

采用多通道样本和深度卷积神经网络的 轴承故障诊断方法

张弘斌^{1,2}, 袁奇^{1,2}, 赵柄锡^{1,2}, 牛广硕^{1,2}

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 陕西省叶轮机及动力装备工程实验室, 710049, 西安)

摘要: 提出了一种新的多通道样本构造方法, 结合深度卷积神经网络来提高轴承故障诊断的效果。首先采用连续小波变换, 分别提取了转子两端轴承振动信号的时频域特征, 基于所得结果分别构造了针对两端轴承的单通道二维图形样本, 并取上述两类单通道样本的均值构造了第3类单通道样本; 将得到的3类单通道样本融合, 得到用于故障诊断的三通道样本; 建立不同结构的深度卷积神经网络, 分别采用单通道样本和三通道样本对滚动轴承故障类型和故障严重程度进行诊断, 并将所得结果进行对比分析。结果表明: 在多种不同网络结构下, 基于三通道样本的轴承故障诊断准确率均明显优于单通道样本, 证明了提出的多通道样本构造方法在轴承故障诊断中有着更好的效果, 可以为轴承故障诊断方法和样本构建提供参考。

关键词: 轴承故障诊断; 三通道样本; 深度卷积神经网络; 连续小波变换

中图分类号: TH17; TH133 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202008008 **文章编号:** 0253-987X(2020)08-0058-09



OSID 码

Bearing Fault Diagnosis with Multi-Channel Sample and Deep Convolutional Neural Network

ZHANG Hongbin^{1,2}, YUAN Qi^{1,2}, ZHAO Bingxi^{1,2}, NIU Guangshuo^{1,2}

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Shaanxi Engineering Laboratory of Turbomachinery and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A new multi-channel sample construction method combining with deep convolutional neural network is proposed to improve the effectiveness of bearing fault diagnosis. The time-frequency domain features of vibration signals from bearings at both ends of the rotor are extracted by continuous wavelet transform, and two types of signal-channel samples are constructed based on the obtained results. Then the third type of single-channel sample is produced by performing average operation on the two former types of single-channel samples. Furthermore, the obtained three types of single-channel samples are combined to obtain the three-channel sample adopted for fault diagnosis. The deep convolutional neural networks of different structures are established with the three types of single-channel samples and the three-channel samples respectively, the diagnosis is thus carried out on the rolling bearing with respect to different fault types and severity levels. A comparison between the diagnosis performances of single-channel samples and multi-channel samples indicates that the diagnosis accuracy of three-channel samples is obviously better than that of single-channel samples with different network

structures. This approach provides a reference for bearing fault diagnosis in terms of sample construction.

Keywords: bearing fault diagnosis; three-channel samples; deep convolutional neural network; continuous wavelet transform

滚动轴承被广泛应用于旋转机械中,如飞机发动机、高铁滚轮、风力机等,其运行状态对整个旋转机械的性能有着重要影响^[1-2]。在旋转机械运行过程中,轴承可能会因其产生的故障而受到局部的表面损坏,从而导致机械故障,因此判断轴承故障对保证旋转机械安全运行至关重要。对振动信号进行分析是工程实际中普遍采用的故障诊断方法,近些年,随着机器学习及深度学习研究方向的兴起,智能诊断算法已经在诊断领域广泛应用。

基于振动信号的故障诊断在保证轴承安全性能方面起着重要作用。在进行故障诊断前需要进行信号特征提取,主要从信号的时域^[3-4]、频域^[5]和时频域^[6-8]3个方面进行。其中,统计指标被广泛用于时域特征提取,包括有量纲统计指标(如峰峰值、平均值、方差和标准差)和无量纲统计指标(如偏度和峰度);通常采用快速傅里叶变换(FFT)、短时傅里叶变换(STFT)和小波变换(WT)^[6]等分析方法分析频域和时频域特征。小波变换是傅里叶变换的发展与延拓,与傅里叶变换相比,小波变换引入了信号的时域信息,并且在时域和频域中同时具有良好的局部化性质,可以对高频成分采用逐渐精细的时域或频域取样步长,从而可以聚焦到信号的任意细节^[9]。连续小波变换(CWT)作为一种有效的时频分析方法,其相关的算法和工具已较为成熟,被广泛用于振动信号的处理。文献[10]采用离散小波变换和连续小波变换构建特征向量的方法,构建了航空发动机工作状态的特征向量,建立了基于小波分析与神经网络的航空发动机故障诊断方法,并验证了其准确性。文献[11]利用某发动机故障信息进行了小波分解和能量累加,计算了相同转速、相同采样频率、不同故障条件下小波能量累加结果,及不同采样频率对小波能量累加结果的影响,验证了小波分析在故障诊断应用的可行性。

虽然对轴承故障诊断方法的研究已经深入多年,但目前大多都是基于传统方法对振动信号进行分析,如支持向量机(SVM)、BP神经网络、K最近邻分类算法(KNN)等。由于传统方法基于时域、频域和时频域特征,所提取特征并不完全与所诊断的故障有关,还需对提取特征进行进一步评估和筛选,

