

# 基于STFT和CNN的齿轮箱故障诊断

余传粮,梁睿君,冉文丰,王志强  
(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

**摘要:**针对浅层机器学习方法应用于齿轮箱故障诊断故障识别率低的问题,提出一种基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的齿轮箱智能故障诊断方法。对齿轮的振动信号进行短时傅里叶变换得到时频图并输入到CNN故障诊断模型,根据模型输出的结果给出齿轮箱的故障状态,从而实现齿轮箱的故障诊断。在齿轮箱动力学模拟实验台采集多种不同故障齿轮的振动信号进行实验验证。实验结果表明:该方法能有效识别齿轮的故障状态,故障诊断准确率能够达到100%。

**关键词:** 齿轮箱;故障诊断;短时傅里叶变换;卷积神经网络

**中图分类号:** TH132.41 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2022)03-0152-03

## Fault Diagnosis of Gearbox Based on STFT and CNN

YU Chuanliang, LIANG Ruijun, RAN Wenfeng, WANG Zhiqiang

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** To solve the problem of low fault recognition rate of shallow machine learning methods applied to gearbox fault diagnosis, a gearbox intelligent fault diagnosis method based on short-time Fourier transform and convolutional neural network is proposed. Short-time Fourier transform is performed on the gear vibration signal to obtain the time-frequency diagram and input it into the CNN fault diagnosis model. According to the output of the model, the fault status of the gearbox is given, so as to realize the fault diagnosis of the gearbox. The vibration signals of a variety of different faulty gears are collected on the gearbox dynamics simulation experiment platform for experimental verification. The experiment results show that the method can effectively identify the fault state of the gear with the fault diagnosis accuracy rate at 100%.

**Keywords:** gearbox; fault diagnosis; short-time Fourier transform; convolution neural network

## 0 引言

齿轮箱主要由齿轮、轴承、旋转轴等旋转部件组成,具有传动转矩大、承载能力强等优点,广泛应用于风力发电、航空、船舶、冶金、石化、矿山等机械传动系统<sup>[1]</sup>。齿轮箱通常工作在高速、重载等环境下,因此齿轮箱部件易出现各种故障,导致整个传动系统失效,造成经济财产损失甚至人员伤亡<sup>[2]</sup>。为确保其安全可靠运行,对齿轮与轴承等关键部件进行故障诊断具有重要意义。

针对故障诊断的重要性,许多国内外学者开展了关于轴承或齿轮的故障诊断研究。例如,代士超等<sup>[3]</sup>提出了一种基于同步平均和倒频谱编辑的齿轮箱滚动轴承故障分离诊断方法,提高了齿轮箱滚动轴承故障诊断的准确性。付胜等<sup>[4]</sup>针对大型设备的齿轮运行环境噪声干扰大和缺少故障样本的特点,提出了基于奇异值分解和支持向量机相结合的齿轮故障诊断方法,实现了对齿轮进行快速、准确地故障诊断。JAWADEKAR A等<sup>[5]</sup>利用CWT系数的最小值和反向传播(BP)神经网络,实现了感应电动机的智能故障诊断。上述方法有两个主要问题:

1) 这种人为干预的特征提取需要很多有关信号处理

技术和诊断专业知识的先验知识,既费时又费力;

2) 对特征的提取和分类都对故障诊断性能有着重要的影响,然而传统的故障诊断方法中,这两个阶段是分开设计和执行的,所以没办法同时对两者进行优化进而提高诊断性能。

因此,更为有效的故障诊断方式应该能够将特征提取和特征分类统一在一个框架之下。目前,已有部分学者提出了基于深度学习的端到端的故障诊断方法,这种方法能直接从原始信号中提取有用的特征并对故障进行识别。

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)具有能够自动提取信号局部空间特征和整合各局部特征的能力,而且深度学习理论的发展使其能够随着网络层数的增加而提升其特征表达能力和泛化能力,所以在计算机视觉<sup>[6-7]</sup>及自然语言处理领域<sup>[8-9]</sup>已有非常良好和广泛的应用。一些学者也在故障诊断领域应用了该网络模型。例如JANSSENS O等<sup>[10]</sup>采用带有一个卷积层和一个全连接层的卷积神经网络来诊断轴承的健康状况。

针对上述问题,本文提出了一种基于STFT和CNN的齿轮箱智能故障诊断方法,即对齿轮箱的振动信号通过STFT生成时频图,再将其输入CNN中给出结果,以实现齿轮箱齿轮故障的智能诊断。

