

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905145

基于动态统计滤波与深度学习的智能故障诊断方法^{*}

宋浏阳, 李 石, 王芃鑫, 王华庆

(北京化工大学机电工程学院 北京 100029)

摘要: 电流信号具有易采集、不易受环境噪声影响的优点, 为难以通过振动传感器采集信号的特殊设备提供了可行的监测诊断思路, 但电流信号也存在故障特征难以提取等问题。为此, 将改进的动态统计滤波与深度卷积神经网络(DCNN)结合, 提出一种基于电流信号进行机械设备智能故障诊断的方法。引入综合信息量指标(S_{IPI})优化滤波效果, 基于改进的动态统计滤波方法, 使不同状态信号间的特征差异最大化, 以提高状态识别精度; 通过交替堆叠特征图尺寸不变的卷积层与逐层递减的池化层, 构建DCNN, 提取电流信号中的高维故障特征。将动态统计滤波后的特征增强图像输入DCNN, 识别故障类型。为验证方法有效性, 以不平衡、不对中、松动3种故障为对象进行故障类型识别, 分析结果表明, 所提方法可有效识别故障类型, 与传统的ANN、CNN等其他方法对比具有较好的识别精度。

关键词: 故障诊断; 卷积神经网络; 电流信号; 深度学习

中图分类号: TH-39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Intelligent fault diagnosis method based on dynamic statistical filtering and deep learning

Song Liuyang, Li Shi, Wang Pengxin, Wang Huaqing

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: Electrical current signal possesses the characteristics of being easy to collect and not easily affected by environmental noise, which provides a feasible monitoring and diagnosis idea for the special equipment that is difficult to collect signals with vibration sensor. However, the electrical current signal also has the problems of being difficult to extract fault features. An intelligent fault diagnosis method for mechanical equipment based on electrical current signal is proposed, which combines the improved dynamic statistical filtering and deep convolution neural network (DCNN). In order to improve the accuracy of state recognition, the integrated information quantity index (S_{IPI}) is introduced to optimize the filtering effect, which can maximize the difference of the features among different state signals based on dynamic statistical filtering. Through alternately stacking the convolution layer with invariant size of the feature map and the pooling layer with decreased the size of the feature map layer by layer, the DCNN is constructed to extract the high dimension fault features in the electrical current signal step by step. The feature-enhanced image samples after dynamic statistical filtering are input into the DCNN to identify the fault type. In order to verify the effectiveness of the proposed method, take three kinds of faults including unbalance, misalignment and looseness of rotating machinery as objects, the fault type identification was carried out. The analysis results show that the proposed method can effectively identify the fault type. Compared with other methods such as ANN and CNN, the proposed method has better recognition accuracy.

Keywords: fault diagnosis; convolutional neural network; electrical current signal; deep learning

0 引言

智能工业时代, 机械设备结构日趋复杂, 生产效率也

逐步提高, 设备安全稳定运行是保障生产的关键, 因此开展设备智能诊断与健康管理意义重大^[1-2]。随着物联网、云计算等信息技术的发展, 各行业都逐渐受到“大数据”的冲击, 故障诊断领域也不例外, 故障诊断研究中的大数

据分析、处理技术亟待发展^[3]。

深度学习技术由于其复杂的网络结构,对高维特征的非线性表现能力十分优秀,是分析大数据的一种有效手段,在文字检索、图像识别、语音识别等方向已较为成熟并得到广泛应用^[4-7]。在故障诊断领域,深度学习也有着较为突出的表现,先后出现了基于深度卷积变分自编码网络、一维卷积神经网络(CNN)、深度残差网络、对抗网络等深度学习的故障智能诊断方法^[8-11]。

目前,基于深度学习的智能诊断技术研究具有几点亟待解决的问题:1)设备差异性造成难以提取通用特征。机械设备具有不同的特性,故障类型的特征更是千差万别,因此很难找到可以反映设备状态的通用特征。2)特征维度与特征有效性之间的矛盾。加深网络结构确实能够得到高维特征,但高维特征的有效性却较难评判。深度学习得到的高维特征是否能够较为有效反映不同类型故障的特征,又是否具有通用性都需要开展进一步研究。此外,基于深度学习的故障诊断技术中还存在数据分布不平衡、学习过程不可知的“黑匣子”问题、对先验知识的依赖性、过拟合现象影响识别精度等问题。