处理过程包含了一定的人工经验,对于较复杂的故障存在工作量大且特征提取不准确等问题。因此,为了更准确诊断轴承故障,能够提取振动信号深层次特征的深度卷积神经网络(DCNN)^[12-13]逐渐成为一个重要的研究方向。文献[14]建立了基于一维卷积神经网络(1DCNN)的故障诊断方法,将轴承振动信号作为输入,实现了“端到端”的智能诊断。文献[15]将由原始振动信号偏度、均值和方差得到的特征矩阵作为卷积神经网络的输入,诊断了轴承故障。文献[16]提出基于离散小波变换和卷积神经网络的故障诊断方法,对不同的故障类型、不同故障严重程度和不同工况下的滚动轴承故障进行了诊断实验,验证了方法的有效性。通常,转子两端均布有轴承,单侧轴承故障引发的振动异常会通过转子传递至另一侧轴承,实际运行过程中,两端轴承振动信号会同时进行采集。然而,目前大多数轴承故障诊断研究中构造的样本均基于单侧轴承振动信号,无法充分利用所得故障信号,降低了故障诊断的效果。此外,卷积神经网络最初是为了处理二维图形而发展起来,实际采集到的故障数据多为一维振动信号。为了充分发挥卷积神经网络的优越性,本文采用连续小波变换,将一维振动数据转化为二维图形样本进行故障诊断,进一步提高故障诊断的效果。

综上所述,一方面采用 SVM 等传统方法进行故障诊断会导致人工对信号的处理工作量大,甚至识别特征提取不准确,诊断误差增大;另一方面,现有的基于 DCNN 的轴承故障诊断研究,大多基于单侧轴承振动信号,忽略了两侧轴承之间的相互作用,对于复杂故障可能造成诊断准确率较低、诊断过程中需要大量调参等问题。基于上述分析,本文提出了一种新的多通道样本构造方法,采用连续小波变换,同时对转子两端轴承的振动信号进行分析,提取信号的时频域特征,生成三通道样本;以此为基础,建立不同结构下的卷积网络,分别采用单通道样本和三通道样本对滚动轴承不同故障类型和严重程度进行识别,验证本文方法的有效性。

1 连续小波变换特征提取

小波变换被广泛用来提取原始信号的时域和频

域特征,其本质是用平移和缩放小波母函数描述原始信号:通过平移获得信号时域信息,通过缩放小波母函数的尺度获得信号频域信息。小波分析可以对信号的时频域进行局部放大分析,调整尺度因子,改变低频、高频信号的时间分辨率及频率分辨率来适应不同成分的信号,因此小波分析法在故障诊断、图像处理等方面都显示出良好的效果。

假设振动信号 $s(t) \in L^2(R)$,小波变换可表示如下

$$c_s(a,b) = s * \phi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \overline{\phi_{a,b}\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (1)$$

式中: $\phi_{a,b}(\cdot)$ 为函数族,可由小波母函数 $\phi(t)$ 得到

$$\phi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

其中 $a, b \in \mathbf{R}, a > 0$, 分别为伸缩和平移因子。

由式(2)可知,函数族 $\phi_{a,b}(\cdot)$ 是伸缩因子 a 和平移因子 b 的函数,通过 $\phi(t)$ 在尺度上的伸缩和时域上的平移来分析信号,即将已有的时域信号分解到二维的频率-时间平面中,是一种时频域分析,更有利于提取信号局部特征^[17-18]。

2 深度卷积神经网络

深度卷积神经网络(DCNN)是近些年来应用最广泛的深度学习结构之一,尤其是在图像识别、语音识别和故障诊断中^[19-21]。卷积神经网络假设输入的是图像,通过卷积运算找出图像中的不同模式特征,将图像属性编码到特定的向量空间中,因此能够更有效地实现前向传播函数,并大大减少网络中的参数数量。

相比于传统的人工设计特征的方法,深度卷积神经网络能够自动学习图像中的属性特征,从中识别抽取有用的特征,这种方法大大提高了在不同图像任务中的准确率。因此,深度卷积神经网络逐渐被广泛应用于图像分类、物体检测等领域,成为图像领域最常使用的方法。

如图1所示,卷积神经网络主要由输入层、卷积层、池化层和全连接层组成。

(1)输入层输入 $W \times H \times 3$ 图像,即宽度为 W ,高度为 H ,红、绿、蓝(RGB)三通道的原始像素值。

(2)卷积层将输入的 $W \times H \times 3$ 图像像素矩阵与卷积核进行卷积运算,不同的卷积核可以提取出不同的特征,卷积运算公式为

$$f(i,j) = \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N A(i-m,j-n)K(m,n) \quad (3)$$