# 1 故障诊断方法描述

## 1.1 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换是一种时频分析方法,主要用于分析时变、非平稳信号。该变换能将一维的振动信号变换为 CNN 易于处理的二维矩阵,这种矩阵是包含时频域信息的特征谱。短时傅里叶变换是从傅里叶变换的基础上发展而来,其基本思想先把一个函数和窗函数进行相乘,然后再进行一维的傅里叶变换,并通过窗函数的滑动得到一系列的频谱函数,将这些结果依次拼接得到一个二维的时频图。基本运算公式如下:

$$S_{\text{STFT}}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t - \omega)e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为时域信号; $h(t-\omega)$ 为窗函数。

对于 STFT,窗函数类型和窗的宽度的选取是影响其变换效果的两个重要因素。好的窗函数在变换过程中能有效减少频谱泄露和谱间干扰,而窗的宽度则影响着时域

和频域的相对分辨率:窗宽则频率分辨率高,窗窄则时间分辨率高。

## 1.2 卷积神经网络

### a) 网络结构

CNN 是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,近年来在图像处理、目标检测方面有着出色的表现。它能很好地应对神经网络训练中常出现的过拟合问题,使大规模的深度学习得以实现。CNN 一般由卷积层、池化层和全连接层构成,典型的卷积神经网络结构如图 1 所示。卷积层的作用是提取一个局部区域的特征;池化层的作用是进行特征选择,降低特征数量,并从而减少参数数量;卷积神经网络一般由多个卷积层和池化层交替构成。全连接层用于对提取的特征进行分类以输出结果。

本文所用 CNN 的结构如图 1 所示。输入特征图的大小为  $65 \times 65$ ;中间层由 3 层卷积层和 3 层采样层交替组成,卷积层的卷积核个数分别为 6、8、10,卷积核的大小取  $3 \times 3$ ,激活函数选择 ReLU 函数;池化层选择最大池化,分类器选择 Softmax 分类器。

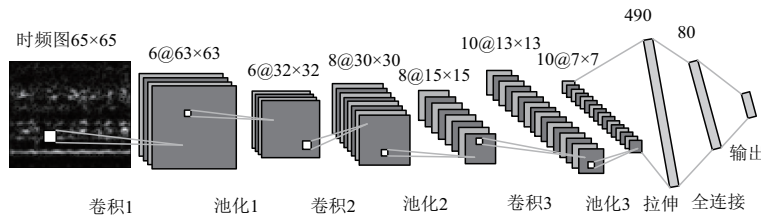


图 1 CNN 结构

### b) 训练过程

基于 STFT 和 CNN 的智能故障诊断方法模型的训练方式如下:

- 1) 在齿轮箱故障试验台上通过加速度传感器采集齿轮在不同状态下的振动信号,并通过数据分割构造数据样本;
- 2) 对样本集中的振动信号进行短时傅里叶变换,生成时频图,构造特征图样本集;将特征样本集随机打乱按照一定比例分为训练样本集、验证样本集和测试样本集;
- 3) 构建 CNN 模型,初始化模型参数;
- 4) 使用训练样本集对 CNN 进行训练,当所有批样本训练完后用验证集对模型进行初步评估,并开始下一轮次训练,重复该过程直至所有轮次迭代完毕;
- 5) 训练完成,使用测试集评估模型最终训练效果。

分别设置为(0,4.5,9.0,13.6,18.1)N·m((0,40,80,120,160)lb·in)。

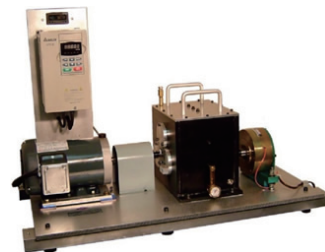


图 2 齿轮箱动力学试验台

齿轮箱的故障形式主要是齿轮故障,故障模式共有 5 种:缺损、缺齿、齿面磨损、齿根磨损和偏心。具体的故障类型描述见表 1。

表 1 故障类型描述

故障类型	描述
健康	健康运行状态
缺损	齿轮齿缺损
断齿	齿轮上出现断齿
齿面磨损	齿轮表面有磨损
齿根磨损	齿根处出现裂纹
偏心	齿轮质量偏心

## 2 齿轮箱的故障诊断试验案例

### 2.1 试验介绍

在如图 2 所示的齿轮箱动力学模拟实验台上采集不同齿轮故障状态下的振动信号。实验使用 NI 9234 采集卡和型号为 356A16 的三向传感器采集加速度信号。采样频率设置为 12 kHz,电机转速设置为 1 800 r/min,负载

