

DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2020.09.013

基于 SDP 图像与 VGG 网络的 旋转机械转子故障诊断研究*

武海彬, 卜明龙, 刘圆圆, 郝惠敏*

(太原理工大学 机械与运载工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 针对传统故障诊断方法对旋转机械转子故障状态识别精度较低的问题, 提出了一种基于对称点模式图像特征信息融合与深度学习相结合的旋转机械转子故障诊断方法。采用 SDP 信息融合技术, 对转子故障状态下的多通道振动信号进行了信息融合, 通过 SDP 图形特征可简单直观地区分不同转子故障振动状态; 结合深度学习 VGG 网络自适应提取了 SDP 图像的特征信息, 对不同故障转化的 SDP 图像实现了准确的诊断识别, 进而判别了其故障类型; 通过变速器机械故障模拟实验验证了所提出方法的有效性, 并与传统机器学习方法极限学习机(ELM)进行了比较。研究结果表明: 基于 SDP 图像与 VGG 网络的旋转机械转子故障诊断方法解决了转子故障振动信号中存在的高复杂、非线性和不稳定问题, 与传统机器学习方法 ELM 相比具有更高的识别精度。

关键词: 深度学习; VGG 网络; SDP 图像; 多通道信息融合; 转子故障诊断; 极限学习机

中图分类号: TH132.46; TH113.1

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2020)09-1069-06

Rotor fault diagnosis of rotating machinery based on SDP images and VGG network

WU Hai-bin, BU Ming-long, LIU Yuan-yuan, HAO Hui-min

(School of Mechanical and Vehicle Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Aiming at improving the identification accuracy of rotating machine rotor fault diagnosis, a deep learning visual geometry group (VGG) network method combined with symmetry dot pattern (SDP) image feature was proposed. The multi-channel vibration signals of rotor in fault state were transformed by SDP, and the SDP images of different rotor fault shown distinguish features. The SDP images were input the deep learning VGG network adaptively, and the fault features were extracted by VGG. The results show that the SDP images combined with VGG obtained more accurate diagnosis and fault recognition of rotor fault than extreme learning machine (ELM). The results indicate that the method for fault diagnosis of rotating machinery rotors based on SDP images and VGG networks solves the problems of high complexity, non-linearity and instability in vibration signals of rotor faults, and has higher recognition accuracy than traditional machine learning methods ELM.

Key words: deep learning; visual geometry group (VGG) network; symmetry dot pattern (SDP) images; multi-channel information fusion; rotor fault diagnosis; extreme learning machine (ELM)

收稿日期: 2019-12-03

基金项目: 山西省重点研发计划(高新领域)项目(201903D121002); 山西省重点研发计划(国际科技合作)项目(201603D421009)

作者简介: 武海彬(1991-), 男, 辽宁朝阳人, 硕士研究生, 主要从事旋转机械故障诊断方面的研究。E-mail: 18242364764@163.com

通信联系人: 郝惠敏, 女, 副教授, 硕士生导师。E-mail: haohuimin@tyut.edu.cn

0 引 言

旋转机械的振动信号包含了设备振动情况的有效信息。对故障设备的振动信号进行分析,能够有效地揭示故障设备信号的幅值和频率随时间变化的情况^[1-2]。然而,由于一些旋转机械组成结构的特殊性,其振动传递路径复杂,导致故障响应微弱,而且常常受到外界环境的干扰,使得信噪比(SNR)较低^[3]。传统的分析方法是滤波减少高频噪声,保留低频信号,最后通过傅里叶逆变换,得到原始信号的时域和频域信息^[4]。较为常用的方法主要有经验模态分解(EMD)、小波变换(wavelet transform, WT)、变分模态分解(VMD)、基于集合经验模式分解(EEMD)等^[5-7]。在分析过程中,通常会使用去噪的方法以提高信噪比,但去噪效果在一定程度上会受到去噪方法的影响,而且去噪过程会减少原信号中的有用信息。

