

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.08.002

基于振动信号显著性序列的滚动 轴承状态诊断方法研究^{*}

刘志翔¹, 朱 明², 付 铭², 梅 杰², 徐 惠^{3,4}, 聂德鑫^{3,4}, 李永祥¹

(1. 国网山西省电力公司 电力科学研究院, 山西 太原 030001; 2. 华中科技大学 电子信息与通信学院, 湖北 武汉 430074; 3. 南瑞集团(国网电力科学研究院)有限公司, 江苏 南京 211106;
4. 国网电力科学研究院 武汉南瑞有限责任公司, 湖北 武汉 430074)

摘要:为提升基于时域信号的滚动轴承状态诊断准确率,提出了一种基于振动信号显著性序列的滚动轴承状态诊断方法。首先,将采集得到的振动信号归一化后进行了傅里叶变换,得到对数幅度谱和平均对数谱,并将二者相减获得了信号的谱残差;然后,对谱残差通过傅里叶逆变换映射回时间域,得到了信号的显著性序列;最后,将显著性序列输入到状态诊断模型中,对滚动轴承运行状态进行了分类,实现了对滚动轴承的状态诊断。实验及研究结果表明:相对于原振动信号,显著性序列可以有效地提高分类准确率,特别是对信噪比(SNR)较差的振动信号,如混有-6 dB的高斯白噪声,以支持向量机(SVM)及卷积神经网络(CNN)分别作为状态诊断模型,显著性序列的状态诊断准确率较原振动信号可分别提高9%和10.75%;对于利用卷积神经网络的状态诊断模型,显著性序列还能有效缩短网络模型训练时间,提高系统的时效性。

关键词:振动信号;滚动轴承状态诊断;显著性序列;谱残差;机器学习

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)08-0944-08

Rolling bearing state diagnosis method based on vibration signal significance sequence

LIU Zhi-xiang¹, ZHU Ming², FU Ming², MEI Jie², XU Hui^{3,4}, NIE De-xin^{3,4}, LI Yong-xiang¹

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Shanxi Province, Taiyuan 030001, China; 2. School of Electronic Information and Communication, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
3. NARI Group(State Grid Corporation of China), Nanjing 211106, China; 4. State Grid Electric Power Research Institute Wuhan NARI Group, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to improve the accuracy rate of state diagnosis of rolling bearing based on time domain signals, a novel diagnosis system which combined significance sequence of vibration signals and machine learning was proposed. Firstly, the residual spectral of the signal was obtained by subtracting the logarithmic amplitude spectrum from the mean logarithmic amplitude spectrum which was acquired by analyzing the normalized vibration signals in frequency domain. Then, the spectral residual of the vibration signals was mapped back to the time domain by inverse Fourier transform to obtain the significance sequence. Finally, the state diagnosis model was used to classify the significance sequence to achieve fault detection of the bearing state. The experiment results indicate that the significant sequence can effectively improve the classification accuracy rate comparing with the original vibration signal, especially for the vibration signal mixed with the different signal noise ratio (SNR) of Gaussian white noise, such as mixed with white Gaussian noise of -6 dB, using support vector machine(SVM) or convolution neural network(CNN) as the state diagnosis model respectively, the significance sequence can respectively improve the accuracy rate of state diagnosis by 9% and 10.75%. What's more, this method can also effectively shorten the training time of the network model.

Key words: vibration signal; rolling bearing status diagnosis; significance sequence; spectral residual; machine learning

收稿日期:2020-10-10

基金项目:国家电网有限公司科技资助项目(SCSXDK00SPJS1900141)

作者简介:刘志翔(1991-),男,山西太原人,工程师,主要从事高电压与绝缘技术、电力设备带电检测技术等方面的研究。E-mail:lx_sxdky@163.com

0 引言

滚动轴承大量使用于机械、电力等系统中,其运行状态与设备整体性能息息相关,如果轴承发生故障,则会造成设备运行不稳定,严重时甚至会发生人员伤亡事件^[1-3]。

把振动信号用于滚动轴承故障诊断十分有用,如何提高基于振动信号的滚动轴承状态诊断率是当前热门的研究方向^[4,5]。其中,机器学习对于识别轴承各运行状态较为有效。但在故障早期,滚动轴承振动信号的特征信息微弱,受到噪声干扰较大^[6,7],所以仅将振动信号输入机器学习模型中直接分类,轴承状态诊断效果并不理想。因此,找到一种合适的信号处理方法,与机器学习相结合,提高基于振动信号和机器学习的滚动轴承状态诊断正确率具有重要意义。

近年来,利用信号处理技术提高轴承状态诊断准确率的研究方向主要集中在频域和时频域。文献[8,9]将滚动轴承振动信号的频域统计指标输入机器学习模型,实现了对轴承状态的诊断,但是该方法无法适用于复杂的应用场景^[10]。文献[11,12]将轴承振动信号通过短时傅里叶变换得到振动图像,输入至深度学习模型中,对轴承进行了状态诊断;但是将振动信号转为二维图像时,破坏了时域数据间的关联度^[13]⁴⁵⁻⁴⁶,而时域信号保存着滚动轴承最全面的信息^[14,15]。李文峰等人^[16]提出了 TALAF 和 THIKAT 两个时域指标,提高了轴承故障预测的准确性;但该方法不能与机器学习相结合。EREN L 等人^[17]将轴承信号输入卷积-长短期记忆递归神经网络中,对轴承进行了状态诊断;但该方法没有对有噪声情况进行测试。