为解决以上问题,出现了神经元激活最大化(NAM)^[12]等算法,这类算法打开深度学习的“黑匣子”,人为干预学习过程。针对样本不平衡问题,出现了深度归一化CNN^[12]、加入数据分离层的提升网络等深度学习网络结构^[13]。为增强其实用性,提出了通过迁移学习方法在高维特征域生成伪样本,提供跨域诊断结果的研究^[14],以及基于无监督迁移学习提取变工况状态下的共性故障特征,以多种设备为对象进行故障类型识别的方法^[15]。分别以不同试验台的滚动轴承故障数据作为学习样本和测试样本,基于迁移学习技术获得了85%以上的故障识别准确率^[16]。基于迁移学习可构造伪样本一定程度上解决数据不平衡问题,在源域中训练的模型可在不同域中实现检测,减轻机器学习算法对训练数据的依赖。但对于如何进一步提高基于迁移学习的故障诊断算法准确率、降低模型训练时间、形成通用型技术还需要开展深入研究。

受上述研究启发,利用深度学习在自动提取特征、信息融合及决策方面的优势^[17],并考虑到降低模型训练时间、提高识别准确率,本文提出了一种基于改进的动态统计滤波及深度学习算法的故障诊断方法。今后的研究中,将进一步探索本文内容与迁移学习技术相结合的故障诊断方法,以降低对学习数据的依赖性,进一步提高本文算法的实用性。

由于电流信号具有容易采集、不易受环境噪声影响、可远距离测量的优点,近年来逐渐出现利用电流信号进行设备状态监测的研究。Frini等^[18]提出了一种基于

EMD及k-means聚类算法进行齿轮故障诊断的方法,但尚未实现故障种类的识别。Razavi-Far等^[19]融合声音、电流、振动、扭矩多类传感器信息,提出一种半监督式深度学习方案,实现了齿轮箱多种故障类型的识别。蒋爱国等^[20]融合振动传感器与电流传感器信息,提出通过多模态堆叠自动编码器实现电机故障诊断的方法。Yao等^[21]从永磁同步电机的电流信号中提取故障分量与电机编码器信息,实现电机角不对中的故障诊断。但基于电流信号进行故障诊断也具有特征难提取,通过理论分析实现故障类型识别难度大的问题。为了解决上述问题,本文将动态统计滤波与深度卷积神经网络DCNN结合,建立识别因子阈值(SDI)的动态优化策略,引入综合信息量指标(SI_{pq})优化滤波效果,使不同状态信号间的特征差异最大化;构建DCNN,通过交替堆叠特征图尺寸不变的卷积层与逐层递减的池化层,逐步提取电流信号中的高维故障特征,并在全连接层后引入Dropout算法抑制过拟合现象,将动态统计滤波后的特征增强图像输入DCNN识别故障类型,诊断流程如图1所示。