现代机械设备多具有复杂的结构,且工作在复杂的环境中,振动信号通常是非线性和非平稳的。因此,仅对时域和频域信息进行分析是不够的,还需要结合其他的信息以增加完整性。通常是在信号分析的基础上,提取信号的主要特征,通过机器学习方法对特定的振动状态进行识别,例如神经网络(Neural Networks)、支持向量机(SVM)和极限学习机(ELM)^[8-10]。传统机器学习方法的准确性在很大程度上取决于所提取的信号特征,并且缺乏自适应特征学习的过程。此外,诊断模型的准确性会因为学习深度不足而受到影响。

近年来,深度学习在故障诊断领域得到了成功应用,并获得了良好的识别效果。例如,基于一维(1D)信号卷积神经网络(CNN)的转子故障诊断方法直接以时域信号作为网络输入,并进行分类识别^[11]。然而,机械设备多为复杂结构且工作在复杂的工况下,其振动信号表现为复杂性和非线性,很难通过CNN网络进行振动信号特征的有效提取。此外,基于深度学习和图像的识别方法也成功应用于故障诊断领域。可将振动信号转换为二维图像作为深度学习的输入,达到故障类型的识别。在众多方法中,对称点图案(SDP)图像方法以简单直观的方式,将不同故障信号清晰地表达在极坐标系中,可有效地区分不同的故障类别^[12]。然而,现有的方法使用两个与轴心方向垂直分布的传感器进行信号采集,这种方法忽略了轴心方向的振动信息,相应地降低了诊断精度。

本文同时将两个与轴心方向垂直及轴心方向的振

动信息进行采集,将3个方向的振动信号进行融合,并转换在同一SDP图像中,通过VGG网络学习不同振动状态SDP图像的特征并识别,从而实现故障诊断。

1 时间序列信号的SDP图像

1.1 SDP转换方法

通过归一化方法,是将时域信号表述在极坐标系中,以产生SDP图像,可以简单直接地描述时域信号的振幅和频率的关系。该方法最早应用于语音信号的视觉表征^[13],并且对低信噪比(SNR)信号同样可以清晰地表达信号的振动特征。

这种映射关系由下式所示^[14]:

$$r(i) = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

$$\theta(i) = \theta_l + \frac{x_{i+a} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \zeta \quad (2)$$

$$\varphi(i) = \theta_l - \frac{x_{i+a} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \zeta \quad (3)$$

式中: $r(i)$ —极坐标半径; i —时域信号离散采样点的序号; x_i —时间点 i 对应的幅值; x_{\max} 、 x_{\min} —时域信号 x_i 中的最大幅值和最小幅值; a —时间滞后系数; x_{i+a} —时域信号 x_i 滞后系数 a 对应的幅值; ζ —放大角度 $\zeta \leq \theta_l$; $\theta(i)$ 、 $\varphi(i)$ —关于镜像对称面的偏转角度; θ_l —第 l 个镜像对称平面的角度 $\theta_l = \frac{360l}{N}$ ($l = 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$, N —对称平面的数量)。

结合放大角度 ζ ($\zeta \leq \theta_l$)、时间滞后系数 a , 时域信号中的任意点 x_i 均可映射在极坐标系中。

点 x_i 转化后的示意图如图1所示。

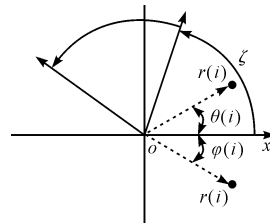


图1 SDP图像转换方法

OX —极轴; $r(i)$ —极坐标半径; ζ —放大角度; $\theta(i)$, $\varphi(i)$ —偏转角度

图1中 $\theta_l = 0^\circ$, x_i 转化为极坐标半径 $r(i)$ 。 $\theta(i)$ 与 $\varphi(i)$ 是关于镜像对称面 θ_l 的两个偏转角 $\theta(i) = \varphi(i)$ 。 x_i 经过两次转换,表示在图中两个黑色圆点的位置。

