

基于 FFG-ECNN 的滚动轴承故障定位方法研究

孙晨冉 焦萌萌 李一帆 秦颖辉
中国电子科技集团公司 第十五研究所
DOI:10.32629/acair.v4i3.21356

[摘要] 针对滚动轴承的频域特征,本文提出了一种加权无向频域特征图(FFG),旨在有效扩充频域特征的维度。在此基础上,构建了一种轻量化的高效卷积神经网络(ECNN)。该网络引入了Mish激活函数与带膨胀因子的深度可分离模块,并通过融合原始矩阵的浅层特征与输出矩阵的深层特征,有效克服了特征提取过程中的梯度消失问题。在滚动轴承试验台上对基于FFG-ECNN的方法进行了测试。结果表明:该方法实现了不同转速、负载下故障部位的精确识别;在样本不平衡与噪声影响下,故障诊断准确率仍达99.2%。

[关键词] 滚动轴承; 故障诊断; 频域特征; 卷积神经网络; 轻量化模型

中图分类号: TH133.3 **文献标识码:** A

A fault location method for rolling bearing based on FFG-ECNN

Chenran Sun Mengmeng Jiao Yifan Li Yinghui Qin

The 15th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation

[Abstract] Focusing on the frequency domain characteristics of rolling bearings, this paper proposes a weighted undirected frequency domain features graph (FFG) to expand the feature dimension. The Mish activation function and the depth separable module with expansion factor are introduced to propose a lightweight efficient convolutional neural network (ECNN). The shallow features are fused with deep features to solve the gradient disappearance problem. Tested on a rolling bearing test rig, results show that the method accurately identifies fault locations under various speeds and loads, achieving a diagnosis accuracy of 99.2% under sample imbalance and noise.

[Key words] Rolling bearing; Fault diagnosis; Frequency domain; Convolutional neural network; Lightweight model

引言

滚动轴承是航空航天、船舶、汽车等领域重大装备的核心部件。以卷积神经网络(CNN)为代表的深度学习算法能从原始振动数据中提取高层次抽象特征,成为故障诊断的重点方向^[1-3]。然而,现有CNN多作为端到端的“黑盒”^[4],忽略了振动信号蕴含的机理知识,难以适应复杂工况。为此,本文提出带权重的无向频域特征图(FFG)提取故障特征频率,将一维序列扩充为二维邻接矩阵;同时提出高效卷积神经网络(ECNN)轻量化模型,在样本不平衡与噪声条件下验证了其优越的故障定位性能。

1 方法

1.1 带权重的无向频域特征图

滚动轴承局部缺陷会造成周期性冲击信号,对应部位特征频率随之变化。其外圈故障特征频率(f_o)、内圈故障特征频率(f_i)和滚动体故障特征频率(f_b)计算公式为:

$$f_o = \frac{1}{2}z(1 + \frac{d}{D}\cos\phi)f_r \quad (1)$$

$$f_i = \frac{1}{2}z(1 - \frac{d}{D}\cos\phi)f_r \quad (2)$$

$$f_b = \frac{D}{2d}(1 - \frac{d}{D}\cos\phi)^2 f_r \quad (3)$$

式中, D 代表轴承外径, d 代表轴承内径, z 代表滚动体个数, ϕ 代表轴承接触角, f_r 代表转频。

本文采用快速傅里叶变换提取频域特征:

$$x(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)(\cos 2\pi k \frac{n}{N} - j \sin 2\pi k \frac{n}{N}) \quad (4)$$

式中, x_n 代表滚动轴承振动信号, N 代表该信号的长度。

由于故障信号具有复杂调制特性,特征频率与转频并不稳定。为充分利用不同频率附近的幅值分布,以 $1-N$ 倍转频, $1-M$ 倍外圈故障特征频率, $1-M$ 倍内圈故障特征频率, $1-M$ 倍滚动体故障特征频率作为中心频率,生成特征提取方法。由于滚动体打滑会导致频率 f 波动,以 $f-\delta$, $f+\delta$ 区间内幅值的均值中心频率判别依据:

$$\text{Seq}_i f_i^N = \text{mean}(\sum_{f_i=\delta}^{f_i+\delta} N f_i) \quad (5)$$

$$\text{Seq}_i f_i^M = \text{mean}(\sum_{f_i=\delta}^{f_i+\delta} M f_i) \quad (6)$$