综上所述,本文从时域信号角度出发,提出一种基于振动信号显著性序列的滚动轴承状态诊断方法。该方法通过将振动信号进行谱残差运算得到显著性序列,并输入到机器学习网络中实现轴承状态诊断。

1 显著性序列

显著性序列是通过将振动信号进行谱残差处理而得到的。谱残差视觉显著性理论由 HOU Xiao-di^[18]于 2007 年首次提出,在图像处理领域得到了广泛应用。

SHEKAR B H 等人^[19]利用谱残差显著图对视频镜头边界进行了检测,该方法对大多数视频给出了较高的准确率、召回率和 F1-score。LIU Kun 等人^[20]将谱残差与相位谱加权结合在一起构造显著图,对有雾天气下道路上的物体进行了检测。LI Shao-dan 等人^[21]采用谱残差模型,对卫星图像进行了目标检测,

发现该方法适合从卫星图像中快速提取农村居住区。闫成章等人^[22]利用谱残差对合成孔径雷达图像进行了显著性检测,得到了显著图,用以检测不同状况下的合成孔径雷达图像船舶目标。QIN Yao 等人^[23]将谱残差用于害虫的边缘检测,该方法能准确地检测出害虫的位置,提高了边缘检测的效果。REN Han-sheng 等人^[24]于 2019 年将该方法应用于一维时间序列,从而实现了对时间序列进行异常检测;但是该方法尚未在状态诊断领域得到应用。

1.1 显著性序列算法步骤

从信息论的角度来看,有效编码可将振动信号分为两个部分,分别为信号特征部分和由编码系统抑制的冗余信息,这种冗余对应于环境的统计不变性。通过去除冗余信息,就可以获得信号特征部分,即显著目标^[25,26]。

显著性序列算法主要包括 3 个步骤:(1)获得振动信号的对数幅度谱和平均对数谱;(2)获得信号的谱残差;(3)获得信号的显著性序列。

显著性序列具体流程如图 1 所示。

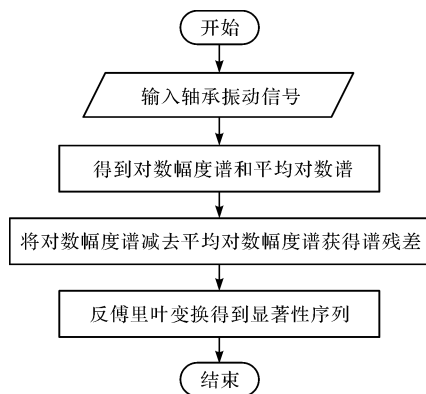


图1 针对滚动轴承的显著性序列流程图

(1)首先,将原始振动信号分为若干个相同长度的子序列,并对子序列进行归一化处理;然后,对该信号进行傅里叶变换,得到其幅度谱 $F(x)$,并进行对数运算,得到对数幅度谱 $L(f)$;最后,将对数幅度谱与滤波器 h_q 进行卷积运算,得到平均对数谱 $AL(f)$ 。其中,滤波器为非局部均值滤波器,相对于原显著性序列方法选取的局部均值滤波器对滤波器内时间序列作平均,该滤波器可以更突出时间序列的特点。

平均对数谱 $AL(f)$ 表达式为:

$$AL(f) = L(f) * h_q \quad (1)$$

式中: q —设定的局部均值滤波器的大小。

其中:

$$h_q = \frac{1}{q(q-2)} \left[0, 1, \dots, \frac{q}{2} - 1, \frac{q}{2} - 1, \dots, 1, 0 \right]。$$

(2) 谱残差 $R(f)$ 可通过对数幅度谱 $L(f)$ 减去平均对数谱 $AL(f)$ 获得, 即:

$$R(f) = L(f) - AL(f)$$

(2)

(3) 显著性序列可由谱残差经过傅里叶逆变换映射回时间域得到, 其计算方法为:

$$S(x) = \| F^{-1}[\exp(R(f) + iP(f))] \|$$

(3)

式中: F^{-1} —傅里叶逆变换; $P(f)$ —原振动信号序列 x 的相位谱。

$P(f)$ 计算公式如下:

$$P(f) = \arctan \frac{\text{Im}(F(x))}{\text{Re}(F(x))}$$

(4)

式中: $\text{Im}(F(x))$, $\text{Re}(F(x))$ —振动信号经傅里叶变换后得到的频谱虚部和实部。

1.2 轴承振动信号数据集

本文利用美国凯斯西储大学的轴承故障公开数据库^[27]完成滚动轴承状态诊断的验证工作。该数据通过加速度传感器采集得到, 其中, 传感器采样频率为 12 kHz 和 48 kHz 两种。待测轴承共包含正常、球外故障、内圈故障和外圈故障 4 种状态, 故障类型为使用电火花加工引入单点故障。轴承型号共有两种: (1) SKF 型号轴承, 引入的单点故障直径为 0.007 inch, 0.014 inch, 0.021 inch; (2) NTN 型号轴承, 引入的单点故障直径为 0.021 inch 和 0.028 inch。