1.2 SDP图像特征

对于故障信号转换形成的SDP图像,根据设置特

定的参数,不同故障的SDP图像会有所不同。不同故障信号的SDP图像特征主要表现在以下几个方面:

- (1) SDP图像臂的曲率;
- (2) SDP图像臂的厚度和形状特征;
- (3) SDP图像臂的几何中心;
- (4) SDP图案臂的指向集中区域。

根据以上的分析可以发现,结合偏转角度 θ_l ,将时域信号表达在 N 个镜像对称面内,并且每个镜像对称面均可以表达时域信号的特征信息。而且,从不同位置获得的共 N 个时域信号,也可以同时显示在同一个极坐标系中,这样既实现了多通道信息的融合,也更加全面地表达了振动信号的特征信息。

以正弦信号 $\sin(x)$ 为例,采样频率1 kHz,采样点2 000,参数设定为 $\theta_l = 60^\circ$, $\zeta = 30^\circ$, $\mu = 5.6$ 组正弦信号的特征被融合在一个SDP图像中得到表达,如图2所示。

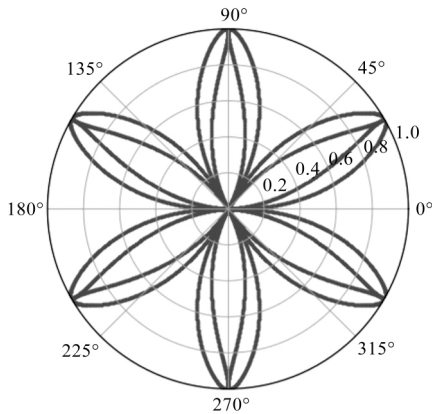


图2 模拟信号的SDP表达

由以上分析可得,SDP图像转换方法可以实现多组信号的融合,每个镜像对称面均可以表达一组信号的特征信息。将故障设备多个方向的振动信号进行融合表达,可以更加全面地展示机械设备的振动信息,为故障诊断提供方便。

2 VGG网络故障诊断方法

通过上节的分析可知,SDP方法可以很好地表达各种故障形式,一些较为明显的SDP图像可以通过人工进行识别,但对于一些较为复杂的图像的识别还会存在困难。因此,笔者提出了基于SDP图像的深度学习识别方法,用于自主识别不同的SDP图像类型,可以建立更加准确、高效的转子故障诊断系统。

2.1 卷积神经网络VGG

深度学习的概念源于传统的人工神经网络,并已

经在图像分类与识别方面取得了突破性进展^[15]。VGG(visual geometry group)是牛津大学计算机视觉组和Google DeepMind公司的研究员一起研发的深度卷积神经网络,通过反复堆叠 3×3 的小型卷积核和 2×2 的最大池化层,在ILSVRC 2014比赛分类项目中,获得分类项目的第二名和定位项目的第一名。卷积神经网络由多层结构组成,包括输入层、卷积层、池化层和全连接层。输入数据的特征经过一系列提取,可以形成更加抽象的高级特征。

笔者提出的故障诊断方法,采用VGG-16网络结构对故障转子进行诊断识别。具体为:

(1) 输入层

把数据输入到二维平面构成的网络中,以便以后进行特征的学习提取。

(2) 卷积层(C层)

在卷积层中,由输入层的特征学习图像与可学习的卷积核进行卷积运算,再加上偏置项,结合非线性函数得到卷积层的输出。

第 l 层第 j 个神经元的输入 u_j^l 和输出 x_j^l 可以表示为:

$$x_j^l = f(u_j^l) = f\left(\sum_{i \in R_i} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (4)$$

式中: x_i^{l-1} —第 $l-1$ 层第 i 个神经元的输出; k_{ij}^l —第 $l-1$ 层的第 i 个神经元到第 l 层的第 j 个神经元的权重; b_j^l —第 l 层的第 j 个神经元的偏差。

卷积层的输出可以看作是单层,其深度尺寸与特征图的数量相对应。

(3) 池化层(S层)

