

基于机匣信号的滚动轴承故障卷积神经网络诊断方法

张向阳¹, 陈果¹, 郝腾飞², 贺志远¹, 李栩进¹, 成震杰¹

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106;

2. 南京工程学院 汽车与轨道交通学院, 南京 211167)

摘 要: 针对在滚动轴承故障激励下的机匣微弱故障特征, 提出了基于卷积神经网络(CNN)的故障诊断方法。利用矩阵图法、峭度图法以及小波尺度谱法3种振动信号的预处理方法, 将一维原始信号转换为图像信号; 利用卷积神经网络对故障进行识别。通过比较分析发现: 通过连续小波尺度谱更易提取滚动轴承的故障特征, 其故障识别率达到95.82%, 均高于其他几种振动信号预处理方法; 由于卷积神经网络可以利用深层网络结构自适应地提取滚动轴承故障特征, 比传统支持向量机(SVM)方法的故障识别率高约7%。结果证明了该方法的有效性与可行性, 且具有较好的泛化能力和稳健性。

关 键 词: 滚动轴承; 机匣信号; 卷积神经网络(CNN); 小波尺度谱; 故障诊断

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

Convolutional neural network diagnosis method of rolling bearing fault based on casing signal

ZHANG Xiangyang¹, CHEN Guo¹, HAO Tengfei²,

HE Zhiyuan¹, LI Xujin¹, CHENG Zhenjie¹

(1. College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. School of Automotive and Rail Transit,

Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: A fault diagnosis method based on convolutional neural network (CNN) was proposed for the weak fault of the engine casing under the rolling bearing fault excitation. The one-dimensional original signal was converted into image signal by using three preprocessing methods: matrix graph method, kurtosis graph method and wavelet scale spectrum. Then the convolutional neural network was used to identify the fault. Through comparative analysis, the fault identification rate of rolling bearing was 95.82%, which was higher than other vibration signal pretreatment methods. At the same time, the fault recognition rate of convolutional neural network was about 7% higher than that of traditional support vector machine (SVM) because it can use deep network structure to extract the fault characteristics

收稿日期: 2019-05-31

基金项目: 国家自然科学基金(51675263); 国家科技重大专项(2017-IV-0008-0045);

南京工程学院高层次引进人才科研启动基金(YK201515)

作者简介: 张向阳(1992—), 男, 硕士生, 主要从事航空发动机状态监测与故障诊断技术研究。

引用格式: 张向阳, 陈果, 郝腾飞, 等. 基于机匣信号的滚动轴承故障卷积神经网络诊断方法[J]. 航空动力学报, 2019, 34(12): 2729-2737. ZHANG Xiangyang, CHEN Guo, HAO Tengfei, et al. Convolutional neural network diagnosis method of rolling bearing fault based on casing signal[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(12): 2729-2737.

of rolling bearing adaptively. The results show that the proposed method is feasible and effective, and has a good generalization ability and robustness.

Key words: rolling bearing; casing signal; convolutional neural network(CNN); wavelet scale spectrum; fault diagnosis

滚动轴承作为在航空发动机中支承转子的关键部件,因工作在高温、高速、载荷变化区间大等恶劣条件下,导致其故障发生率较高。一旦发生故障,轻则会发生转静子碰磨、传动失效,严重时甚至会导致发动机空中停车。因此,航空发动机滚动轴承的状态监测和故障诊断^[1-2]具有重要的意义。

利用机器学习进行滚动轴承故障诊断是一种非常有效的方法。Chen等^[3]提取了时域与频域的特征,通过主成分分析对特征进行降维,再利用高斯混合模型进行轴承故障诊断;张全德等^[4]提出了利用自组织神经网络进行滚动轴承状态评估;陈果^[5]利用BP(back propagation)神经网络进行滚动轴承的早期故障智能诊断;Saidi等^[6]将人工提取的高阶光谱故障特征输入到SVM(support vector machine)进行轴承故障识别;通过上述文献综述,可以发现先前的智能故障诊断研究方法的缺点主要有:①特征提取主要依赖专家经验;②特征选择对诊断结果影响比较大;③难以利用大数据的优势。

近年来,深度学习在自然语言处理、计算机视觉^[7-8]、图像识别等领域取得了巨大成功。由于它的具有强大的学习特征能力和表征能力,并且可以自适应地学习特征等优势,因此它被广泛应用于故障诊断领域。如陈仁祥等^[9]利用深度神经网络实现了对滚动轴承损伤度的评估。雷亚国等^[10]利用深度学习实现对机械设备的健康监测;Sun等^[11]在感应电动机的故障诊断上应用稀疏自动编码器,并取得了比较好的效果。Zeng等^[12]对信号进S变换得到时频图,然后利用卷积神经网络进行齿轮箱的故障识别。李恒等^[13]通过短时傅里叶变换对信号进行处理得到时频图,然后利用卷积神经网络实现轴承故障的诊断。