式中:输入二维图像各点像素值为 $A(x,y)$; $K(m,n)$ 为卷积层卷积核; $f(i,j)$ 为卷积层输出特征图坐标 (i,j) 点数值。用 z 个大小为 $p \times q$ 、步长为1的卷积核进行卷积运算后,会输出 z 个 $(W-p+1) \times (H-q+1)$ 的特征图。经过卷积运算后,输入图像的尺寸缩小,降低了运算的复杂程度。

(3)池化层可以在保证图像特征传递的前提下,沿图片宽度和高度两个方向下采样,通过对池化区域进行取最大值或者平均值来降低图片维度。例如,应用一个步长为 s 、延拓点数为 p 、大小为 $[f \times f]$ 的平均值采样池化,输出特征图大小为

$$S = \left[\left(\frac{n+2p-f}{s} + 1 \right) \left(\frac{n+2p-f}{s} + 1 \right) k \right] \quad (4)$$

式中: $n = Wp + 1$ 。

(4)全连接层是整个深度卷积神经网络中的分类器,就是将通过卷积层、池化层和激活函数层所得到的分布式的特征,映射到分类器的样本标记空间^[13]。全连接层每一个神经元都与前一层的神经元相连接,用以将前面提取的特征结合起来,将特征向量进行权重计算,输出各个类别的概率。

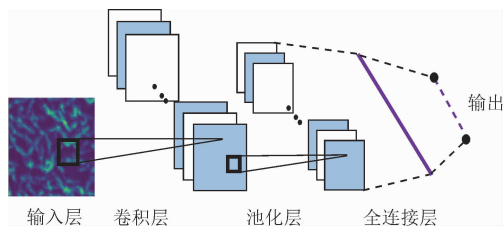


图1 深度卷积神经网络结构

3 轴承故障识别方法

本文提出的采用连续小波变换、深度卷积神经网络和多通道信息融合的故障诊断方法步骤如下:

(1)对转子两端轴承测得的原始信号进行连续小波变换,提取其时频域特征;

(2)利用连续小波变换后的结果得到三类单通道灰度图片样本;

(3)将三类单通道灰度样本融合,得到三通道样本,宽度方向为时域信息,高度方向为频域信息;

(4)建立不同结构的深度卷积神经网络,分别利用单通道样本和三通道样本对滚动轴承故障类型和故障严重程度进行故障诊断。

上述过程对应流程如图 2 所示。

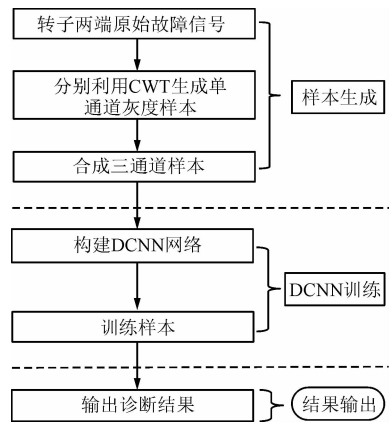


图 2 轴承故障识别流程

4 实验数据与样本生成

4.1 实验数据

本文使用了来自美国西储大学(CWRU)公开数据集^[22]的深沟球轴承振动数据集,使用的数据为电动机驱动端轴承发生故障情况下,驱动端和风扇端两侧加速度传感器采集的振动信号。图 3 为测量数据所用的实验台,图 4 为驱动端轴承结构。

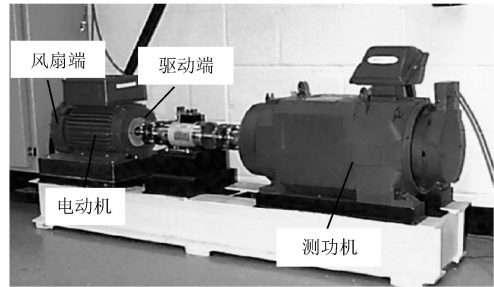


图 3 CWRU 数据集实验台

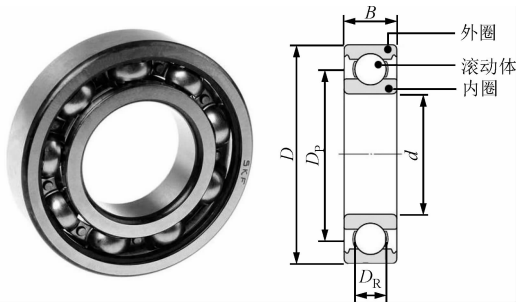


图 4 滚动轴承(SKF 6205-2RS)结构

在驱动端轴承内圈、滚动体和轴承外圈,分别加工了直径为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 的故障小槽用以模拟故障的不同严重程度,测量转速分别为 1 797、1 772、1 750、1 730 r/min,因此驱动端传感器和风扇端传感器分别输出 3(故障类型)×3(故

障严重程度)×4(4 种测量转速)=36 组故障数据,采样频率为 12 kHz。表 1 为该滚动轴承结构尺寸,表 2 列出了内、外圈和滚动体故障的故障特征频率,数值为转动频率的倍数。