池化层用于减小输入特征的维数,并避免过度拟合。其输出可以表示为:

$$x_j^l = g(u_j^l) = g(\beta_j^l \cdot \text{down}(x_i^{l-1}) + b_j^l) \quad (5)$$

式中: $g(\cdot)$ —S层中的激活函数; β_j^l —池化层的权重系数; $\text{down}(\cdot)$ —池化操作; b_j^l —第 l 层第 j 个神经元的偏差。

通过常用的池化方法(均值池化、最大池化和随机池化),即可以获得新的特征。

(4) 完全连接层(FC层)

FC层 l 中的所有神经元完全连接到 $l-1$ 和 $l+1$ 层的神经元。该层的输出可以表示为:

$$x_i^l = \sigma(u_j^l) = \sigma(\omega_j^l x_j^{l-1} + b_j^l) \quad (6)$$

式中: u_j^l —第 l 层的输出; ω_j^l —全连接层的权重系数; b_j^l —第 l 层的偏差。

(5) 输出层

在分类任务中,soft-max分类器对每个类别进行

概率计算,并对从 VGG 提取的特征进行分类和识别^[16]。

VGG 作为深度学习的一种模型,同样采用反向传播(BP)算法来实现网络参数的优化,优化后的 VGG 网络可以实现很好的分类识别效果。在对轴承辊子表面细微缺陷进行分类和检查时可达到 99.5% 以上的识别精度,能够很好地对细微缺陷进行识别分类^[17]。

优化的 VGG 网络参数主要包括 C 层的卷积核权重系数 k 、S 层的权重系数 β 、FC 层的权重系数 ω 以及对应每一层的偏差 b 。以灵敏度 E_p 为目标函数,来进行每层的网络参数的优化,为:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (y_{pi} - o_{pi})^2 \quad (7)$$

式中: E_p —灵敏度; o_{pi} —实际输出; y_{pi} —期望输出。

其目标是获得与理想输出值接近的实际输出值。

2.2 基于 VGG 的故障诊断流程

VGG 网络可以从复杂的图像中提取更加高维的信息,进一步帮助计算机建立复杂的概念。笔者通过 VGG 自适应提取和学习 SDP 图像中的特征,以实现对不同振动状态 SDP 图像的识别。

具体的故障诊断流程如下:

(1) 使用两个放置在轴承支座上端的三通道加速度传感器采集振动信号,并进行 SDP 图像融合;每个传感器同时采集 3 个通道,即 X、Y、Z 3 个方向的信号,这样采集的信号更加全面地包含了设备的振动状态信息;

(2) 根据设定的参数值,将 6 个信号转换为 SDP 图像,SDP 图像的大小设定为 128×128 ;

(3) 随机选择部分 SDP 图像作为 VGG 网络的训练集,将剩余的 SDP 图像作为 VGG 网络的测试集,并通过分类结果验证 VGG 网络提取 SDP 图像中信息的效率。

3 实 验

3.1 实验装置

为了更好地验证该方法的有效性,笔者使用 Spectra Quest 变速机械故障模拟器(MFS)实验台进行故障模拟。具体通过安装在轴承支座的两个加速度传感器进行故障信号采集;每个传感器采集 3 个通道的信号,两个传感器共 6 组振动信号。在实验台上模拟 4 种故障状态(转子翘曲、转子不平衡、转子不对中及正常转子),采样频率为 1 280 Hz。转子不平衡故障由安装在

转盘空洞处的配重螺钉进行模拟,通过调节变频器控制转子的转速。

在该实验中,设置的转速为 2 000 r/min。每种故障采集了 500 个样本(每个样本长度 1 024),其中,400 个用作训练样本,100 个用作测试样本。