对于在航空发动机机匣上采集到的滚动轴承振动信号进行故障诊断,其由于传递路径复杂,结构气动噪声、燃烧噪声和振动噪声等通常耦合在一起,使得机匣信号的故障特征十分微弱,此种情况下对于轴承故障诊断难以获得理想的效果。

由于卷积神经网络^[14-16]在图像识别上的巨大优势,因此本文提出了基于卷积神经网络的轴承

故障诊断方法。运用卷积神经网络的特征学习优势,实现基于机匣信号的滚动轴承故障诊断。论文最后利用实验对方法进行了验证、分析和比较。

1 卷积神经网络

卷积神经网络(convolution neural network, CNN)是一种前馈神经网络,主要由卷积层、池化层、全连接层组成。这些层用于完成特征学习和分类的任务。

1.1 卷积层

卷积层上,利用多个卷积核和输入的图像进行卷积,加上偏置项后,经过激活函数,可以得到一系列的特征图,卷积的数学表达式为

$$X_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} X_i^{l-1} \cdot w_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (1)$$

式中 X_j^l 为第 l 层第 j 个元素; M_j 为 $l-1$ 层特征图的第 j 个卷积区域; X_i^{l-1} 为其中的元素; w_{ij}^l 为相应的权重矩阵; b_j^l 为偏置项。 $f(\cdot)$ 为激活函数,其数学表达式为

$$f(x) = \max[0, \lg(1 + e^x)] \quad (2)$$

1.2 池化层

池化层一般跟在卷积层后面,主要是对特征图进行降维,同时能够保证其特征的平移不变性。常用的池化方法主要有:最大值池化(max pooling)、平均值池化(mean pooling)、随机池化(stochastic pooling)等。

在池化层上一般只进行降维,不需要进行权值的更新,它对卷积层输出的特征图在每个不重叠的大小为 $n \times n$ 区域进行池化操作,最终得到的图像在两个维度上都缩小了 n 倍。

1.3 全连接层

输入的图像经过卷积层与池化层的多次交替传播以后,利用全连接层进行分类。在全连接层上,输入是所有特征图展开的一维特征向量,经加权求和并且通过激活函数以后可得

$$y^k = f(w^k x^{k-1} + b^k) \quad (3)$$

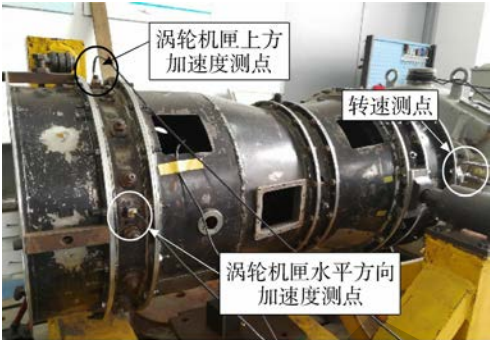
式中 k 为网络层的序号; y^k 为全连接层的输出; x^{k-1} 是一维特征向量; w^k 为权重系数; b^k 为偏置项。多分类任务一般使用Softmax激活函数。

2 带机匣的航空发动机转子实验器

滚动轴承故障模拟实验

2.1 航空发动机转子实验器

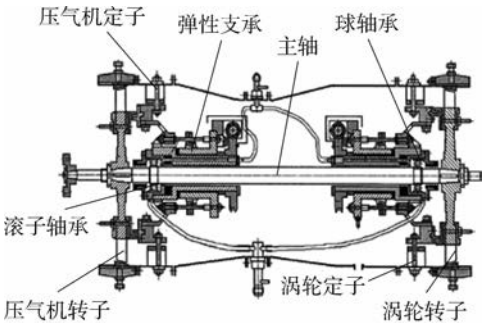
进行实验的平台是带机匣的航空发动机转子实验器,它以某真实的航空发动机为原型按照 1:3 大小设计制造的,如图 1 所示。首先该实验器的机匣与航空发动机核心机的外形一致;其次简化了其内部结构,最后多级压气机等结构被简化为单级的轮盘。该实验器的结构可以表示为“转子-支承-叶盘-机匣系统”,它具有真实航空发动机的结构,能够有效的模拟滚动轴承振动信号