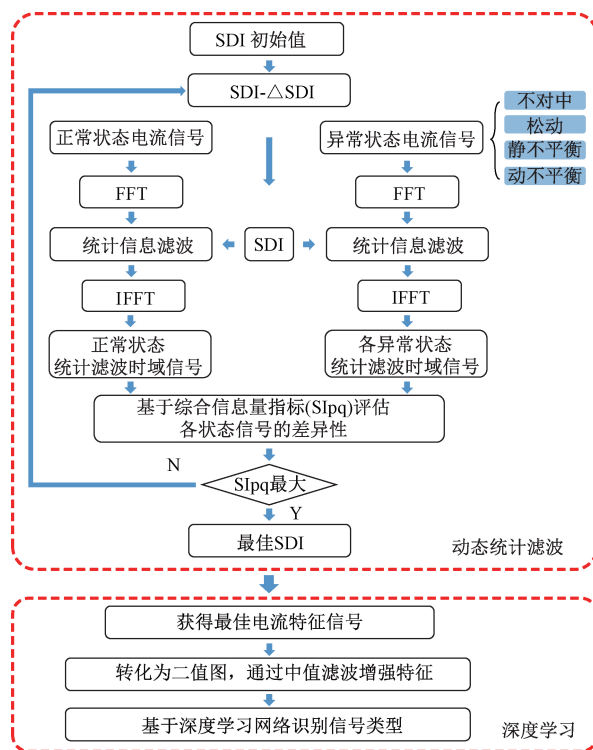


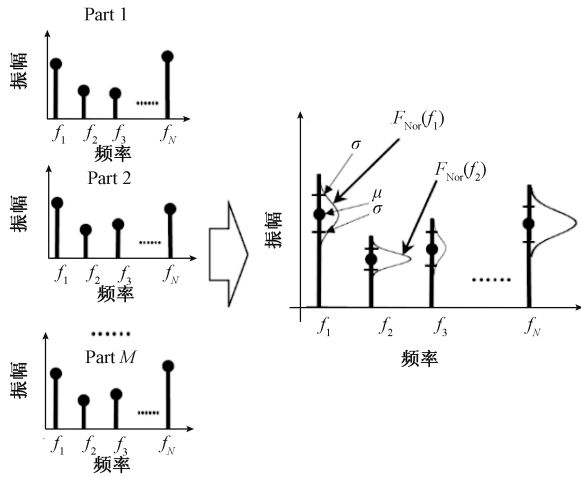
图1 算法流程

Fig.1 Flowchart of the algorithm

1 动态统计滤波特征提取算法

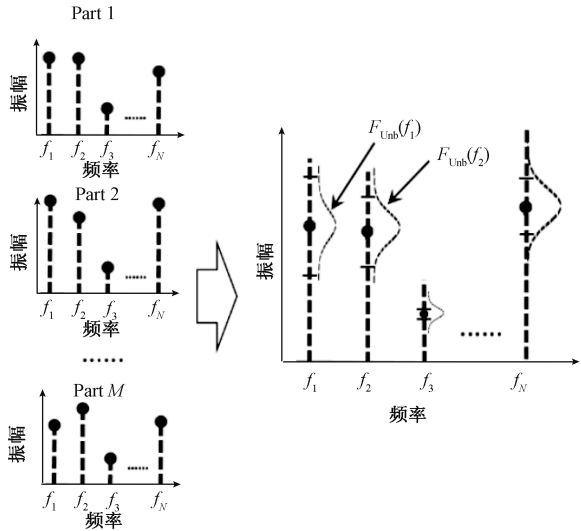
基于电流信号进行故障诊断的问题之一是故障特征难以提取,仅适用一般滤波方法难以有效提取出电流信

号中的故障特征,因此本文提出一种改进的动态统计滤波算法。统计信息滤波是一种多频段自适应滤波算法^[22-23],其原理如图 2 所示。



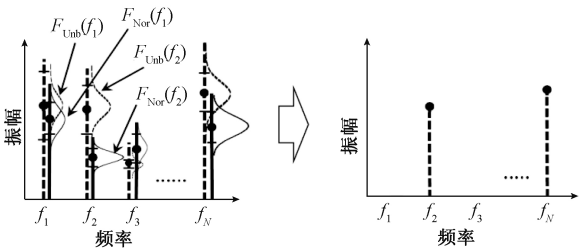
(a) 正常信号频谱分析

(a) Spectrum analysis of normal signal.



(b) 故障信号频谱分析

(b) Spectrum analysis of fault signal.



(c) 统计滤波结果

(c) Result of statistics filtering

图 2 统计滤波原理

Fig.2 Principle of statistics filtering.

与一般带通滤波方法不同,统计信息滤波没有固定的截止频率和滤波窗口宽度,而是通过频域统计分析自

适应地调整频带宽度,剔除信号中的噪声成分,有效提取故障特征。算法依据式(1)所示识别因子(discrimination index, DI),区分噪声成分与故障特征成分。即:当被诊断频谱成分的 $DI > SDI$ (识别因子阈值)时该频谱成分被判定为故障特征成分,否则判定为噪声成分。本文对统计信息滤波算法进行改进,引入综合信息量(S_{lpq}),建立 SDI 的动态优化算法。基于式(2)所示 S_{lpq} 指标优化滤波效果,使不同状态信号间的特征差异最大化,以便提高状态识别精度。

$$DI = \frac{|\mu_k - \mu_N|}{\sqrt{\sigma_k^2 + \sigma_N^2}} \quad (1)$$

式中: μ_k 与 μ_N 分别为被诊断频谱成分与正常频谱成分的平均值, σ_k 与 σ_N 分别为被诊断频谱成分与正常频谱成分的标准方差。

$$S_{lpq} = \sum_{k=1}^M I_{pqk} = \sum_{k=1, k \neq N}^M \left(\sum_i \log \left(\frac{H_{ik}}{H_{iN}} \right) / I + \sum_i \log \left(\frac{F_{ik}}{F_{iN}} \right) / I \right) \quad (2)$$