实验台如图 3 所示。

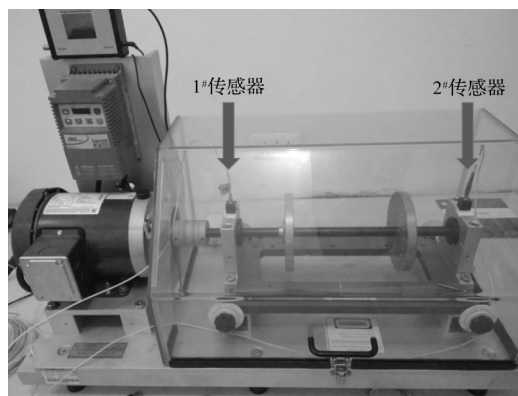


图 3 Spectra Quest 变速器机械故障模拟实验台

3.2 实验及结果分析

采用 SDP 方法对传感器采集的振动信号进行图像转换。在分析过程中,参数 θ_l 、 ζ 和 a 的选取至关重要。 θ_l 是镜像对称面的角度,通常取值为 $\theta_l = 60^\circ$,此时对应的对称平面分别为 0° 、 60° 、 120° 、 180° 、 240° 、 300° 。两组传感器共采集 6 个通道的振动信号,故选取 $\theta_l = 60^\circ$ 。

由公式(1~3)可知,时域离散信号第 i 点的幅值 x_i 与第 x_{i+a} 点的幅值差异越大,在进行 SDP 图像转化后的极坐标空间中的对应点的偏转角会越大,反之亦然。不同信号之间的细微差别主要依靠 ζ 和 a 的选取,因此,选择合理的参数可以提高图形的区分度。通过选取不同的参数值进行转化,最后选择最优的参数。

以转子不平衡故障为例,选择不同参数转化后的 SDP 图像如图 4 所示。

经过转换的 SDP 图像所携带的信息主要集中在图像臂的曲率、臂的厚度和形状特征、图像臂的几何中心以及臂的指向集中区域等几个方面。通过设定不同参数,可使得信号转换后的 SDP 图像特征最为明显,并选择图像特征最明显的 SDP 图像作为 VGG 的样本。当参数为 $a = 2$ 、 $\theta = 60^\circ$ 、 $\zeta = \pi/8$ 时图像特征最为明显,故选择上述参数作为 4 种故障信号转化的最终参数。