(a) 转子实验器实物图(外部)



(b) 转子实验器实物图(内部)



(c) 转子实验器剖面图

图 1 航空发动机转子实验器

Fig. 1 Aero-engine rotor tester

经传递路径的衰减过程。

2.2 滚动轴承故障模拟实验

本实验采用 6206 单列深沟球轴承,利用电火花线切割方式分别在其内圈和外圈表面加工了宽为 6 mm 的裂痕,在其滚动体表面上加工一个半径为 0.5 mm、深度为 2 mm 的柱形凹坑,实物图如图 2 所示。轴承的参数如表 1 所示。



图 2 加工故障后的滚动轴承实物图

Fig. 2 Physical map of rolling bearing after machining failure

表 1 6206 型轴承的基本参数

Table 1 Basic parameters of 6206 bearing

型号	厚度	滚动体直径/mm	节径/mm	滚动体个数
6206	16	9.5	46	9

滚动轴承故障模拟实验是将正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障轴承装入带机匣的转子实验器中,实验中两个振动加速度传感器分别布置在机匣垂直上方和机匣水平方向,利用振动加速度传感器(B&K 4805)与数据采集器(NI USB9234)采集振动加速度信号,采样频率为 10 240 Hz,每个数据样本的中含有 8 192 个点。本实验分别在 3 种不同转速下进行的,实验方案如表 2 所示。

表 2 滚动轴承故障模拟实验方案

Table 2 Rolling bearing fault simulation test scheme

序号	转速/ (r/min)	轴承状态	测点位置
1	1500	正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障	机匣垂直方向、机匣水平方向、轴承座位置
2	1800	正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障	机匣垂直方向、机匣水平方向、轴承座位置
3	2000	正常状态、内圈故障、外圈故障、滚动体故障	机匣垂直方向、机匣水平方向、轴承座位置

2.3 机匣信号中滚动轴承故障特征的微弱性

在人工故障轴承实验中,分别在 3 种转速下进行实验,以 1800 r/min 转速下轴承故障振动信号的 3 种故障时域波形图为例,如图 3 所示,图中 A 表示振幅。其中图 3(a)~图 3(c)分别为轴承座上采集的外圈、内圈和滚动体故障时域波形图;图 3(d)~图 3(f)分别为机匣水平测点上采集的外圈、内圈和滚动体故障时域波形图。从时域波形可以发现,轴承座测点信号故障冲击明显,并且冲击振幅大。然而机匣测点信号中的冲击特征被