表 1 滚动轴承参数

d/mm	D/mm	D _R /mm	B/mm	D _P /mm
25	52	7.94	15	39.04

表 2 3 种故障类型的故障频率

故障类型	转动频率倍数
内圈故障	5.415 2
外圈故障	3.584 8
滚动体故障	4.713 5

4.2 样本生成

本文将故障状态下的振动数据转化为图像样本,得到的图像样本宽度由样本时间区间内包含的数据点决定。原始振动数据采样频率为 12 kHz,假设样本时间区间为 0.2 s,则图像宽度为 2 400 像素,过长的图像宽度会加重深度学习任务,加长深度学习的时间。另外从频域上看,与故障相关的振动响应通常在故障频率前几阶频带内表现较为明显,超出此频带范围的信号成分包含的故障信息较少。

基于上述原因,本文以最高故障频率 162.2 Hz(1 797 r/min 时的内圈故障)为基准,采用其前 4 阶频带范围即 0~648.8 Hz(162.2 Hz×4=648.8 Hz)内的振动信号成分进行特征提取及样本构造。根据奈奎斯特采样定理,采样频率应至少为最高观测频率的两倍,因此将原始信号进行下采样,采样频率由 12 kHz 降低到 1.5 kHz(1 500/648.8≈2.3)。图 5 给出了原始信号和下采样后信号及对应的频率成分。由图 5 可看出,通过下采样,目标频带 0~750 Hz 下的信号成分被保留下来;同时,由于消除高频带下的信号成分,下采样后的信号能量低于原始信号。

对下采样后的振动信号进行连续小波变换,并通过灰度处理将变换得到的系数矩阵转化为单通道灰度样本,长度对应样本包含的采样点个数,宽度对应离散后的频率成分,其中单个样本采样时间为 0.171 s,包含 1 500×0.171=256 个采样点,频率从 0 到 750 Hz 分为 256 个频带区间。

将驱动端和风扇端振动信号根据以上方法进行处理,分别得到驱动端单通道样本(DE)和风扇端单通道样本(FE)。取两类单通道样本均值,得到第 3 类样本,称之为均值灰度样本(M),将上述 3 类灰度

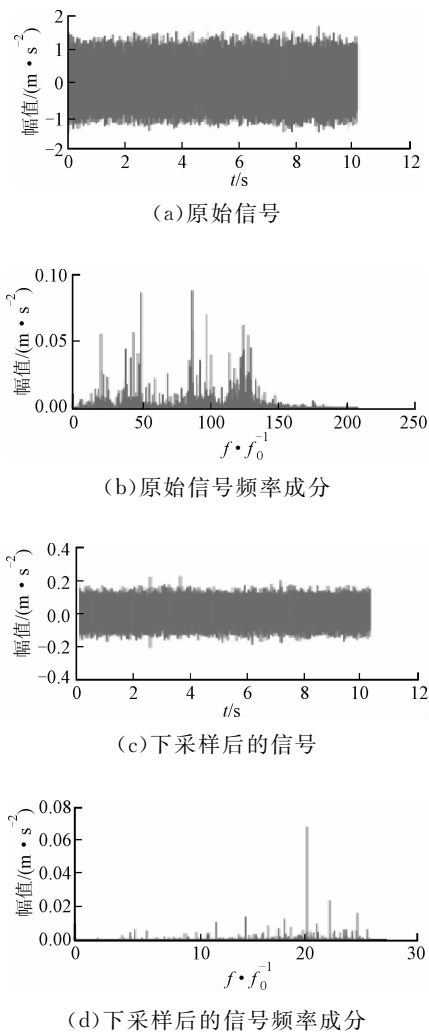


图 5 下采样前、后振动信号及频域成分对比
(f_0 为转动频率)

样本融合得到三通道样本(COL),如图 6 所示。经过上述处理,获得单种故障类型在单种严重程度下

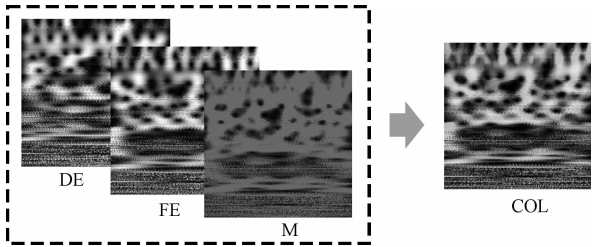


图 6 三通道样本的生成

共 944 张图片样本,所有故障与严重程度下共计 8 496张图片样本。

5 结果及分析

利用所生成的单通道和三通道样本,分别进行滚动轴承故障类型和故障严重程度的诊断,采用 MATLAB 深度学习工具箱进行 DCNN 构造、训练和验证。本文工作是在支持 CUDA 的 NVIDIA Quadro P4000 GPU 配置下进行的。

