚华. 齿轮箱典型故障振动特征与诊断策略[J]. 振动与冲击, 2001,20(3):7-12.
DING Kang, ZHU Xiaoyong, CHEN Yahua. The vibration characteristics of typical gearbox faults and its diagnosis plan [J]. Journal of Vibration and Shock, 2001,20(3):7-12.

[2] 代士超,郭瑜,伍星. 基于同步平均与倒频谱编辑的齿轮箱滚动轴承故障特征量提取[J]. 振动与冲击, 2015, 34(21):205-209.
DAI Shichao, GUO Yu, WU Xing. Gear-box rolling bearing's fault features extraction based on cepstrum editing and time domain synchronous average [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(21):205-209.

[3] BEN ALI J , FNAIECH N, SAIDI L, et al. Application of empirical mode decomposition and artificial neural network for automatic bearing fault diagnosis based on vibration signals [J]. Applied Acoustics, 2015, 89:16-27.

[4] 徐涛,裴爱岭,刘勇. 基于谐波小波包和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2014, 31

(4):50-54.

XU Tao, PEI Ailing, LIU Yong. Fault diagnosis of roller bearings with harmonic wavelet package and SVM [J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2014, 31(4):50-54.

[5] JIA F, LEI Y, LIN J, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73:303-315.

[6] SINGH S K, KUMAR S, DWIVEDI J P. Compound fault prediction of rolling bearing using multimedia data [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(18):18771-18788.

[7] 李恒,张氢,秦仙蓉,等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(19):132-139.
LI Heng, ZHANG Qin, QIN Xianrong, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolution neural network [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19):132-139.

[8] 陈仁祥,黄鑫,杨黎霞,等. 基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2018, 31(5):161-169.
CHEN Renxiang, HUANG Xin, YANG Lixia, et al. Rolling bearing fault identification based on convolution neural network and discrete wavelet transform [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 31(5):161-169.

[9] 吴春志,江鹏程,冯辅周,等. 基于一维卷积神经网络的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22):56-61.
WU Chunzhi,JIANG Pengcheng,FENG Fuzhou,et al. Faults diagnosis method for gearboxes based on a 1-D convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock,2018, 37(22):56-61.

[10] CHEN Y, FANG H, XU B, et al. Drop an octave: reducing spatial redundancy in convolutional neural networks with octave convolution [J]. arXiv preprint arXiv: 1904.05049, 2019.

[11] ANTONI J, RANDALL R B. Unsupervised noise cancellation for vibration signals: part I, evaluation of adaptive algorithms [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(1):89-101.

[12] 贺东台,郭瑜,伍星,等. 基于自参考自适应消噪的行星轮轴承内圈故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2018, 37(17):109-114.
HE Dongtai, GUO Yu, WU Xing, et al. Fault feature extraction for a plant gear's inner race based on self-reference adaptive de-noising [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(17):109-114.

[13] RAFAELY B, ELLIOT S J. A computationally efficient frequency-domain LMS algorithm with constraints on the adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(6):1649-1655.

[14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2012.

Mechanical Transmission, 1999, 23(4):20-22.

[10] 杨通. 船用新型 RV 传动齿轮箱动力学特性研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2016.

[11] 秦大同,肖正明,王建宏. 基于啮合相位分析的盾构机减速器多级行星齿轮传动动力学特性[J]. 机械工程学报, 2011, 47(23):20-29.

QIN Datong, XIAO Zhengming, WANG Jianhong. Dynamic characteristic of multi-stage planetary gear transmission of shield machine reducer based on meshing phase analysis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(23): 20-29.

[12] ZHU C C, XU X Y, LIM T. Effect of flexible pin on the dynamic behaviors of wind turbine planetary gear drives[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(1):74-86.

[13] 孟聪,陈川,杨玉虎. 减速器模态特性分析[J]. 中国机械

工程, 2018, 29(1):8-13.

MENG Cong, CHEN Chuan, YANG Yuhu. Analysis of modal characteristics of RV reducer [J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(1):8-13.

[14] LIANG X H, ZUO M J, PANDEY M. Analytically evaluating the influence of crack on the mesh stiffness of a planetary gear set[J]. Mechanism & Machine Theory, 2014, 76(1): 20-38.

[15] CHEN Qilin, SONG Chaosheng, ZHU Caichao, et al. Manufacturing and contact characteristics analysis of internal straight beveloid gear pair [J]. Mechanism and Machine Theory, 2017, 114(1):60-73.

[16] 邢估慧,黄河,张家云,等. 碟形弹簧力学性能研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(22):167-172.

XING Jihui, HUANG He, ZHANG Jiayun, et al. Study on mechanical properties of dish springs[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(22):167-172.

(上接第 209 页)

[15] 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.

[16] JING L, ZHAO M, LI P, et al. A convolutional neural network based feature learning and fault diagnosis method for the condition monitoring of gearbox[J]. Measurement, 2017, 111: 1-10.

[17] SUN W, ZHAO R, YAN R, et al. Convolutional discriminative feature learning for induction motor fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1350-1359.

[18] 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.

[19] ZEIDLER J R. Performance analysis of LMS adaptive prediction filters [J]. Proceedings of the IEEE, 1990, 78(12): 1781-1806.

[20] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors [J]. Computer Science, 2012, 3(4): 212-223.