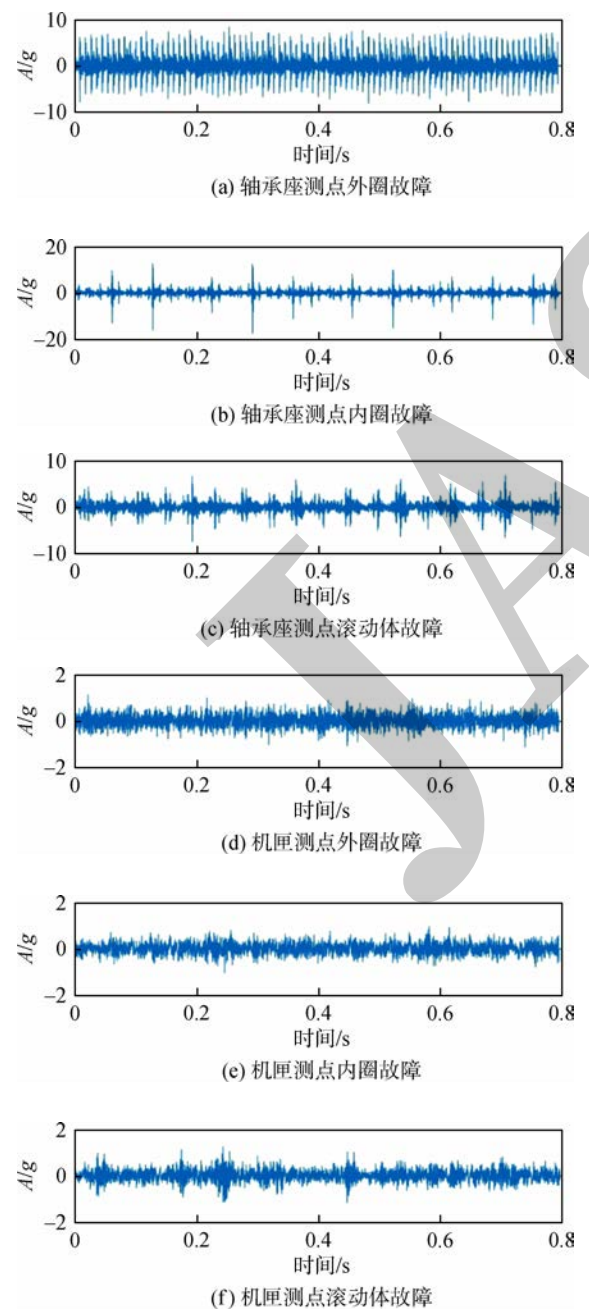


图 3 故障轴承的时域波形图

大量噪声掩盖,并且信号传递到机匣上的振幅变得非常微弱。

利用希尔伯特变换(Hilbert transform)对图 3 中信号进行包络谱分析得到的包络谱如图 4 所示。从图 4(a)可以看出,滚动体在外圈滚道的通过频率为 110 Hz,其谐波特别明显,但在其相应的机匣信号中如图 4(b),只出现一些弱谐波分量。类似地,在图 4(c)中,滚动体在内圈滚

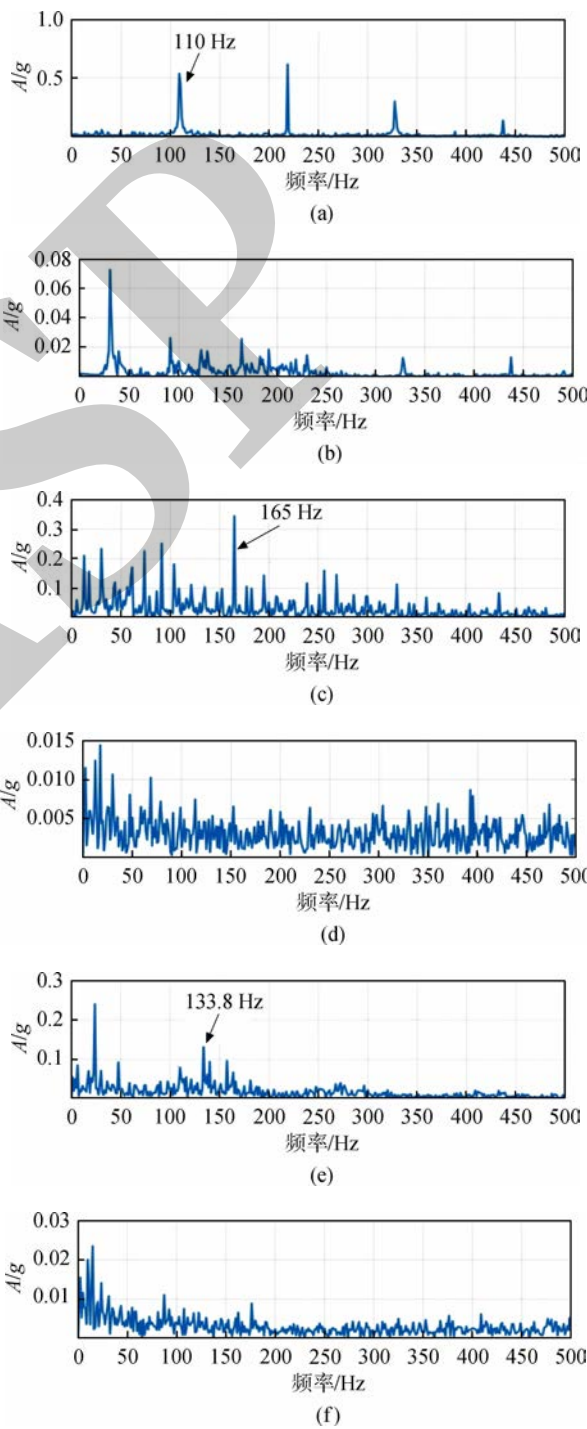


图 4 轴承振动信号的包络谱

Fig. 3 Waveform of faulty bearing in time domain

Fig. 4 Envelope spectrum of bearing vibration signal

道的通过频率表现出 165 Hz,但是在其机匣信号的中没有找到滚动体在内圈滚道的通过频率,只有一些噪声频率。同理在滚动体故障分析中也是如此。由此可知,由于受传递路径的影响,机匣信号中的故障特性严重衰减,所以从机匣信号中提取滚动轴承故障特征具有很难度。

3 基于卷积神经网络的故障诊断方法

3.1 智能故障诊断流程

本文提出了一种卷积神经网络的方法,能够

自适应提取故障特征,实现智能化诊断。流程图如图 5 所示,具体步骤如下:

- 1) 经由传感器测量和数据采集系统采集滚动轴承的振动信号;
- 2) 对振动信号进行处理,得到二维图像信号;
- 3) 划分数据集为训练样本、测试样本;
- 4) 建立 CNN 网络结构;
- 5) 利用梯度下降法进行反向更新参数,然后用于训练样本的无监督特征学习。将提取的深度特征用于滚动轴承故障诊断;
- 6) 使用所提方法在测试样本上进行验证,并输出诊断结果。

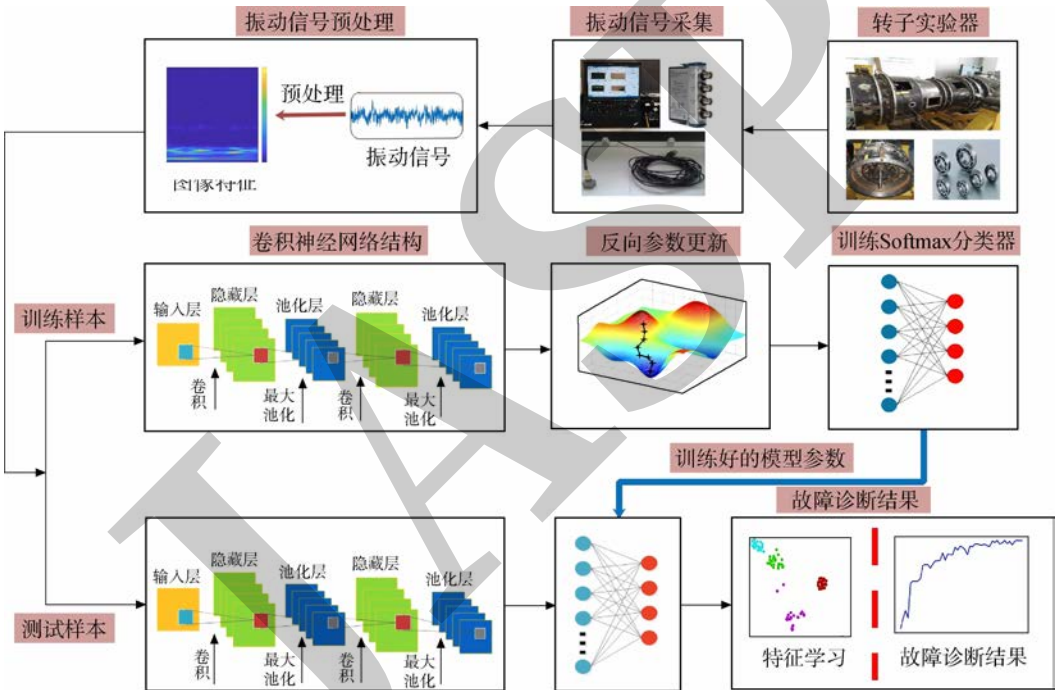


图 5 CNN 故障诊断方法流程图

Fig.5 Flow chart of CNN fault diagnosis method

3.2 数据处理

本文采用 3 种不同的数据处理方法分别对采集到的振动信号进行处理。具体方法为:矩阵图法、峭度图法、小波尺度谱。

1) 矩阵图法

首先,获取具有标准时间尺度和幅度尺度的测量数据;然后将每种状态的数据集分成一系列时间子序列,通过连续交错采样,将这些时间子序列排序,以便产生数据矩阵,最后将这些子序列使用如图 6 所示方法建立矩阵图,如图 7(a)所示。

2) 快速谱峭度法

快速谱峭法^[17]利用频带交替三分解法,将信

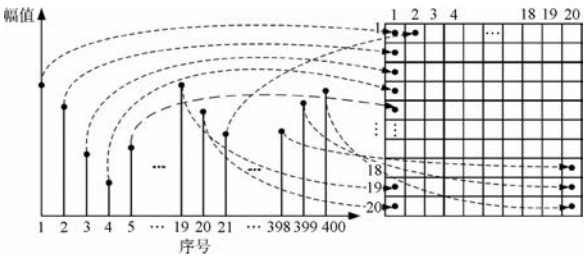


图 6 建立矩阵图的方法

Fig.6 Method of building the matrix diagram

号进行分解,将其谱峭度在平面区域内表现出来以得到最优频率和频率分辨率组合下的谱峭度值,可以对信号的不稳定性进行检测和表征,如图

7(b)所示。

3) 小波尺度谱

小波尺度谱^[18]是对信号的一个时间和频率的二维描绘。其原理是在时间轴上对应每个时间刻度,给出相应的频率描述,这就构造出一张纵轴为频率,横轴为时间的二维时频分布图,如图7(c)所示。