式中, δ 代表中心频率的缓冲区间, f_i 代表转频, N 代表转频的倍数, f_i 代表滚动轴承故障特征频率, M 代表特征频率的倍数。

图构建过程: 将上述生成的频谱序列作为图的节点, 计算节点间的皮尔逊相关系数作为边的权重, 构建加权无向图。该过程将一维频谱序列转化为二维邻接矩阵, 有效保留了频域特征间的拓扑关联, 扩充了特征维度。

1.2 高效卷积神经网络

为解决传统CNN参数量大及梯度消失问题, 本文提出ECNN轻量化模型, 核心改进如下:

带膨胀因子的深度可分离模块: 采用深度可分离卷积大幅度减少参数量。在倒残差结构中引入膨胀因子 (Expansion Factor), 先通过 1×1 卷积升维, 再进行 3×3 深度卷积, 最后降维, 增强特征表达能力的同时控制计算复杂度。

Mish激活函数: 替换传统的ReLU。Mish函数在负半轴具有平滑的非线性特性。

$$\text{mish} = x \times \tanh(\log(1 + \exp(x))) \quad (7)$$

允许微小的负梯度流入, 有效缓解神经元死亡现象, 加速网络收敛。

深浅特征融合: 通过引入跳跃连接机制, 将原始输入矩阵所蕴含的浅层细节特征与网络输出矩阵提取的深层语义特征在通道维度上进行拼接融合, 彻底解决深层网络中的梯度消失问题, 提升故障定位精度。

2 实验与结果分析

2.1 实验设置

实验数据采自自研滚动轴承试验台及CWRU公开数据集。试验台可模拟不同转速与负载。实验分别采集了正常状态、外圈故障、内圈故障和滚动体故障四种典型振动信号。采样频率为12kHz, 每组样本截取1024个数据点。数据集按8:2划分为训练集与测试集。

所设计的基于FFG-ECNN的滚动轴承故障定位流程如图1所示, 分为6个步骤:

步骤1: 数据增广

引入顺序滑动窗口技术对滚动轴承的原始振动信号进行数据增广, 从而截取出多组具有固定长度的振动序列样本。

步骤2: 利用FFG方法提取特征

利用式(4)快速傅里叶提取振动频谱, 采用FFG方法, 实现一维频谱序列向二维邻接矩阵的转换与映射。

步骤3: 数据集划分和标签构造

将生成的邻接矩阵样本集按5:1的比例划分为训练集与测试集, 并以滚动轴承的故障部位作为分类依据, 为各样本构建相应的标签。

步骤4: ECNN网络搭建并初始化

依据邻接矩阵的输入与输出维度, 自上而下构建带反馈机

制的高效卷积神经网络(ECNN), 并对各卷积核的权重参数执行随机初始化操作, 以有效打破网络对称性。

步骤5: ECNN网络结构的参数优化

针对随机梯度下降算法的超参数展开调优, 并运用网格搜索策略对网络中的膨胀因子 t 进行最优值搜索。训练完成后, 建立FFG-ECNN故障定位模型。

步骤6: FFG-ECNN测试

利用测试集, 对所建立的FFG-ECNN故障定位模型进行测试。

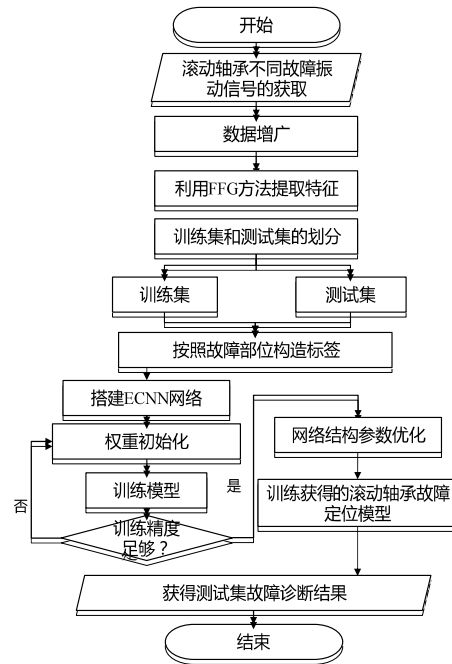


图1 滚动轴承故障定位流程图

2.2 变工况下的故障定位结果

为验证模型的工况泛化能力, 设置跨转速和跨负载测试。实验数据集涵盖了不同故障部位与故障程度的滚动轴承, 在4种负载(0、1、2、3N·m)与4种转速(800、1600、2400、3200r/min)交叉组合下, 共构建了48种复合工况的邻接矩阵。针对每种工况, 数据集严格划分为500个训练样本与100个测试样本。