5.1 滚动轴承故障类型的诊断

将振动信号按照故障类型分为 3 类:内圈故障、滚动体故障和外圈故障,每种类型下单通道和三通道样本总数为 2 832,3 种故障类型共计 8 496 张样本图片。为了研究多通道样本相对于单通道样本的准确率提高程度,本节通过调整网络结构和参数,分梯度设计了 4 种不同结构的 DCNN 网络(A,B,C,D),分别对应单通道样本故障诊断平均准确率为 90%、80%、70% 和 60% 左右,结构参数如表 3 所示。图 7 给出了 A 结构示意图,该网络由 3 个卷积层和 3 个池化层组成,全连接层有 3 个输出值,分别对应 3 种轴承故障类型。

表 3 用于诊断故障类型的网络结构

网络结构	卷积层	卷积层通道数	卷积层输出样本尺寸/像素	池化层	池化层通道数	池化层输出样本尺寸/像素
A	5×5	12	256×256	4×4	12	85×85
	5×5	12	85×85	2×2	12	28×28
	7×7	10	9×9	4×4	12	9×9
B	3×3	5	256×256	4×4	5	85×85
	3×3	5	85×85	2×2	5	28×28
	3×3	5	9×9	4×4	5	9×9
C	3×3	3	256×256	4×4	3	85×85
	3×3	3	85×85	2×2	3	28×28
	3×3	3	9×9	4×4	3	9×9
D	3×3	1	256×256	2×2	1	85×85
	3×3	1	85×85	2×2	1	28×28
	3×3	1	9×9	2×2	1	9×9

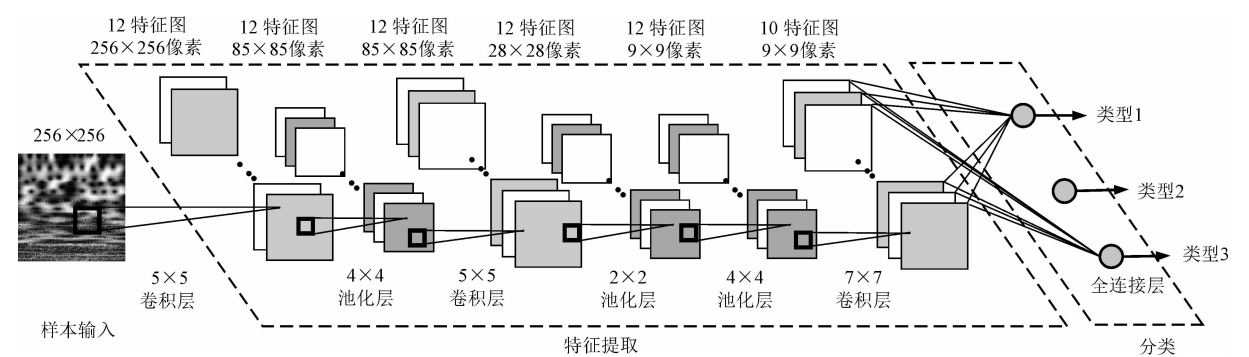


图 7 A 结构 DCNN 示意图

训练相关参数选取如下:学习率为 0.009,训练集数据比例为 0.8,每批迭代样本数 mini-batch 为 400,最大迭代次数为 500。图 8 为 4 种不同网络结构下单通道与三通道样本诊断准确率随着迭代次数

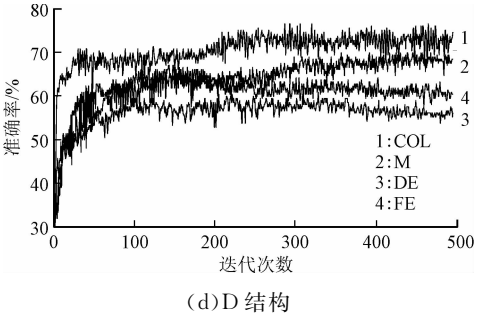


图 8 4 种样本在 4 种网络结构中的诊断准确率

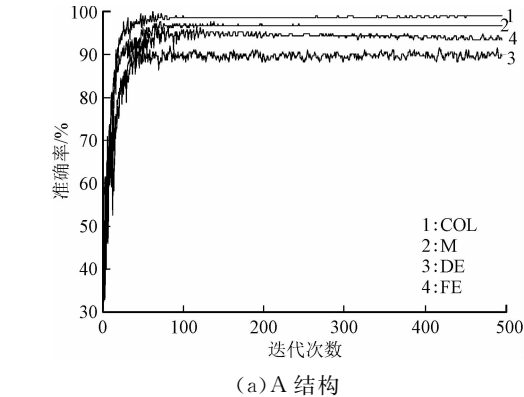
的变化情况。从图中可以直观看到,三通道样本的诊断准确率明显优于 3 种单通道样本。