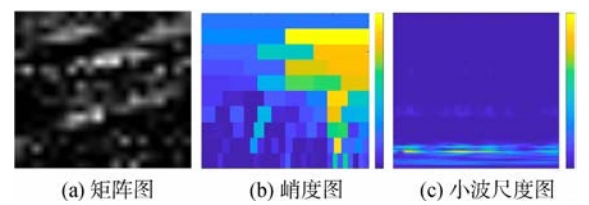


图 7 原始数据预处理结果示意图

Fig. 7 Schematic diagram of raw data preprocessing method results

4 实验结果分析

4.1 卷积神经网络结构参数的选取

本文所提卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)的结构如图 5 所示。CNN 是由卷积层、池化层和全连接层构成。分别用 C、P、F 表示卷积层、池化层、全连接层。卷积核的大小为 $N \times D \times H$,其中 N 表示卷积核的数量, D 表示卷积核的深度, H 表示卷积核的高度。当输入小波尺度谱的时候,CNN 首先利用卷积层 C1 自适应地学习特征,然后通过池化层对卷积层的特征进行降维,重复以上过程,最后在全连接层 F9 中将特征展平为一维矢量,并且将其输入到 softmax 分类器中,用于识别轴承的故障类别。CNN 模型的详细参数如图 8 所示。

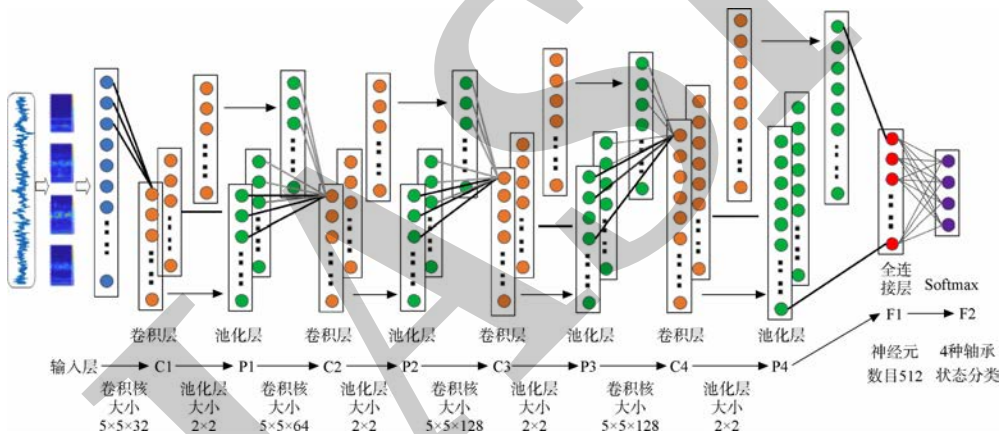


图 8 卷积神经网络结构

在训练过程中,卷积核的大小对于实现高性能非常重要;因此,分别利用 3 种数据处理方法得到的数据集进行实验,以观察基于不同大小卷积核训练分类误差的变化趋势,如图 9 所示。由图 9 可知,3 种方法都在卷积核大小为 5×5 时,训练错误率最低,随后的错误率逐渐增加;当卷积核继续变大的时候,意味着超大卷积核在训练过程中可能会带来不必要的负面影响。

4.2 轴承座测点上的故障分类结果

本文将同种故障轴承在不同转速下采集到的信号样本作为一种故障数据,然后用 3 种不同的数据预处理方法对振动信号进行处理,将得到的图片数据集按照 2 : 8 的比例,将其随机划分为训练集和测试集,将样本集作为 CNN 的输入,本文所采用的 CNN 网络模型如图 8 所示,最后的到