两种型号的轴承分别在 0 hp、1 hp、2 hp、3 hp 的电

机负载工况下运转^[28,29], 待测轴承及其状态如表 1 所示。

表 1 待测轴承及其状态

轴承型号	单点故障 直径/inch	轴承状态			负载/hp			
SKF	0.007	正 常	球 外 故 障	内 圈 故 障	外 圈 故 障	0		
	0.014							
NTN	0.021						2	
	0.021							3
	0.028							

1.3 显著性序列结果

1.3.1 原始振动信号与显著性序列

在本次实验中, 笔者将以正常状态, 直径为 0.007 inch 的球外故障、内圈故障和外圈故障 4 种数据为例进行论述。

实验装置由电动机驱动, 在负荷为 0 hp 时, 电动机上的转轴以恒定速度 1 797 r/min 转动, 其旋转频率为转速除以 60, 信号采样频率为 12 kHz, 则轴承旋转一周的采样点数为采样频率除以旋转频率, 约 400。

由 1.2 节知, 实验装置在 0 hp、1 hp、2 hp、3 hp 4 种负荷条件下运行, 笔者据此将数据集分成 4 类, 每类包含以上几种运行状态的振动信号数据集。笔者选取负载为 0 hp 数据集下的 4 类轴承振动信号进行归一化处理, 然后画出相应的时域波形图及其对应的显著性序列, 如图 2 所示。