图3为转速为1 800 r/min、负载为9.0 N·m(80 lb·in)、不同故障状态下的振动信号波形图。从图中可以看到,不同状态的时域波形存在一定的区别,但非专业人员无法完全识别信号所属状态。此外仅仅使用时域信号,无法同时捕获到时域和频域的特征。因此,单独依靠信号的时域波形进行状态识别是不可靠的。由于短时傅里叶变换具有强大的特征表达能力,因此本文在对信号预处理时采用短时傅里叶变换以获得良好的信号表示。

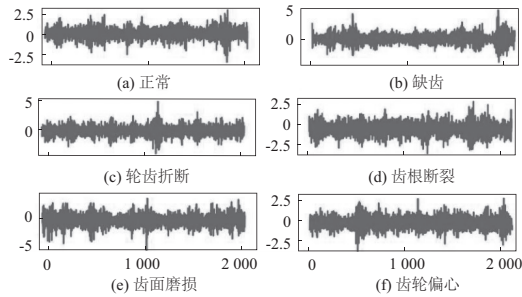


图3 不同故障状态下齿轮振动信号的时域图

为了能从振动信号中得到时频特征,从时序信号中选取2 048个数据点形成一个样本。短时傅里叶变换的窗函数为汉明窗,窗宽和窗口重叠宽度分别为128和64,这样将每个样本转换为分辨率为65×65的时频图。各个类型齿轮的振动信号经过短时傅里叶变换得到的时频图如图4所示。

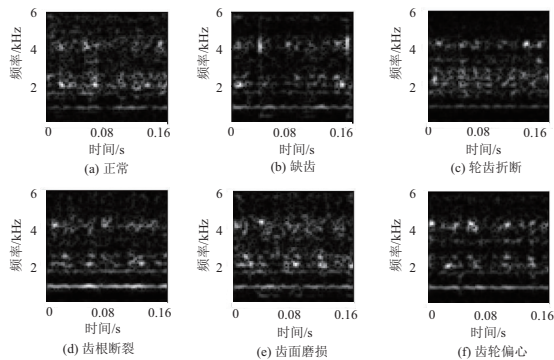


图4 不同类型齿轮振动信号经短时傅里叶变换时频图

每种负载情况、每种故障下的样本都选择300个,最后共得到样本9 000个。如表2所示,按照8:1:1的比例将样本分为训练集、验证和测试集。

表2 齿轮箱数据集

故障类型	样本数量/个			样本标签
	训练	验证	测试	
正常	1 200	150	150	[1,0,0,0,0,0]
缺齿	1 200	150	150	[0,1,0,0,0,0]
齿根断裂	1 200	150	150	[0,0,1,0,0,0]
齿面磨损	1 200	150	150	[0,0,0,1,0,0]
齿轮偏心	1 200	150	150	[0,0,0,0,1,0]
轮齿折断	1 200	150	150	[0,0,0,0,0,1]

## 2.2 试验结果与分析

CNN的基本结构与图1一致,其中每层卷积操作之后均进行批量归一化处理(batch normalization, BN)。由于有6种不同故障类型的齿轮,因此根据样本标签的设置,网络的输出层节点个数取6。

网络结构确定之后,采用训练样本对网络进行训练。实验平台的配置如下:Windows10的64位操作系统,CPU为i5-8500@3.0GHz,GPU为Nvidia GeForce RTX 2060;程序运行基于PyTorch深度学习框架。

为验证基于STFT和CNN的齿轮箱智能故障诊断的优势与有效性,与传统机器学习方法支持向量机(SVM)、多层感知机(MLP)和决策树(DT)进行对比。每种方法各测试10次后取其平均值,结果如表3所示。

表3 不同模型结果对比 单位:%

方法	故障分类准确率
STFT+CNN	100±0.0
SVM	80.1±4.5
MLP	76.5±6.6
DT	74.7±5.8

从表3中可发现,相比于其他模型本文所提方法表现最好,诊断准确率达到100%,而SVM、MLP、DT等传统机器学习方法的平均诊断准确率只能达到80.1%、76.5%和74.7%,且很不稳定。原因在于浅层机器学习算法特征提取能力有限,无法准确表征数据之间的映射关系。综上所述,本文所提方法相比于其他方法更具有优越性。

## 3 结语

本文基于STFT和CNN进行了齿轮箱智能故障诊断的实验研究,得出以下结论:基于STFT和CNN的齿轮箱智能故障诊断方法是可行且有效的。利用短时傅里叶变换生成的时频图能有效地反映信号的时频特征,准确地表征齿轮的运行状态;利用CNN能够使时频图的特征得到充分的学习和表达,以实现齿轮箱故障的智能诊断,避免了人为提取特征表达的不足及识别准确率低的问题。

### 参考文献:

- [1] 高国华,张永忠. 齿轮箱故障诊断技术的新发展[J]. 机械传动,2003,27(6):58-60,65.
- [2] 魏秀业,潘宏侠. 齿轮箱故障诊断技术现状及展望[J]. 测试技术学报,2006,20(4):368-376.
- [3] 代士超,郭瑜,伍星. 基于同步平均与倒频谱编辑的齿轮箱滚动轴承故障特征量提取[J]. 振动与冲击,2015,34(21):205-209.
- [4] 付胜,徐斌,杜晓帆,等. 基于奇异值分解和支持向量机的齿轮故障诊断[J]. 机械传动,2013,37(9):90-92,102.