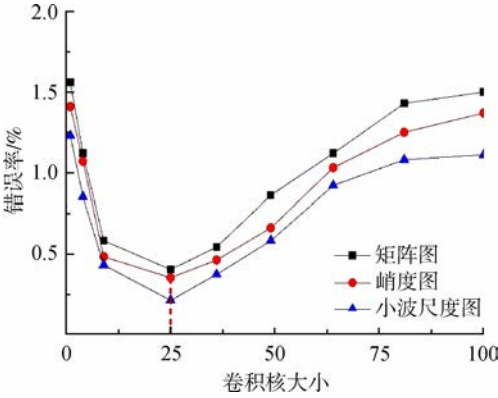


图 9 不同卷积核大小的错误率变化趋势

Fig. 9 Error rates of different convolution kernel sizes

不同数据处理方法与 CNN 结合的故障分类结果如图 10 和表 3 所示。

此外,本文针对振动信号一共提取了 13 种时

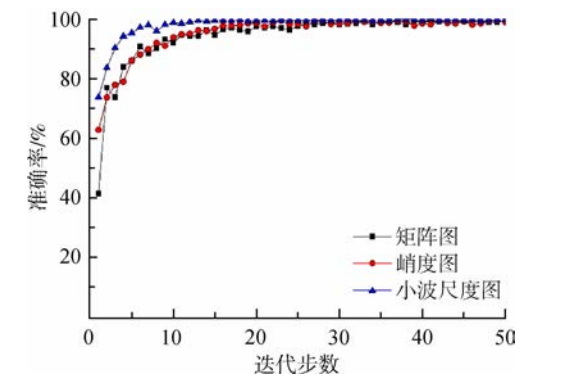


图 10 轴承座信号的故障分类结果
Fig. 10 Fault classification results of bearing housing signal

表 3 轴承座信号分类结果
Table 3 Bearing housing signal classification results

方法	准确率/%
CNN+矩阵图	99.43
CNN+峭度图	99.75
本文方法	100
SVM	99.26

域和频域特征,其中包括

1) 时域无量纲特征:绝对平均幅值、方根幅值、有效值、峰值、波形因数、峰值指标、冲击指数、歪度、峭度、裕度指标;

2) 频域无量纲特征:重心频率、均方频率、频率方差;

其定义分别如表 4 和表 5 所示。其中 y_i 是原始数据; f_i 为信号的频率; y_{pi} 是将数据分为 10 段后每段数据绝对值的最大值, $S(f_i)$ 为信号频谱函数。

表 4 时域特征
Table 4 Time domain feature

时域特征	表达式
绝对平均幅值	$ \bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i $
方根幅值	$Y_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ y_i } \right)^2$
有效值	$Y_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n y_i^2}$
峰值	$Y_{max} = \frac{\sum_{i=1}^{10} y_{pi}}{10}$

续表	
时域特征	表达式
波形因数	$S_f = \frac{Y_{rms}}{ \bar{Y} }$
峰值指标	$C_t = \frac{Y_{max}}{Y_{rms}}$
冲击指数	$L_f = \frac{Y_{max}}{Y_r}$
歪度	$S_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^3}{(Y_{rms})^3}$
峭度	$K_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^4}{(Y_{rms})^4}$
裕度指标	$I_f = \frac{Y_{max}}{ \bar{Y} }$

表 5 频域特征
Table 5 Frequency domain feature

频域特征	表达式
重心频率	$F_{fc} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$
均方频率	$F_{msf} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i^2 S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$
频率方差	$F_{vf} = \frac{\sum_{i=0}^n (f_i - F_{fc})^2 S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$

将提取的 13 种时频特征输入到参数优化后的支持向量机(SVM)模型中去,得到了故障分类结果,如表 3 所示,CNN 与 SVM 在轴承座测点上的故障分类准确率均达到 99%以上。由图 10 可知,用 CNN 进行故障分类的 3 种方法,分类准确率随着迭代步数的增加不断提高,但本文所提方法的收敛速度更快。

4.3 机匣测点上的故障分类结果

如表 6 所示, SVM 在机匣水平和垂直测点上的故障分类准确率分别 86.16%与 88.73%,而基于卷积神经网络算法的故障分类准确率都明显高于支持向量机的故障分类结果,其中水平和垂直测点的最低故障分类准确率分别为 92.44%和 90.03%。

表 6 基于机匣信号的故障分类结果

Table 6 Fault classification results based on casing signal

方法	准确率/%	
	垂直方向	水平方向
CNN+矩阵图	92.44	90.03
CNN+峭度图	93.58	92.17
本文方法	96.32	95.82
SVM	86.16	88.73

由图 11 和表 6 可知,在机匣水平和垂直测点上本文所提方法的平均准确率分别达到了 96.32%和 95.82%,并且高于其他两种组合。结果表明了本文所题方法具有更好的轴承故障诊断效果。特别是,本实验数据是在具有真实航空发动机结构的机匣上采集到的轴承振动信号,由于受到传递路径和其他噪声的影响,该信号的故障特征十分微弱。本文所提方法的故障识别准确率进一步证明了本文方法具有很好的泛化能力和故障识别率。