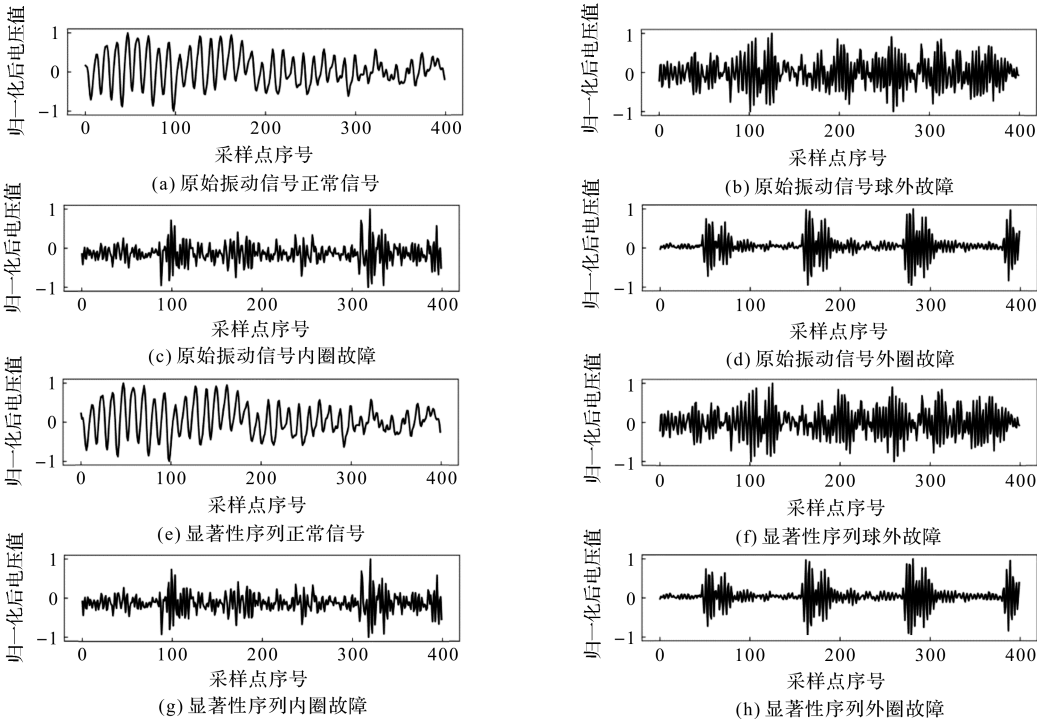


图 2 不同状态下轴承原始振动信号及其显著性序列

由图 2 可以发现, 显著性序列较原始振动信号有部分显著突出点。

观察原始信号和显著性序列的频谱图, 如图 3 所示。

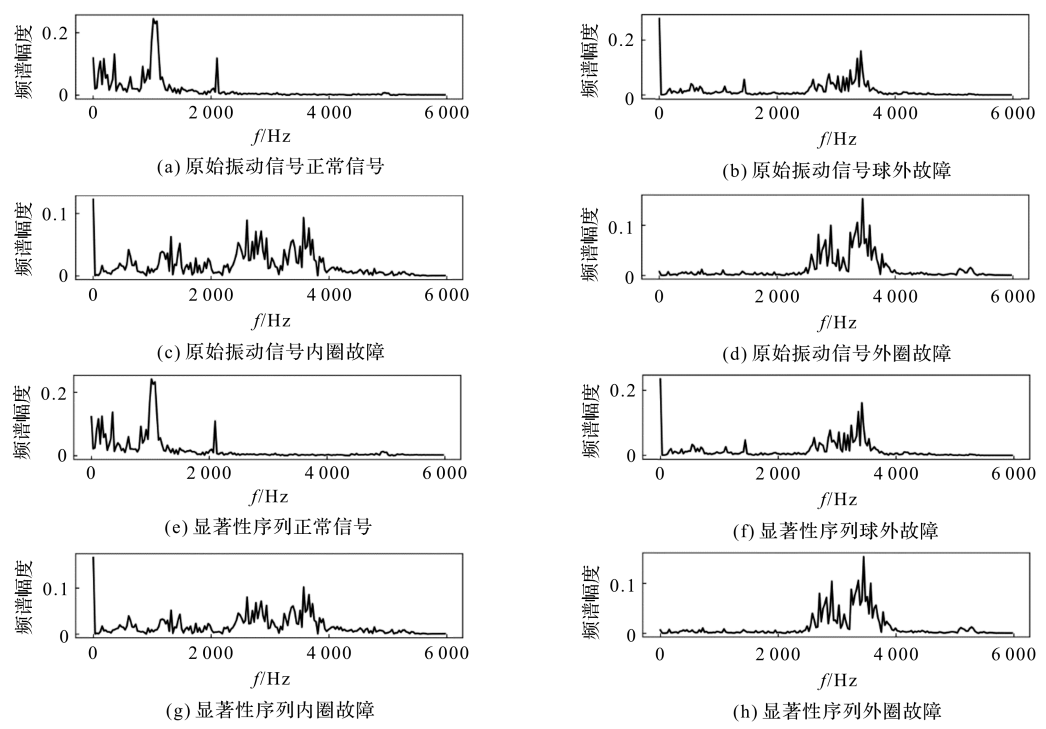


图 3 原始振动信号及其显著性序列的频谱图

由图 3 发现,信号在高频时较原始振动信号的频谱图凸起更为明显,尤其对于正常信号,在频率为 5 000 Hz 时,显著性序列较原始振动信号的幅度更大。由此可见,显著性序列在一定程度上放大了原始振动信号中具有显著特征的频率。

1.3.2 不同噪声下原始振动信号与显著性序列

图 2 给出的振动信号的信噪比 (signal-noise ratio,

SNR) 很高,偏向于实验室理论研究验证。而在实际应用中,轴承的工作环境会包含一定量的噪声。

下面笔者将利用对原始振动信号添加不同信噪比的高斯白噪声,模拟现实生产生活中的不同环境噪声对振动信号的影响,从而分析显著性序列对于含噪信号的影响。

对图 2 的原始振动信号加入信噪比为 -6 dB 的噪声,获得含有噪声的信号,如图 4 所示。

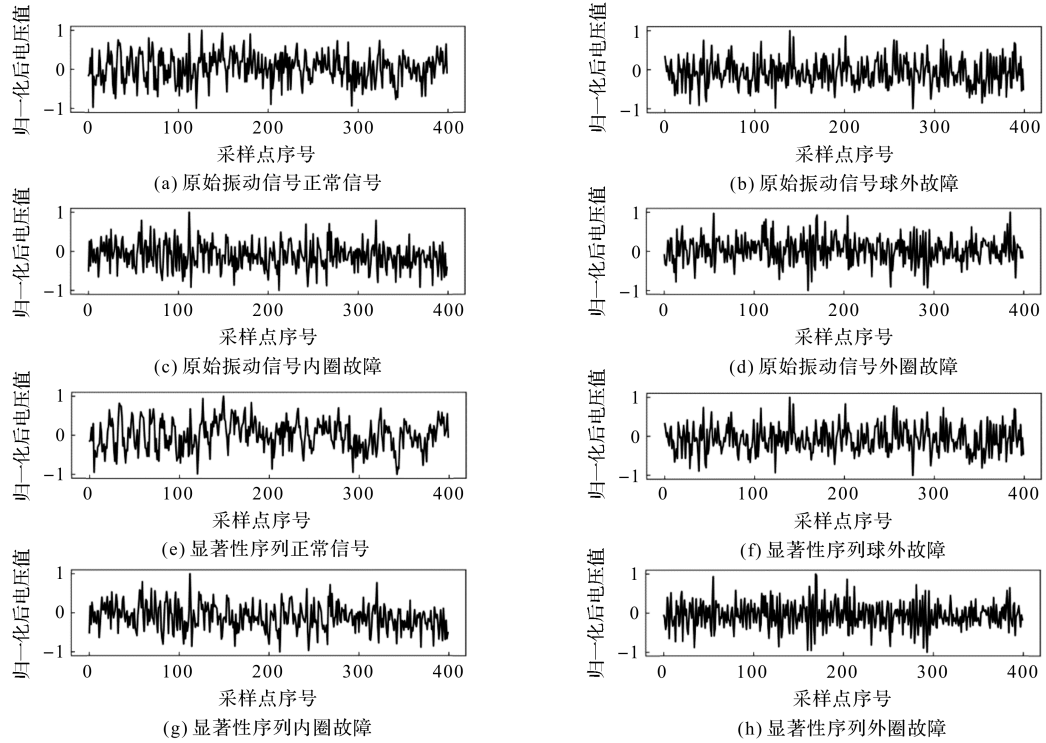


图 4 加入信噪比 $SNR = -6$ dB 噪声时的原始振动信号及其显著性序列

由图 4 可知,含有噪声的原振动信号与未加噪声的图 2 相比,周期性规律已很不明显,即图 4(a~d)信号之间的区别几乎无法用肉眼辨别;而图 4(e~h)显著性序列较原始振动信号图 4(a~d)能显示出一定规