为了定量对比 4 种样本诊断准确率的差异,选取了 4 种网络结构诊断稳定后第 250~500 次迭代的平均准确率,结果如表 4 所示,其中 A 网络结构下的诊断准确率为 98.82%。计算了三通道样本识别准确率相对于驱动端、风扇端单通道样本准确率的提升率 $\alpha = \left[R_{\text{COL}} - \frac{R_{\text{DE}} + R_{\text{FE}}}{2} \right] / \left(\frac{R_{\text{DE}} + R_{\text{FE}}}{2} \right)$,其中 R_{COL} 、 R_{DE} 、 R_{FE} 分别是三通道样本、驱动端样本和风扇端样本的诊断准确率。从 A 到 D 结构,提升率分别为 7.48%、14.02%、13.32% 和 23.16%,可以看到在不同梯度的准确率下,三通道样本识别准确率均高于单通道样本诊断准确率。

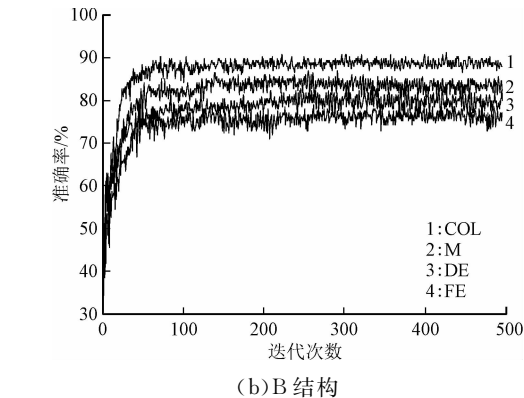
表 4 4 种样本对故障类型的平均诊断准确率

网络结构	准确率/%				提升率/%
	DE	FE	M	COL	
A	89.72	94.16	96.71	98.82	7.48
B	79.63	76.17	83.45	88.82	14.02
C	72.54	71.63	75.80	81.69	13.32
D	56.58	60.93	66.95	72.36	23.16

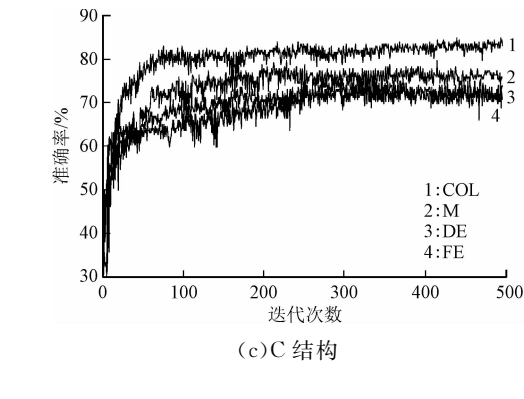
根据文献[23],如表 5 所示,将 A 结构的诊断准确率与采用传统方法 SVM、LVQ 和 ANN 故障诊断准确率进行对比,其中 98.82% 是本文方法对 3



(a)A 结构



(b)B 结构



(c)C 结构

种故障类型的综合诊断准确率，SVM、LVQ 和 ANN 方法准确率是对单个故障类型的准确率，可以看出本文方法相对于 3 种传统方法对故障类型的诊断准确率有明显的提高。

表 5 本文方法与传统方法的诊断准确率对比 ^[24]			
方法	准确率/%		
	内圈	外圈	滚动体
本文	98.82(三故障类型综合诊断)		
SVM	89.36	89.10	89.20
LVQ	86.80	87.33	87.60
ANN	86.00	87.33	85.07

三通道样本在提升准确率的同时，也增加了网络训练时间。表 6 列出了 4 种网络结构下不同样本对应的训练时间，可以看出，在本文计算机硬件条件下，每种网络结构对应的 3 种单通道灰度样本的耗时大体一致，三通道样本耗时明显较高；A、B、C、D 4 种网络结构下 3 种单通道样本平均所耗时间分别为 23.34、14.44、11.06、10.34 min，三通道样本相

对单通道平均耗时分别增加 7.54、23.34、5.79、5.16 min，在可接受范围内。

网络结构	训练时间/min			
	DE	FE	M	COL
A	23.38	23.27	23.37	30.88
B	14.15	14.93	14.25	37.78
C	11.02	11.00	11.17	16.85
D	10.30	10.35	10.37	15.50

5.2 滚动轴承故障严重程度的诊断

将原始振动信号按照故障小槽不同直径分为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 3 类故障严重程度，每种严重程度下单通道和三通道样本总数为 2 832，3 种故障严重程度样本总数为 8 496。

与 5.1 节类似，设计了 3 种不同的 DCNN 结构(E、F、G)，对应单通道样本平均诊断准确率为 90%、80%、70%左右。网络结构与 5.1 节中图 7 相同，3 种网络结构参数如表 7 所示。

网络结构	卷积层	卷积层通道数	卷积层输出样本尺寸/像素	池化层	池化层通道数	池化层输出样本尺寸/像素
E	5×5	12	256×256	4×4	12	85×85
	5×5	10	85×85	2×2	10	28×28
	7×7	10	9×9	4×4	10	9×9
F	3×3	3	256×256	2×2	3	85×85
	3×3	3	85×85	2×2	3	28×28
	3×3	3	9×9	2×2	3	9×9
G				2×2	6	128×128
	3×3	6	256×256	2×2	6	64×64
	3×3	6	128×128	2×2	6	32×32
	3×3	6	8×8	2×2	6	16×16
				2×2	6	8×8