式中: H_{ik} 为时域信号 $x(t)$ 的概率密度直方图; F_{ik} 为时域信号 $x(t)$ 的频度密度直方图; M 为状态数; I 为直方图区间数;计算离散信号的信息量(I_{pqk})时,使用以下公式计算:

$$H_{ik} = \frac{\sigma_v}{2\pi\sigma_x} \exp \left(-\frac{x_i^2}{2\sigma_x^2} \right) \quad (3)$$

$$F_{ik} = \frac{\sqrt{2\pi} \cdot H_{ik}}{\sigma_v} \quad (4)$$

$$\sigma_x^2 = \int_0^\infty F_n^2(f_k) df_k \quad (5)$$

$$\sigma_v^2 = \frac{(2\pi f_k)^3}{3} + \sigma_x^2 \quad (6)$$

式中: x_i 为时域信号 $x(t)$ 的离散数据, $F(f)$ 为 $x(t)$ 的频谱在频率 f 处的幅值。

2 基于 CNN 的故障类型识别方法

工业大数据呈现种类多、信息量大、难处理的特点。深度学习对于海量数据处理、自动提取特征、信息融合及自动决策方面有着优越性能。结合特征提取、迁移学习等方法实现基于深度学习的故障诊断技术实用化是今后的研究方向之一。

CNN 由于其优秀的高维特征提取能力被广泛应用于图像识别、语音识别等领域。通过加深网络层数可以进一步 CNN 的高维特征表现能力,近年来,基于 DCNN 进行故障模式识别的研究受到广泛关注^[24]。本文为有效提取电流信号中的故障特征,将动态统计滤波与 DCNN 结合,构造了一种 DCNN,该网络利用卷积层与池

化层逐步提取信号中的高维特征,并基于 Dropout 算法抑

制过拟合,网络结构如图3所示。

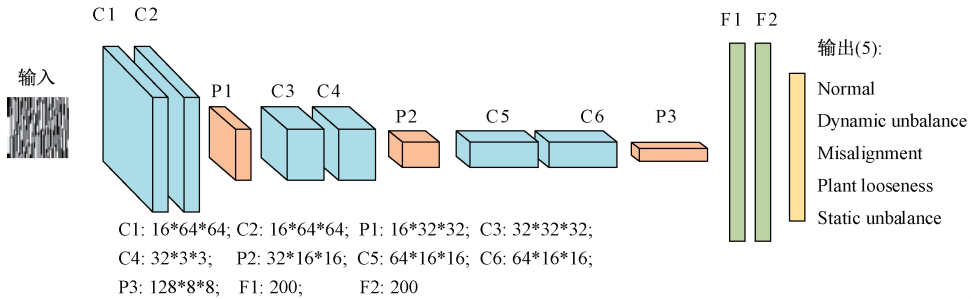


图3 DCNN 结构

Fig.3 Structural diagram of DCNN

CNN 具有多级滤波器效果,由于其三维形状特点,可以保存输入特征数据的空间信息,考虑到电流信号的故障特征信息为高维特征,本文构建了如图3所示的具有6层卷积层的CNN。在每层卷积之前添加填充处理,通过在原输入特征图周围补充 padding=1 的固定特征值保持输入特征尺寸不变。如式(7)及图4所示,式(7)中输入层节点(H, W),滤波器大小(FH, FW),输出特征图维度(OH, OW),可知输入特征与输出特征数据维度一致,形成保持特征图尺寸不变的卷积层。