律性,图 4(e~h)信号之间的变化趋势已被显著增强,特别是图 4(e)的低频周期性已然显现。

同时,笔者对比观察无噪声信号频谱图(图 3)和含噪信号频谱图,如图 5 所示。

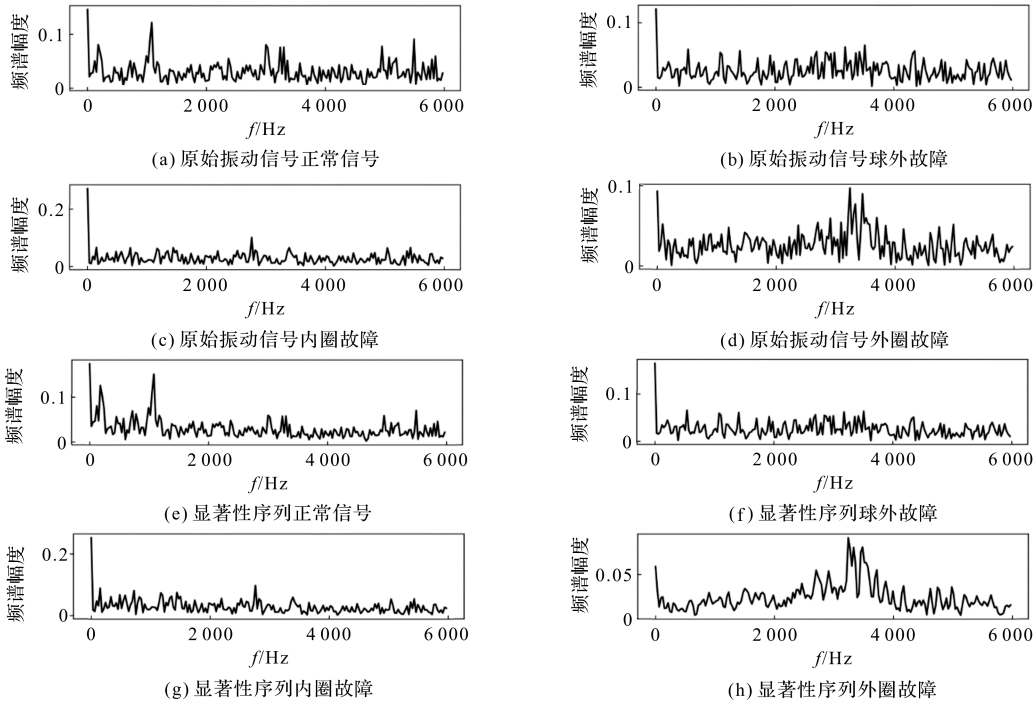


图 5 含 $SNR = -6$ dB 高斯白噪声原始振动信号及其显著性序列的频谱图

图 5 中,与未加噪声的图 3 相比,加入噪声后原振动信号的频谱图较难看出其频率特征,而图 5 中显著性序列在频率较高时的频谱幅度较原始振动信号有明显减小,即显著性序列对于高频噪声频率有抑制作用。

综合考虑 0 hp 数据集下无噪声的显著性序列及含噪声的显著性序列较原始振动信号的变化,可以发现,显著性序列对无噪声信号的微小特征频率有放大作用;同时,对于噪声信号的频率有抑制作用,这对于发现和获取振动信号特征具有很大帮助作用。

本节通过时域图和频域图对显著性序列有了一些直观了解。而能否利用显著性序列提高振动信号的分类识别,提升振动状态诊断率,是本文的研究重点。

2 状态诊断模型及参数选择

当前状态诊断模型主要采用机器学习模型,本文将分别利用传统机器学习模型支持向量机和深度学习模型卷积神经网络,验证显著性序列对振动状态诊断率的提升。

2.1 支持向量机参数选择

支持向量机^[30,31]是一种典型的二分类问题。决策函数只依赖于支持向量,与训练样本总数无关,分类

速度比较快,其参数包括核函数、惩罚系数和核函数系数。一般经验下,核函数首选高斯径向基函数。对于惩罚系数 C , C 越大,在训练样本中准确率越高,但是容易过拟合; C 越小,容易欠拟合。对于核函数系数 γ , γ 越大,支持向量越少; γ 越小,支持向量越多,而支持向量的个数影响训练和预测的速度^[32,33]。

在一定程度上,显著性改变了数据分布特点;因此,本文选择能分别使原振动信号和显著性序列均达到最大准确率的参数。对于原振动信号, C 确定为 10, γ 确定为 0.06;对于显著性序列, C 确定为 10, γ 确定为 0.03。

2.2 卷积神经网络参数选择

卷积神经网络是一种可对输入信号进行特征提取和分类的前馈神经网络,其结构层次包括卷积层、激活层、池化层和全连接层^[34-36]。

许爱华等人^[13]47]指出,通过增加 CNN 网络层数的方法提高模型训练和测试的准确率,仅针对二维(如图像)、三维数据才有效,而针对本文中所采取的一维数据,大幅度增加网络层数对于提升训练和测试的准确度没有明显效果。本节通过选择合适的网络参数及网络深度,可提高网络的性能。

影响卷积神经网络分类准确率的因素主要有优化器、学习率、批处理样本数量、网络结构及卷积层超参数的选择等^[37,38]。其中,优化器可以尽可能地在不过拟合的情况下降低损失值,学习率可以影响优化器的收敛速度。对于批处理样本数量来说,数量过大,模型训练时间过长、数量过小,模型会难以收敛。对于卷积核尺寸来说,卷积核过大,模型的参数会变多,模型性能变低,卷积核过小,则对稀疏数据的特征提取不友好。

为有效减少模型参数以及保证模型特征提取能力,本文选择 Adam 作为 CNN 网络的优化器,学习率为 0.001,批处理样本数量定为 64,卷积层定为 3 层,其中,第一、二、三层卷积层的卷积核大小均设为 1×3。