根据上述选择的参数,4 种故障转换后的 SDP 图像如图 5 所示。

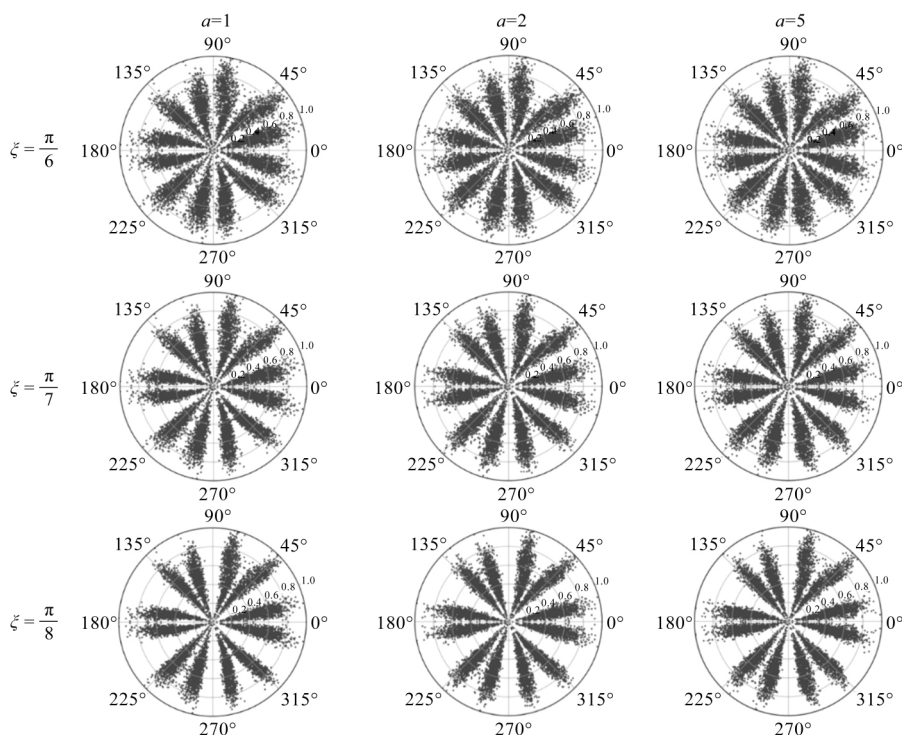


图4 不同参数转换后的SDP图像

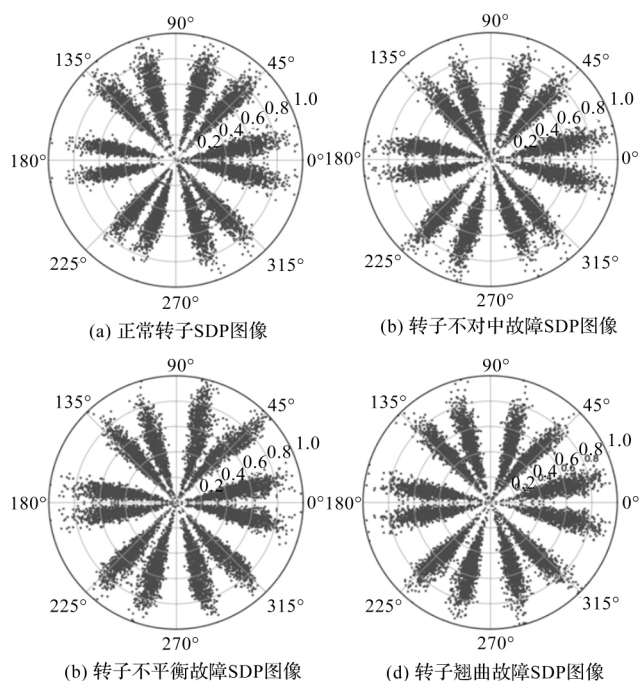


图5 不同故障转换后的SDP图像

由图5可以发现4种故障转换后的SDP图像之间存在较为明显的差异。

以 $\theta_l = 60^\circ$ 对称面为例,不同故障的时域信号转换后图像臂的厚度存在明显的差别,转子不平衡故障SDP图像臂的厚度最大,正常转子SDP图像次之,最薄的为转子翘曲故障SDP图像。同样,在 $\theta_l = 120^\circ$ 的对称面,图像臂的几何中心也存在差别,正常转子SDP图像的分布最为离散,翘曲转子SDP图像次之,转子

不对中故障SDP图像最为集中。

其他对称面的图像也存在差别,相比于传统机器学习算法繁复的特征提取过程,SDP图像转换方法节省了大量特征提取的时间,避免了人为特征提取不足带来的影响。

VGG网络的参数设定同样很重要,经过多次的试验,笔者选取VGG网络中学习率为0.01,每一次输入训练的样本数量为20,迭代次数设定为1000次。

在训练过程中,以上参数下VGG网络的训练精度与损失函数曲线如图6所示。

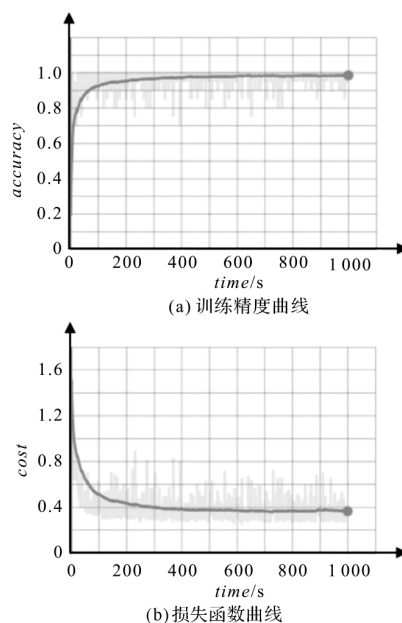


图6 训练精度曲线与损失函数曲线

由图 6 的训练精度曲线可知,基于 SDP 图像与深度学习 VGG 网络的训练精度在训练 600 次后精度已经接近于 95%,在后续的训练中还在呈现上升趋势。在训练 1 000 次后,VGG 网络对 SDP 图像的识别精度可以达到 98%,这表明基于 SDP 图像与 VGG 网络的故障诊断方法具有高度准确性,并且有望进一步提高识别精度。