(下转第195页)

## 5 结语

平面叶栅密流比是影响叶栅气动性能的关键参数。本文引入密流比分布差作为密流比的二级指标,针对大弯角静子叶型平面叶栅试验,采用多种端壁面吸气方案,研究密流比分布差对平面叶栅叶中截面流动二维性的影响规律。结果表明:

1)不同端壁吸气方案吸气使叶中截面总密流比为1时,叶片表面等熵马赫数分布与二维流动相差很小;但不同方案密流比分布与二维流动差异较大;

2)端壁弦向槽位于叶片尾缘处,可有效控制角区分流进而有效控制叶中截面密流比;并且达到较小密流比分布差,因此这种吸气方案可实现叶中截面流动与二维流动较好的一致性;

3)叶栅端壁周向槽位于角区分流区中,吸气产生回流加大角区分流,难以实现对叶中截面密流比有效控制。

### 参考文献:

- [1] GOSTELOW J P. Cascade aerodynamics [M]. New York: Pergamon Press, 1984.
- [2] 刘占民. 压气机叶栅密流比效应试验研究[J]. 热能动力工程,1987,2(6):9-17.
- [3] 刘前智,严汝群. 轴向密流比对叶栅性能的影响[J]. 航空动力学报,1989,4(2):161-164,196.
- [4] POLLARD D, GOSTELOW J P. Some experiments at low speed on compressor cascades[J]. Journal of Engineering for Power, 1967,89(3):427-436.
- [5] SCHREIBER H A, STARKEN H. Experimental cascade analysis of a transonic compressor rotor blade section [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1984, 106(2):288-

294.

- [6] SCHREIBER H A, STEINERT W, KU...STERS B. Effects of Reynolds number and free-stream turbulence on boundary layer transition in a compressor cascade [J]. Journal of Turbomachinery, 2002, 124(1):1-9.
- [7] WEBER A, SCHREIBER H A, FUCHS R, et al. 3-D transonic flow in a compressor cascade with shock-induced corner stall [J]. Journal of Turbomachinery, 2002, 124(3):358-366.
- [8] SONG B, WING F N. The role of AVDR in linear cascade testing [J]. 航空动力学报, 2007, 22(6):933-944.
- [9] GBADEBO S A, CUMPSTY N A, HYNES T P. Control of three-dimensional separations in axial compressors by tailored boundary layer suction [J]. Journal of Turbomachinery, 2008, 130(1):01104-01111.
- [10] SCHREIBER H A, STEINERT W, SONODA T, et al. Advanced high turning compressor airfoils for low Reynolds number condition; part 2-experimental and numerical analysis [C]// Proceedings of ASME Turbo Expo 2003, Collocated With the 2003 International Joint Power Generation Conference, Atlanta, Georgia, USA: 2009:451-463.
- [11] CHEN P P, QIAO W Y, LIESNER K, et al. Location effect of boundary layer suction on compressor hub-corner separation [C]// Proceedings of ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition, Düsseldorf, Germany: 2014.
- [12] 李清华,曹志远,胡骏. 端壁吸/吹气对超声速压气机叶栅流场影响机理的对比研究[J]. 推进技术, 2019, 40(9):1991-2002.
- [13] 梁田,刘波,茅晓晨. 附面层抽吸对叶栅角区分流流动的控制研究[J]. 推进技术, 2019, 40(9):1972-1981.

收稿日期:2021-02-01

### (上接第154页)

- [5] JAWADEKAR A, PARASKAR S, JADHAV S, et al. Artificial neural network-based induction motor fault classifier using continuous wavelet transform [J]. Systems Science & Control Engineering, 2014, 2(1):684-690.
- [6] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. Neural Computation, 1989, 1(4):541-551.
- [7] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6):84-90.
- [8] KALCHBRENNER N, GREFFENSTETTE E, BLUNSON P. A convolutional neural network for modelling sentences [C]// Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for

Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Baltimore, Maryland, Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2014.

- [9] HU B T, LU Z D, LI H, et al. Convolutional neural network architectures for matching natural language sentences [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3(1):2042-2050.
- [10] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377:331-345.

收稿日期:2021-02-24