3 实验验证

按照第 2 节所设定支持向量机和卷积神经网络的参数,笔者搭建滚动轴承故障诊断模型,并分别在无噪及含噪条件下进行实验,得到相应的诊断正确率,从而对显著性序列是否能提高时域下振动信号的诊断准确率进行验证。

具体实验流程如图 6 所示。

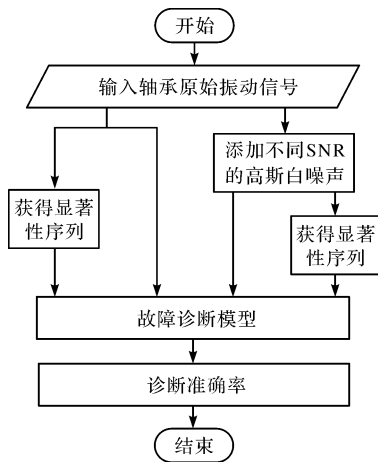


图 6 实验流程图

3.1 支持向量机实验结果

按照 2.1 节所设定参数,笔者分别在无噪及含噪条件下进行实验,得到对应的诊断正确率。

首先,针对无噪信号,笔者在负载为 0 hp、1 hp、2 hp、3 hp 的数据集进行测试,其结果如表 2 所示。

表 2 不同负载下显著性序列与原始振动信号的诊断正确率

数据集	原振动信号/(%)	显著性序列/(%)
0 hp	97.5	97.5
1 hp	97.5	99
2 hp	98.25	99.5
3 hp	97.5	98.5

可以发现,对 0 hp 数据集,两者可达到相同诊断率;但对 1 hp、2 hp、3 hp 数据集,显著性序列的诊断准确率较原始振动信号有一定提高,特别是 2 hp 的诊断准确率可提高到 99.5%。

针对含噪信号,笔者以 0 hp 数据集为例介绍实验结果。为便于直接对比,将显著性序列与原始振动信号分别加入相同信噪比的高斯白噪声后,输入到“相同”SVM 模型,得到的正确率结果如图 7 所示。

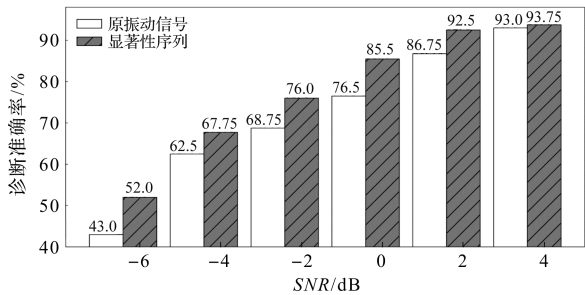


图 7 不同信噪比的高斯白噪声下原始振动信号和显著性序列的分类正确率

由图 7 可知,较原始振动信号,显著性序列对于含噪信号的分类准确率有一定提高;且相对于原显著性序列选取的局部均值滤波器,非局部均值滤波器很好地解决了对于加入 $SNR = -4$ dB 的噪声之后准确率下降的问题。

由此可见,显著性序列可以更好地提取研究对象特征,具有一定的抗噪声能力,可适用于包含噪声的振动信号。

3.2 卷积神经网络结果

与 3.1 节相同过程,笔者按照 2.2 节所设定参数,分别在无噪及含噪条件下进行实验。实验所使用的 CNN 通过 Pytorch 实现,操作环境为一台使用 i5 - 3210 中央处理器的计算机,未采用 GPU 加速。

针对无噪信号,本文 CNN 在负载为 0 hp、1 hp、2 hp、3 hp 下的数据集测试结果,如表 3 所示。

表 3 不同负载下显著性序列和原始振动信号诊断正确率

数据集	原始振动信号		显著性序列	
	诊断准确率/(%)	训练时间/s	诊断准确率/(%)	训练时间/s
0 hp	100	14.3	100	7.6
1 hp	100	6.2	100	3.9
2 hp	100	8.0	100	4.9
3 hp	100	7.2	100	4.7

由表 3 可知,在 4 个数据集下,显著性序列和原始振动信号的诊断正确率均达到 100%;但在达到相同诊断准确率时,显著性序列较原振动信号用时更短,效率更高。该结果说明,显著性序列提高了 4 类运行状

态的区别度。

针对含噪信号,笔者仍以 0 hp 数据集为例介绍实验结果,将显著性序列与原始振动信号分别加入相同信噪比的高斯白噪声后,输入到“相同”CNN 模型,得到了分类正确率结果,如图 8 所示。

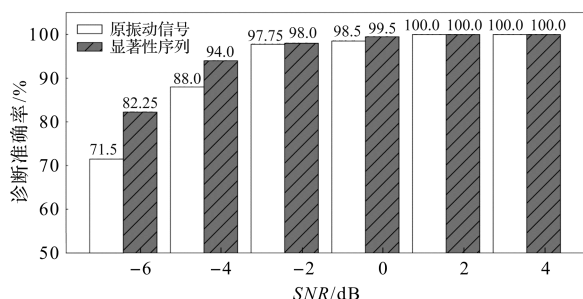


图 8 不同信噪比的高斯白噪声下原始振动信号和显著性序列的分类正确率

由图 8 可知,显著性序列比原始信号识别率都有一定提高,特别在 SNR 较小,例如为 -6 dB 时,较原始振动信号直接输入卷积神经网络进行分类,显著性序列正确率从 71.5% 提高到了 82.25%。因此,显著性序列具有更好的抗噪声能力,更适用于包含噪声的振动信号对应的实际工况。