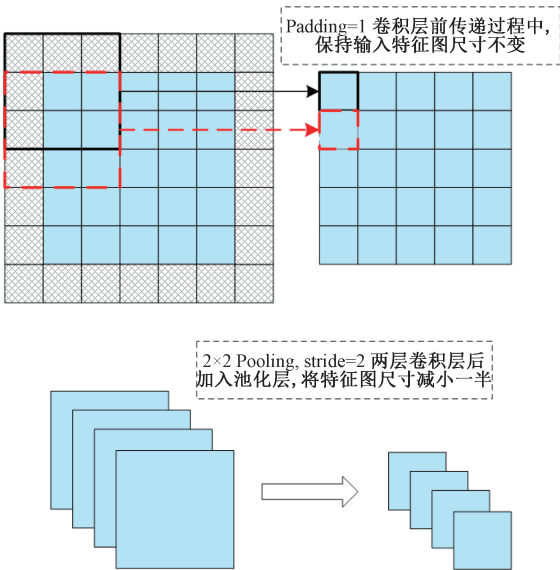


图4 填充与池化处理原理

Fig4 Principle of padding and polling processing

$$OH = \frac{H + 2P - FH}{S} + 1$$

$$OW = \frac{W + 2P - FW}{S} + 1 \quad (7)$$

此外,每两层 CNN 后添加如图4所示的池化层,逐步减小数据特征 W, H 维度信息。保持特征图尺寸不变

的卷积层与数据特征减半的池化层交替堆叠,达到逐步提取高维特征的目的。

由于网络层数较多,通常使用的权值衰减方法难以完全解决过拟合问题,因此在每一层全连接层后加入 Dropout 算法,随机删除部分神经元抑制过拟合,其原理如图5所示。

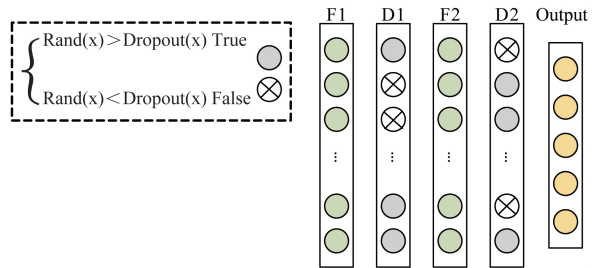


图5 Dropout 抑制过拟合原理

Fig.5 Principle of applying dropout to restrain overfitting

在网络向前传递过程中,随机生成与当前层网络节点数一致的数列,设定 Dropout 比率随机将部分神经元属性设定为 False,被选中的神经元在反向传播时不会向前一层传递信号,从而抑制过拟合现象。最后通过 Affine 全连接层连接输出层,识别信号状态。

3 实验验证及结果分析

3.1 实验条件

在图6(a)所示实验台上开展验证实验,使用电流传感器采集三相电机电流信号,传感器位置如图6(b)所示,采样频率 100 kHz,采样时间 40 s。分别在转速 1 800 r/min 工况下采集正常状态 (normal),不对中故障 (misalignment),动不平衡故障 (dynamic unbalance),静不平衡故障 (static unbalance),松动故障 (plant looseness),共 5 种状态的电流信号。

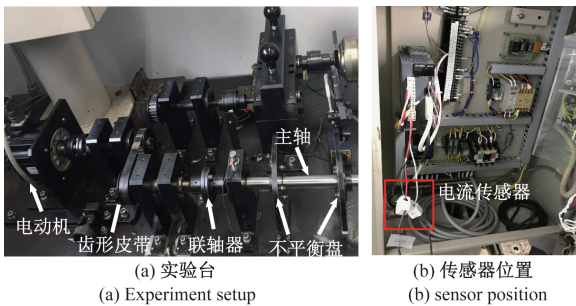


图 6 传感器位置及试验台

Fig.6 Experiment setup and sensor position

以正常状态及动不平衡故障状态为例,原始电流信号的时域波形及频谱如图 7 所示。由于设备发生故障时对电流信号的影响机理与振动信号不同,在原始时域波形及频谱中,正常与各种异常状态电流信号几乎无差异。因此,在进行故障状态识别之前,需要使用信号处理方法提取故障特征,以提高分类准确率。

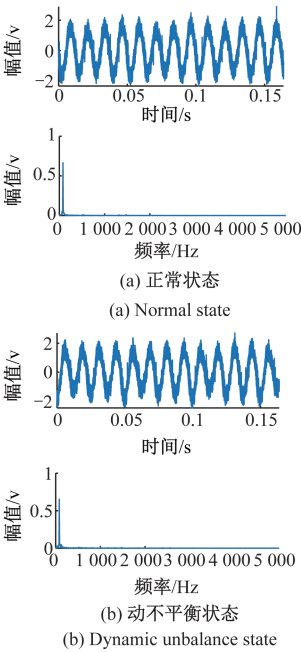


图 7 原始电流信号时域波形及频谱

Fig.7 Time domain waveform and spectrum of the original electrical current signal