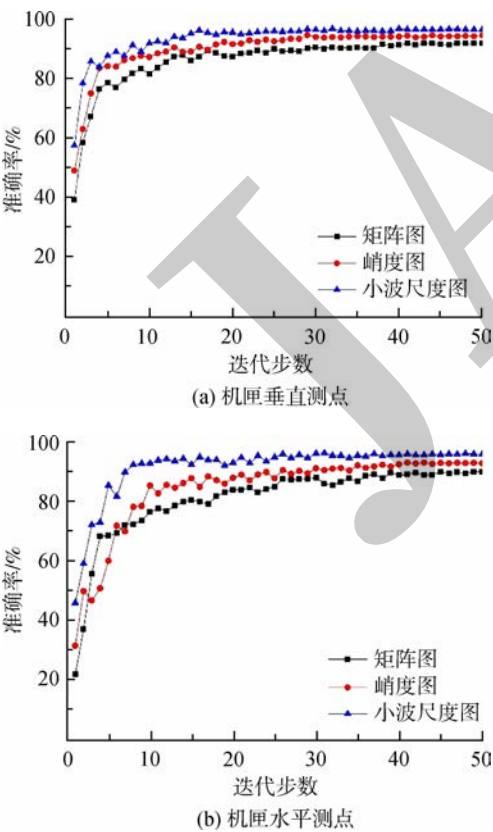


图 11 机匣信号的故障分类结果

Fig. 11 Fault classification results of casing signal

5 结 论

本文提出了基于卷积神经网络的滚动轴承故

障诊断方法。将自动学习的深度特征和模式识别有机地结合在一起,有效地解决了振动信号的浅层特征表征能力不足的问题,同时避免了人工特征提取对于经验和专业知识的依赖。结果表明,基于小波尺度谱和卷积神经网络的方法对于轴承座信号和机匣信均有较好的故障识别率,效果明显优于参数自适应优化的支持向量机方法,充分表明了本文方法的优势和应用前景。

参考文献:

[1] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京:机械工业出版社,1995.

[2] RANDALL R B, ANTONI J. Roling element bearing diagnostics: a tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.

[3] CHEN Z Q, LI C, SANCHEZ R V. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks[J]. Shock and Vibration, 2015, 2015: 1-10.

[4] 张全德, 陈果, 等. 基于自组织神经网络的滚动轴承状态评估方法[J]. 中国机械工程, 2017, 28(5): 550-558. ZHANG Quande, CHEN Guo, et al. State evaluation method of rolling bearing based on self-organizing neural network[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(5): 550-558. (in Chinese)

[5] 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断[J]. 航空学报, 2009, 30(2): 362-367. CHEN Guo. Feature extraction and intelligent diagnosis of early faults in rolling bearings[J]. Acta Aeronautica Sinica, 2009, 30(2): 362-367. (in Chinese)

[6] SAIDI L, BEN A J, FNAIECH F. Application of higher order spectral features and support vector machines for bearing faults classification[J]. ISA (International Society of Automation) Transactions, 2015, 54: 193-206.

[7] SOCHER R, HUVAL B, BATH B P, et al. Convolutional-recursive deep learning for 3D object classification[R]. Lake Tahoe, Nevada: Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems, 2012.

[8] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521: 436-444.

[9] 陈仁祥, 杨星, 杨黎霞, 等. 栈式稀疏加噪自编码深度神经网络的滚动轴承损伤程度诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(21): 132-138, 144. CHEN Renxiang, YANG Xing, YANG Lixia, et al. Diagnosis of rolling bearing damage degree by stack sparse noise-added self-coded deep neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(21): 132-138, 144. (in Chinese)

[10] 雷亚国, 贾峰, 周昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56. LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin, et al. The big data

health monitoring method for mechanical equipment based on deep learning theory[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 49-56. (in Chinese)

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

[12] ZENG X, LIAO Y, LI W. Gearbox fault classification using S-transform and convolutional neural network[R]. Nanjing, International Conference on Sensing Technology, 2016.

[13] 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 Qing, QIN Xianrong, et al. Bearing fault diagnosis method based on short-time Fourier transform and convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 132-139. (in Chinese)

[14] JIA F, LEI Y G, 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.

[15] GUO X, CHEN L, SHEN C. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 93: 490-502.

[16] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[R]. Lake Tahoe, Nevada; Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems, 2012.

[17] ANTONIÀ J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.

[18] 程军圣, 于德介, 杨宇, 等. 尺度-小波能量谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2004, 17(1): 82-85.

CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu, et al. Application of scale-wavelet energy spectrum in fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration Engineering, 2004, 17(1): 82-85. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)