图 9 为 4 种不同网络结构下单通道与三通道样本诊断准确率随着迭代次数的变化情况。从图中可以清晰看到，对故障严重程度的诊断，应用三通道样本的准确率仍然明显优于 3 种单通道样本。同样，为了定量对比 4 种样本下诊断准确率的差异，选取了 3 种网络结构稳定后第 250~500 次迭代的平均准确率，结果如表 8 所示。从中可以看到，E 网络结构下，三通道样本的诊断准确率已经达到 100%，满足诊断要求。3 种网络结构下准确率提升率分别为 5.61%、9.54%、10.88%。

表 8 3 种结构对故障严重程度的平均诊断准确率					
网络结构	准确率/%				提升率/%
	DE	FE	M	COL	
E	93.61	95.77	97.28	100	5.61
F	82.11	82.36	86.52	90.08	9.54
G	73.42	72.22	76.23	80.74	10.88

表 9 列出了 3 种网络结构下 4 种样本类型对应的训练总时间。可以看出，在故障严重程度的诊断中，每种网络结构对应的 3 种单通道灰度样本的耗

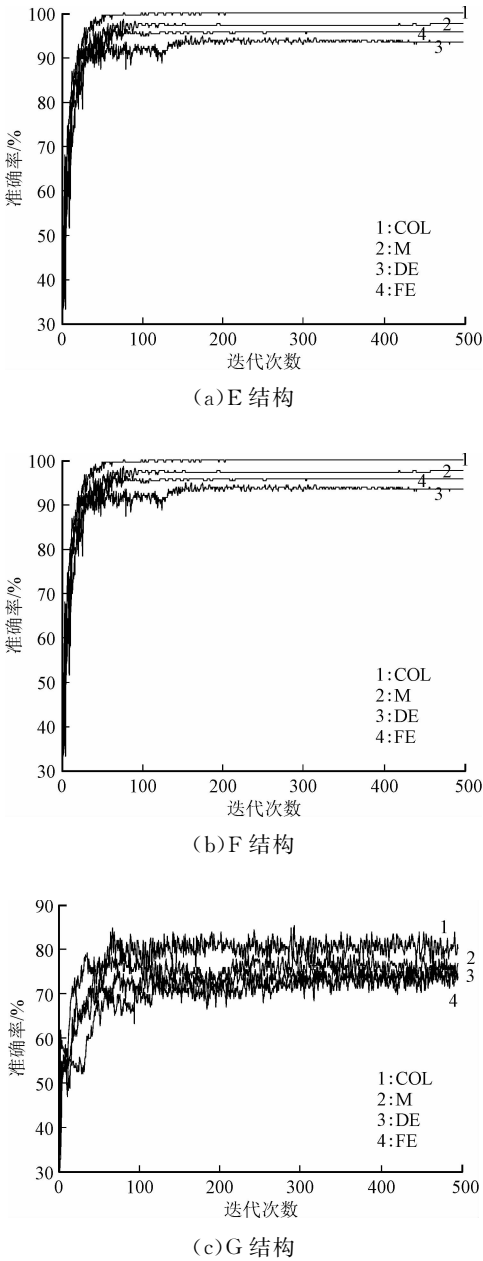


图 9 4 种样本在 3 种网络结构中的诊断准确率

时大体一致,三通道样本耗时明显较高。E、F、G 3 种网络结构下单通道样本平均所耗时间为 23.60、11.02、16.59 min,三通道样本相对单通道平均耗时分别增加 7.58、5.26、6.14 min,在可接受范围内。

表 9 3 种网络结构下 4 种样本对应的训练时间

网络结构	训练时间/min			
	DE	FE	M	COL
E	23.67	23.73	23.40	31.18
F	11.02	10.95	11.08	16.28
G	16.62	16.51	16.63	22.73

6 结论与展望

本文提出了一种新的多通道样本构造方法,通过该方法得到的样本可以同时考虑转子两端轴承的振动信号,并在此基础上应用深度卷积神经网络对滚动轴承故障进行诊断。基于西储大学公开数据库(CWRU),应用本文方法构造了单通道和三通道样本用于故障类型和严重程度的诊断,结果表明,在多种不同网络结构下,采用三通道样本的轴承故障诊断准确率均明显高于单通道样本及 SVM、LVQ 和 ANN 传统方法准确率。

(1)在对轴承故障类型的诊断中,4 种网络结构下 3 通道样本较单通道样本诊断准确率提升率分别为 7.48%、14.02%、13.32%和 23.16%。

(2)在对轴承故障严重程度的诊断中,3 种网络结构下 3 通道样本较单通道样本诊断准确率提升率分别为 5.61%、9.54%和 10.88%。

(3)采用本文方法,A 网络结构对故障类型诊断准确率为 98.82%,高于 SVM、LVQ 和 ANN 3 种传统方法的诊断准确率,而 E 网络结构对故障严重程度的诊断准确率达到 100%,验证了本文方法对轴承故障诊断的优越性及有效性。

本文为了兼顾单个样本的时间跨度及样本容量,采用了原始信号的低频段信息进行轴承故障诊断,忽略了中高频段的故障信息,会造成一定的信息丢失。在后续研究中,会针对该问题对样本进行重新设计,进一步提高轴承故障诊断的效果。

参考文献:

[1] KANG M, KIM J, KIM J M. High-performance and energy-efficient fault diagnosis using effective envelope analysis and denoising on a general-purpose graphics processing unit [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 30(5): 2763-2776.