3.2 实验结果

为有效提取电流信号中的故障特征,本文提出了改进的动态统计滤波算法,算法流程如图 1 所示,使用式(2)所示综合信息量指标 ($S_{l_{pq}}$) 优化 SDI,学习过程中在 $[0.1, 10.0]$ 范围内以 0.1 为间隔搜索使 $S_{l_{pq}}$ 最大的 SDI 值,使不同状态信号间的特征差异最大化(验证实验中优化后 $SDI=2.4$)。基于最优 SDI 值进行统计滤波,自适应

地提取信号中的故障特征获得最佳电流特征信号。随机截取 0.6 s 长度信号转化为 64×64 pixel 的二值图像,并使用中值滤波方法进行图像增强。正常、静不平衡故障、动不平衡故障、松动故障、不对中故障 5 种状态的样本示例如表 1 所示。

表 1 特征提取后电流信号样本示例

Table 1 Sample examples of electrical current signals after feature extraction

状态 State	样本		
正常 Normal			
动不平衡 Dynamic unbalance			
不对中 Misalignment			
松动 Plant looseness			
静不平衡 Static unbalance			

为说明特征提取算法有效性,对原始电流信号进行中值滤波后,以正常状态和动不平衡故障状态的原始信号为例的中值滤波特征增强样本如表 2 所示,样本中几乎无明显的故障特征。由表 1 中样本示例图可知,由于多频带自适应的特性,动态统计滤波算法较为有效地提取了电流信号中的故障特征。

表 2 原始电流信号样本示例

Table 2 Sample examples of original electrical current signals

状态 State	样本		
正常 Normal			
动不平衡 Dynamic unbalance			

分别对学习信号与验证信号进行特征提取并生成样本,输入图 3 所示的 DCNN,选用 Adam 优化方式更新参数,激活层选用 ReLU 函数,学习速率设定为 0.001。训练样本 5 000 个,测试样本 1 000 个,批处理

量设定为 200,每次批处理后更新网络系数,迭代 25 次完成一次全部样本学习过程。迭代过程中的损失函数曲线如图 8 所示,学习过程中损失函数迅速降低,并基本保持稳定。图 9 为学习 15 次后的学习及测试准确率,学习准确率由 20% 迅速上升,经过对全部样本进行 3 次学习,并不断更新网络系数后,准确率已接近 100%,多次训练后,获得平均学习准确率为 99.7%,测试准确率 98.9%。

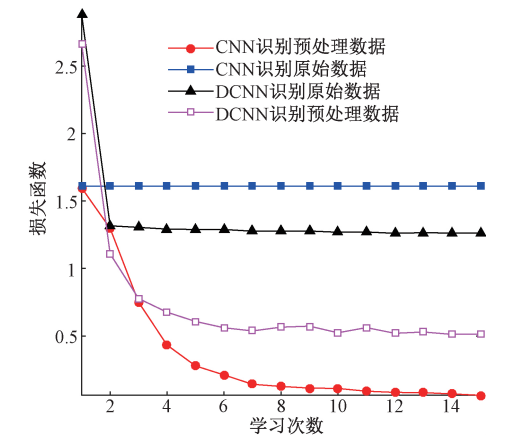


图 8 学习过程中损失函数曲线

Fig.8 Loss function curves during learning process

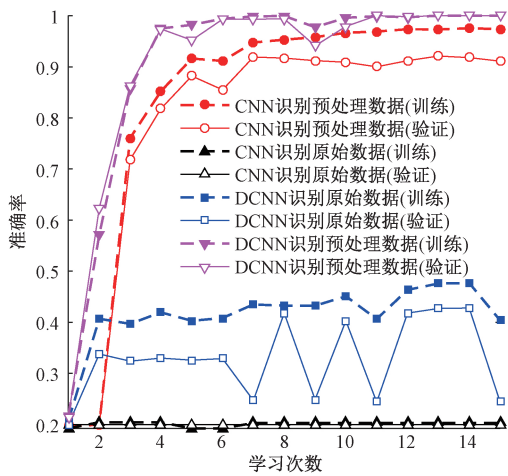


图 9 训练及测试准确率

Fig.9 Training and testing accuracies

在对比试验中,将表 2 所示图像样本输入结构及参数相同的网络中,以及一般的 CNN。此外,计算故障诊断研究中广泛采用的 12 个无量纲特征参数,作为具有 20 个隐含层的传统 ANN 神经网络输入特征,进行对比验证。使用原始信号进行故障识别,3 种算法的识别准确率均较低,表明电流信号故障特征难以提取。使用特征增强信号识别时,3 种方法经过相同次数学习后,准确率对比如表 3 所示。