笔者按照第 2 节所设定支持向量机和卷积神经网络的参数,分别搭建了轴承故障诊断模型。首先,对比了不同负载下原振动信号和显著性序列在两种故障诊断模型中的诊断正确率;然后,比较了利用 CNN 模型分类时原振动信号和显著性序列达到诊断识别率为 100% 的训练时间;最后分别在无噪及含噪条件下进行了实验,以验证显著性序列能否提高轴承运行状态诊断率。

笔者发现:(1)针对不同负载下的轴承振动信号,显著性序列可提高诊断准确率,如利用 SVM 对负载为 hp 的轴承状态进行诊断时,较原振动信号的诊断准确率提高到 99.5%;(2)对于不同负载下的轴承振动信号,显著性序列还可以缩短其训练时间,如在负载为 0 hp 时,显著性序列训练达到 100% 的时间为 7.6 s,较原振动信号提高了 6.7 s;(3)无论是对于无噪信号还是含噪信号,显著性序列均可提高轴承诊断准确率,比如在 SNR 为 -6 dB 时,较原始振动信号直接输入卷积神经网络进行分类,显著性序列诊断准确率提高了 10.75%。

因此,显著性序列可以有效提高振动信号的分类效果,从而提高轴承振动信号的诊断准确率。

4 结束语

为了提高轴承振动信号在时域方面的诊断准确

率,本文提出了一种基于振动信号显著性序列的滚动轴承状态诊断方法;采用支持向量机和卷积神经网络,在美国凯斯西储大学轴承公开数据集上进行了对比实验,验证了显著性序列可有效提高信号在时域上的分类效果。主要结论如下:

(1)与原振动信号相比,显著性序列对无噪声信号的微小频率有放大作用,对噪声信号的频率有抑制作用;

(2)针对不同负载的无噪信号,显著性序列可提高轴承状态诊断准确率,并能缩短模型训练时间;

(3)针对含噪信号,显著性序列可有效提高其诊断准确率。在信噪比为 -6 dB 时,以支持向量机作为故障诊断模型时,显著性序列的诊断正确率较原始振动信号提高了 9%;以卷积神经网络作为故障诊断模型时,显著性序列较原始振动信号的诊断正确率提高了 10.75%。

故障诊断主要分为信号处理、特征提取以及故障分类 3 步,笔者后续将把研究重点放在特征向量的提取上,以提高故障分类的精度,缩短模型的训练时间。

参考文献 (References):

- [1] LI Wei, QIU Ming-quan, ZHU Zhen-cai, et al. Bearing fault diagnosis based on spectrum images of vibration signals [J]. *Measurement Science and Technology*, 2016, 27 (3): 35005.
- [2] ZHANG Bo, LI Wei, HAO Jie, et al. Adversarial adaptive 1-D convolutional neural networks for bearing fault diagnosis under varying working condition [EB/OL]. (2018-05-09) [2020-10-09]. <https://arxiv.org/pdf/1805.00778.pdf>
- [3] 杜小磊,陈志刚,许旭,等.基于小波卷积自编码器和 LSTM 网络的轴承故障诊断研究[J]. *机电工程*, 2019, 36 (7): 663-668.
- [4] 岳建海,裴正定.信号处理技术在滚动轴承故障诊断中的应用与发展[J]. *信号处理*, 2005 (2): 185-190.
- [5] 刘嘉濛,郑凡帆,梁丽冰,等.基于领域对抗网络的轴承故障诊断方法研究[J]. *机电工程*, 2020, 37 (3): 227-233.
- [6] 武海彬,卜明龙,刘圆圆,等.基于 SDP 图像与 VGG 网络的旋转机械转子故障诊断研究[J]. *机电工程*, 2020, 37 (9): 1069-1074.
- [7] 林思苗,张艳荣,郭丽萍.改进 WMRA 在滚动轴承故障诊断研究中的应用[J]. *机电工程*, 2017, 34 (11): 1255-1258, 1303.
- [8] 余清,范智源,盛浩然,等.基于 SVM 的卷接机组刀盘半轴机构轴承故障识别方法[J]. *烟草科技*, 2020, 53 (6): 96-102.
- [9] 解晓婷,李少波,杨观赐,等.基于 FFT 与 CS-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2019 (4): 90-94.
- [10] 蹇清平.信号处理技术在轴承故障诊断中的应用综述[J]. *内燃机与配件*, 2019 (18): 172-173.
- [11] LI Ming-yong, WEI Qing-min, WANG Hong-ya, et al.