为了证明该方法的有效性,笔者同时采用传统机器学习方法,对振动信号进行了频谱分析,并计算了振动信号的均方根值、能量熵及方差等多个特征。

笔者以极限学习机(ELM)进行故障分类,每种故障选择 30 个数据,4 类故障共 120 个数据样本进行测试,识别精度为 96.67%。

基于极限学习机方法与所提出方法的故障诊断结果如表 1 所示。

表 1 诊断及准确率

诊断方法	特征	准确率/%
ELM	均方根值、能量熵、方差	96.67
VGG	SDP	98

从表 1 中的识别结果可以发现,基于 SDP 图像与 VGG 网络的转子故障诊断方法在识别精度上高于传统的机器学习方法;虽然 VGG 网络的训练时间高于传统学习方法,但节省了大量人工提取特征的时间,同时避免了因为人工对故障特征提取不足而带来的影响。

4 结束语

本文提出了一种将多通道振动信号表达在极坐标系中形成 SDP 图像的方法,并实现了基于 SDP 图像与 VGG 网络相结合的转子故障诊断;将所提出的研究方法在转子实验台进行了实验验证,并与传统的机器学习方法进行了对比。

研究结果表明,对于多通道信息融合技术转换的 SDP 图像,可以通过 VGG 网络进行图像特征的自适应提取及深度学习,最终能够准确地识别故障类型。

与传统的机器学习方法 ELM 相比,该方法在识别精度上更优。

参考文献(References):

[1] 杨世锡,胡劲松,吴昭同,等. 旋转机械振动信号基于 EMD 的希尔伯特变换和小波变换时频分析比较[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 102-107.

[2] 杨伟,王红军. 基于 VMD 共振稀疏分解的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 20-27.

[3] 胡芑庆,陈微鹏,程哲,等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 9-18.

[4] 刘霞,黄阳,黄敬,等. 基于经验模态分解(EMD)的小波熵阈值地震信号去噪[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2016, 46(1): 262-269.

[5] 刘海江,刘世高,李敏. 换挡加速度信号的 EMD 和小波阈值降噪方法[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(2): 198-203.

[6] 张珂,邢金鹏. 基于小波改进阈值去噪与 EMD 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械研究与应用, 2018, 31(1): 84-88, 90.

[7] 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.

[8] 许敬成,陈长征. BP 神经网络在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(A02): 673-677.

[9] 张龙,熊国良,柳和生,等. 基于时变自回归模型与支持向量机的旋转机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(9): 99-103.

[10] 王普,温峥,高学金,等. 基于核极限学习机的旋转机械故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(2): 138-143.

[11] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(11): 7067-7075.

[12] 周沛. 基于深度学习的旋转机械振动故障诊断方法研究[D]. 华北电力大学, 2018.

[13] PICKOVER C A. On the use of symmetrized dot patterns for the visual characterization of speech waveforms and other sampled data[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1986, 80(3): 955-960.

[14] PICKOVER C A. Computers, pattern, chaos, and beauty: graphics from an unseen world[M]. Courier Corporation, 2001.

[15] 刘尧,朱善安. 基于深度学习的气泡水平尺自动矫正系统研究[J]. 机电工程, 2018, 35(6): 555-559, 602.

[16] MEI S, JI J, HOU J, et al. Learning sensor-specific spatial-spectral features of hyperspectral images via convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(8): 4520-4533.

[17] XU X, ZHENG H, GUO Z, et al. SDD-CNN: small data-driven convolution neural networks for subtle roller defect inspection[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(7): 1364.

[编辑: 方越婷]

本文引用格式:

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.

WU Hai-bin, BU Ming-long, LIU Yuan-yuan, et al. Rotor fault diagnosis of rotating machinery based on SDP images and VGG network[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2020, 37(9): 1069-1074.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>