表 3 故障类型识别准确率对比

Table 3 Comparison of fault type identification accuracy (%)

识别方法	特征增强图像		原始图像	
	学习	验证	学习	验证
ANN(20)	92.8	91.7	44.9	41.7
CNN	97.4	91.1	20.3	20.0
本文网络结构	99.7	98.9	41.6	35.5

结果表明,基于本文所述的特征增强方法,3 种模式识别方法的分类效果都得到大幅度提高。利用 CNN 算法处理特征增强图像,学习准确率与验证准确率有一定差异,表明算法出现过拟合现象,本文提出的 DCNN 网络结构通过加入 Dropout 算法有效抑制了过拟合。使用本文提出的深度神经网络结构故障识别,学习准确率达 99.7%,结果表明本文提出的基于动态统计滤波与深度学习的故障诊断方法可以实现电流信号故障诊断,与其他方法相比,识别效果具有一定优越性。

4 结 论

对于不易采集振动信号的特殊场合,可以基于电流信号进行状态监测,然而电流数据中的故障特征较难提取。针对这一问题,本文以旋转机械为对象,开展基于电流信号特征提取与深度学习的轴系故障诊断方法研究,利用动态统计信息滤波算法自适应地提取电流信号中的故障特征,并进行中值滤波将滤波信号时域波形转换为特征增强图像。通过交替堆叠特征图尺寸不变的卷积层与逐层递减的池化层,逐步提取电流信号中的高维故障特征,引入 Dropout 算法抑制过拟合现象,构建 DCNN,将动态统计滤波后的特征增强图像输入 DCNN 识别故障类型。为验证方法有效性,基于旋转机械故障诊断试验台进行轴系故障识别验证,平均学习准确率为 99.7%,测试准确率 98.9%,分析结果表明,与传统 ANN、CNN 方法相比该方法具有一定优越性。

参考文献

[1] TRAN Q T, NGUYEN S D, SEO T. Algorithm for estimating online bearing fault upon the ability to extract meaningful information from big data of intelligent structures [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(5): 3804-3813.

[2] 王华庆,任帮月,宋浏阳,等. 基于终止准则改进 K-SVD 字典学习的稀疏表示特征增强方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 35-43.

- WANG H Q, REN B Y, SONG L Y, et al. Sparse representation method based on termination criteria improved K-SVD dictionary learning for feature enhancement [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(7): 35-43.
- [3] LI P, CHEN ZH K, YANG L T, et al. An incremental deep convolutional computation model for feature learning on industrial big data [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(3): 1341-1349.
- [4] YANG Y, ZHANG W S, XIE Y. Image automatic annotation via multi-view deep representation [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 33: 368-377.
- [5] PENG C L, WANG N N, LI J, et al. DFace: Deep local descriptor for cross-modality face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2019, 90: 161-171.
- [6] RODRIGUES F, MARKOU L, PEREIRA F C. Combining time-series and textual data for taxi demand prediction in event areas: A deep learning approach [J]. *Information Fusion*, 2019, 49: 120-129.
- [7] GUO SH, YU J X, LIU X J, et al. A predicting model for properties of steel using the industrial big data based on machine learning [J]. *Computational Materials Science*, 2019, 160: 95-104.
- [8] 余博, 田福庆, 梁伟阁. 基于深度卷积变分自编码网络的故障诊断方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(10): 27-35.
- SHE B, TIAN F Q, LIANG W G. Fault diagnosis based on a deep convolution variational autoencoder network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(10): 27-35.
- [9] 曲建岭, 余路, 袁涛, 等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(7): 134-143.
- QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(7): 134-143.
- [10] 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.
- [11] 包萍, 刘运节. 不平衡数据集下基于生成对抗网络的改进深度模型故障识别研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(3): 176-183.
- BAO P, LIU Y J. Research on fault identification based on improved deep model in combination of generative adversarial networks under unbalanced data sets [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(3): 176-183.
- [12] ZHAO M H, KANG M, TANG B P, et al. Multiple wavelet coefficients fusion in deep residual networks for fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(6): 4696-4706.
- [13] PAN J, ZI Y Y, CHEN J L, et al. LiftingNet: A novel deep learning network with layerwise feature learning from noisy mechanical data for fault classification [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(6): 4973-4982.
- [14] LI X, ZHANG W, DING Q. Cross-domain fault diagnosis of rolling element bearings using deep generative neural networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(7): 5525-5534.
- [15] QIAN W W, LI SH M, YI P X, et al. A novel transfer learning method for robust fault diagnosis of rotating machines under variable working conditions [J]. *Measurement*, 2019, 138: 514-525.
- [16] GUO L, LEI Y G, XING S B, et al. Deep convolutional transfer learning network: a new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(9): 7316-7325.
- [17] CHEN ZH, HE N N, HUANG Y, et al. Integration of a deep learning classifier with a random forest approach for predicting malonylation sites [J]. *Genomics, Proteomics & Bioinformatics*, 2018, 16(6): 451-459.
- [18] FRINI M, SOUALHI A, BADAoui M. Gear faults diagnosis based on the geometric indicators of electrical signals in three-phase induction motors [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2019, 138: 1-15.
- [19] RAZAVI-FAR R, HALLAJI E, FARAJZADEH-ZANJANI M, et al. Information fusion and semi-supervised deep learning scheme for diagnosing gear faults in induction machine systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(8): 6331-6342.