- Research on fault diagnosis of time-domain vibration signal based on convolutional neural networks[J]. **Systems Science & Control Engineering**, 2019, 7(3): 73-81.
- [12] 曹现刚, 张国祯, 张鑫媛, 等. 基于振动图像和 DCNN 的采煤机滚动轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2020, 41(7): 149-152.
- [13] 许爱华, 杜洋, 袁涛. 基于深度学习的电机轴承故障诊断研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(3): 45-48, 54.
- [14] 覃爱淞, 胡勤, 张清华, 等. 基于量纲一指标和极限学习机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2019, 47(19): 171-175.
- [15] KHORRAM A, KHALOOEI M, REZGHI M. End-to-end CNN + LSTM deep learning approach for bearing fault diagnosis[J]. **Applied Intelligence**, 2020: 1-16.
- [16] 李文峰, 许爱强, 孙纪杰, 等. 滚动轴承时域新指标的 WNN 状态退化预测研究[J]. 机械传动, 2016, 40(6): 36-41.
- [17] EREN L, INCE T, KIRANYAZ S. A generic intelligent bearing fault diagnosis system using compact adaptive 1D CNN classifier[J]. **Journal of Signal Processing Systems**, 2019, 91(2): 179-189.
- [18] HOU Xiao-di, ZHANG Li-qing. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach[C]. 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii: IEEE, 2007.
- [19] SHEKAR B H, UMA K P, HOLLA K R. Shot Boundary Detection Using Correlation Based Spectral Residual Saliency Map[C]. 2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). Jaipur: IEEE, 2016.
- [20] LIU Kun, TIAN Jia, SU Xiu-qiang, et al. Hierarchical Saliency Detection under Foggy Weather Fusing Spectral Residual and Phase Spectrum[C]. Chinese Conference on Pattern Recognition. Springer, Singapore: [s. n.], 2016.
- [21] LI Shao-dan, TANG Hong, YANG Xin. Spectral residual model for rural residential region extraction from GF-1 satellite images[J]. **Mathematical Problems in Engineering**, 2016(2016): 1-13.
- [22] 闫成章, 刘畅. 基于显著性的 SAR 图像船舶目标检测方法[J]. 中国科学院大学学报, 2019, 36(3): 401-409.
- [23] QIN Yao, WU Yan-li, WANG Qi-fu, et al. Method for pests detecting in stored grain based on spectral residual saliency edge detection[J]. **Grain & Oil Science and Technology**, 2019, 2(2): 33-38.
- [24] REN Han-sheng, XU Bi-xiong, WANG Yu-jing, et al. Time-Series Anomaly Detection Service at Microsoft[C]. Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Anchorage: [s. n.], 2019.
- [25] PEDROSA G V, TTAÏNA A J M. Encoding Visual Attention Features for Effective Biomedical Images Retrieval [C]. 2016 IEEE 29th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS). Dublin: IEEE, 2016: 235-240.
- [26] QIN Shi-yu, WANG Lan, CHENG Hua, et al. Infrared Image Saliency Detection Based on Human Vision and Information Theory[C]. 2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, Biomedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). Datong: IEEE, 2016: 484-488.
- [27] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2015, 64: 100-131.
- [28] 房昕宇, 金隼, 唐水龙. 基于 S 变换和 XGBoost 算法的进给系统轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2020, 36(4): 69-74.
- [29] ZHANG Cheng, XU Li-qing, LI Xing-wang, et al. A Method of Fault Diagnosis for Rotary Equipment Based on Deep Learning[C]. 2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing). Chongqing: IEEE, 2018: 958-962.
- [30] XIA Yi-fan, HOU Yong-chao, LV Shao-gao. Learning Rates for Partially Linear Support Vector Machine in High Dimensions[EB/OL]. (2020-06-05) [2020-10-09]. <https://arxiv.org/pdf/2006.03288.pdf>
- [31] THARWAT A. Behavioral Analysis of Support Vector Machine Classifier with Gaussian Kernel and Imbalanced Data[EB/OL]. (2020-07-09) [2020-10-09]. <https://arxiv.org/abs/2007.05042>
- [32] 梁治华, 曹江涛, 姬晓飞. 基于 EEMD 和 CS-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2019, 36(6): 622-627.
- [33] 孙小权, 邹丽英. 基于 SVM 的图像识别在零件分拣系统中的应用[J]. 机电工程, 2018, 35(12): 1353-1356.
- [34] KIRANYAZ S, AVCI O, ABDELJABER O, et al. 1D Convolutional Neural Networks and Applications: A Survey[EB/OL]. (2020-05-09) [2020-10-09]. <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1905/1905.03554.pdf>
- [35] 焦瀚晖, 胡明辉, 王星, 等. 基于特征快速构造与卷积神经网络的机泵故障识别研究[J]. 机电工程, 2020, 37(9): 1063-1068.
- [36] 郑煜, 王凯, 杨利红. 滚动轴承早期故障优化自适应随机共振诊断法[J]. 轻工机械, 2020, 38(2): 74-76, 83.
- [37] LI Tian-fu, ZHAO Zhi-bin, SUN Chuang, et al. Wavelet-KernelNet: An Interpretable Deep Neural Network for Industrial Intelligent Diagnosis[EB/OL]. (2020-05-06) [2020-10-09]. <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1911/1911.07925.pdf>
- [38] LU Hao-ye, ZHANG Hao-long, NAYAL A. A Deep Neural Network for Audio Classification with a Classifier Attention Mechanism[EB/OL]. (2020-06-14) [2020-10-09]. <https://arxiv.org/pdf/2006.09815.pdf>

[编辑:李辉]

本文引用格式:

刘志翔, 朱明, 付铭, 等. 基于振动信号显著性序列的滚动轴承状态诊断方法研究[J]. 机电工程, 2021, 38(8): 944-951.

LIU Zhi-xiang, ZHU Ming, FU Ming, et al. Rolling bearing state diagnosis method based on vibration signal significance sequence[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(8): 944-951.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>