[2] MANJURUL ISLAM M M, KIM J M. Reliable multiple combined fault diagnosis of bearings using heterogeneous feature models and multiclass support vector Machines [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 184: 55-66.

[3] ZHAO Rui, WANG Dongzhe, YAN Ruqiang, et al. Machine health monitoring using local feature-based gated recurrent unit networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(2): 1539-1548.

[4] RAZAVI-FAR R, FARAJZADEH-ZANJANI M, SAIF M. An integrated class-imbalanced learning

- scheme for diagnosing bearing defects in induction motors [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(6): 2758-2769.
- [5] SONG L Y, WANG H Q, CHEN P. Vibration-based intelligent fault diagnosis for roller bearings in low-speed rotating machinery [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(8): 1887-1899.
- [6] KESKES H, BRAHAM A. Recursive undecimated wavelet packet transform and DAG SVM for induction motor diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11(5): 1059-1066.
- [7] LI Yongbo, XU Mingqiang, LIANG Xihui, et al. Application of bandwidth EMD and adaptive multiscale morphology analysis for incipient fault diagnosis of rolling bearings [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(8): 6506-6517.
- [8] TIAN Ye, MA Jian, LU Chen, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2015, 90: 175-186.
- [9] 周小勇. 小波分析在故障诊断中的应用 [D]. 上海: 上海海运学院, 2001: 9-11.
- [10] 顾杰. 基于小波分析的航空发动机振动故障诊断研究 [D]. 天津: 中国民航大学, 2016: 55-56.
- [11] 周东翔, 张小明, 陈明, 等. 小波分析在发动机故障诊断中的应用 [J]. *内燃机与配件*, 2019(21): 240-241.
- ZHOU Dongxiang, ZHANG Xiaoming, CHEN Ming, et al. Application of wavelet analysis in engine fault diagnosis [J]. *Internal Combustion Engine & Parts*, 2019(21): 240-241.
- [12] WANG Peng, Ananya, YAN Ruiqiang. Virtualization and deep recognition for system fault classification [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2017, 44 (S1): 310-316.
- [13] ZHAO Rui, YAN Ruiqiang, CHEN Zhenghua, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 115: 213-237.
- [14] 王洋洋, 唐建, 代菊英, 等. 基于1DCNN的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *机械管理开发*, 2019, 34(10): 141-144, 159.
- WANG Yangyang, TANG Jian, DAI Juying, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on 1DCNN [J]. *Mechanical Management and Development*, 2019, 34(10): 141-144, 159.
- [15] CHEN Zhiqiang, LI Chuan, SANCHEZ R V. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks [J]. *Shock and Vibration*, 2015, 2015(2015): 1-10.
- [16] 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): 883-891.
- CHEN Renxiang, HUANG Xin, YANG Lixia, et al. Rolling bearing fault identification based on convolutional neural network and discrete wavelet transform [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 31(5): 883-891.
- [17] WANG D, TSE P W, TSUI K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 35(1/2): 176-199.
- [18] 王斌. 基于小波分析和BP神经网络的滚动轴承故障诊断方法研究 [D]. 兰州: 兰州交通大学, 2014: 9-11.
- [19] HUANG Ruyi, LIAO Yixiao, ZHANG Shaohui, et al. Deep decoupling convolutional neural network for intelligent compound fault diagnosis [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 1848-1858.
- [20] QIU Guangqi, GU Yingkui, CAI Quan. A deep convolutional neural networks model for intelligent fault diagnosis of a gearbox under different operational conditions [J]. *Measurement*, 2019, 145: 94-107.
- [21] 姚志英, 王成林, 姚滢滢. 基于深度卷积神经网络的商品检测研究 [J]. *物流技术*, 2019, 38(8): 118-122.
- YAO Zhiying, WANG Chenglin, YAO Yingying. Research on article inspection based on deep convolutional neural network [J]. *Logistics Technology*, 2019, 38 (8): 118-122.
- [22] Case Western Reserve University. Bearing data center, 2014, accessed: 2014-05-15 [EB/OL]. [2019-12-06]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter>.
- [23] AFRASIABI S, AFRASIABI M, PARANG B, et al. Real-time bearing fault diagnosis of induction motors with accelerated deep learning approach [C] // 2019 10th International Power Electronics, Drive Systems and Technologies Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 155-159.

(编辑 杜秀杰)