- [20] 蒋爱国, 符培伦, 谷明, 等. 基于多模态堆叠自动编码器的感应电机故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 17-23.
- JIANG AI G, FU P L, GU M, et al. Induction motor fault diagnosis based on multimodal stacked auto-encoder [J]. 2018, 32(8): 17-23.
- [21] YAO Y, LI Y S, YIN Q. A novel method based on self-sensing motor drive system for misalignment detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 217-229.
- [22] 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.
- [23] SONG L Y, CHEN P, WANG H Q, et al. Intelligent condition diagnosis method for rotating machinery based on probability density and discriminant analyses [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23 (8): 1111-1115.
- [24] SUN W J, SHAO S Y, ZHAO R, et al. A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification[J]. Measurement, 2016, 89: 171-178.

作者简介



宋浏阳, 分别在 2010 年及 2013 年于北京化工大学获得学士及硕士学位, 2017 年于日本 Mie University 获得博士学位, 现为北京化工大学博士后, 主要研究方向为设备智能诊断技术、信号处理算法和诊断机器人系统。

E-mail: xq_0703@163.com

Song Liuyang received B. Sc. and M. Sc. degrees both from Beijing University of Chemical Technology in 2010 and 2013, respectively, and received Ph. D. degree from Mie University, Japan in 2017. She is currently doing postdoctoral research at Beijing University of Chemical Technology. Her main research interests include equipment intelligent fault diagnosis technology, signal processing algorithm and inspection robot system.



李石, 2017 年于北京化工大学获得学士学位, 目前于北京化工大学机电工程学院攻读硕士, 主要研究方向为机械故障诊断及信号处理算法和深度学习。

E-mail: lis.buct@gmail.com

Li Shi received B. Sc. degree from Beijing University of Chemical Technology in 2017. He is currently pursuing master degree in College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, China. His main research interest include fault diagnosis for rotating machinery, signal processing algorithm and deep learning.



王芃鑫, 2017 年于北京化工大学获得学士学位, 目前在北京化工大学机电工程学院攻读硕士学位。主要研究方向为智能诊断算法和信号稀疏表示。

E-mail: 1054045481@qq.com

Wang Pengxin received B. Sc. degree from Beijing University of Chemical Technology in 2017. He is currently pursuing master degree in College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology. His main research interests are intelligent diagnosis algorithm and signal sparse representation.



王华庆(通信作者), 分别在 1995 年及 2002 年于北京化工大学获得学士及硕士学位, 2009 年于日本 Mie University 获得博士学位, 现为北京化工大学教授, 主要研究方向为机械智能故障诊断及信号处理算法研究。

E-mail: hqwang@mail.buct.edu.cn

Wang Huaqing (Corresponding author) received B. Sc. degree and M. S. degree from School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, in 1995 and 2002, respectively, and graduated from doctoral course in Mie University, Japan in 2009. He is currently a professor at Beijing University of Chemical Technology. His main research interests include machinery intelligent fault diagnostics for machinery, signal processing algorithm.