表1 数据集描述

故障部位	标签	故障程度	负载(N·m)	转速(r/min)
内圈故障	0	1, 2, 3	0-3	800-3200
外圈故障	1	1, 2, 3	0-3	800-3200
滚动体故障	2	1, 2, 3	0-3	800-3200

表2 不同诊断方法试验结果对比

模型	准确率	模型	准确率
SRCNN ^[5]	95.32%	1D-CNN ^[6]	97.24%
TICNN ^[7]	95.51%	SDA ^[8]	84.01%
IMASFD ^[9]	97.67%	KSVD ^[10]	70.90%
RNN ^[11]	97.98%	Adaptive-DBN ^[12]	96.86%
CNN ^[13]	90.62%	FFG-ECNN	99.99%

为客观验证本文所提算法的优越性,实验选取了美国凯斯西储大学(CWRU)滚动轴承数据中心的开源数据集作为标准测试基准,与已报道的典型算法进行比较。表2展示了本文提出的FFG-ECNN模型与典型研究成果准确率的对比结果。

2.3 样本不平衡与噪声影响下的鲁棒性

实际工业场景中常面临数据缺失与强噪声干扰。为评估模型在复杂工业环境下的抗噪性能,本研究在测试集信号中引入了不同强度的高斯白噪声以模拟实际工况中的噪声污染,并采用信噪比(SNR)作为量化噪声强度的核心指标,信噪比计算如下:

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} = 10 \log_{10} \frac{\sum x^2}{\sum n^2} \quad (8)$$

式中, x 代表滚动轴承原始振动信号, n 代表服从高斯分布的噪声信号。

为评估算法的鲁棒性,实验在信噪比(SNR)介于-8dB至8dB的区间内测试了故障定位准确率,具体结果详见图2。同时,本文将FFG-ECNN模型与多种主流分类算法进行了对比分析。作为基准的CNN模型采用9层卷积单元与ReLU激活函数;浅层学习模型则包括:以径向基函数为核的SVM、由800-300-3个神经元构成的3层MLP,以及网络结构为1600-800-400-200-100-3的6层DNN。

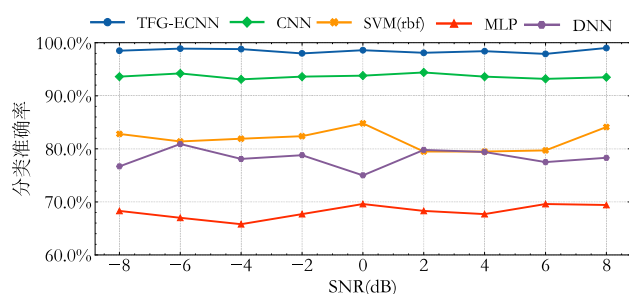


图2 不同信噪比下(SNR)各个算法分类准确率比较

结果表明,与其他分类算法相比,本文提出的FFG-ECNN滚动轴承故障定位方法展现出了更为卓越的抗噪性能,故障定位准确率达99.2%。

3 结论

本研究创新性地提出了一种以FFG-ECNN模型为核心的滚动轴承故障定位技术。通过构建加权无向频域特征图,将一维信号转化为包含机理知识的二维拓扑图;设计的FFG-ECNN轻量化模型结合Mish激活函数与深浅特征融合,有效克服了梯度消失与过拟合问题。实验证明,该方法在变工况、样本不平衡及强噪声环境下均表现出极高的诊断精度(99.2%以上)与轻量化优势,为滚动轴承运维提供了可靠的工程应用方案。

[参考文献]

[1]胡智勇.滚动轴承振动信号处理方法综述[J].中国工程机械学报,2016,14(06):525-531.

[2]陈金海.智能滚动轴承监测方法与技术研究现状综述[J].机械强度,2021,43(03):509-516.

[3]丁春嵘.基于深度特征提取神经网络的滚动轴承故障诊断[J].北京化工大学学报,2022,49(01):106-112.

[4]薛妍.基于一维卷积神经网络的滚动轴承故障程度诊断[J].轴承,2021(04):48-54.

[5]OHJ.Convolutional neural network and 2-D image based fault diagnosis of bearing without retraining[C].Proceedings of the 3rd international conference on compute and data analysis.2019:14-17.

[6]INCE T.Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks[J].IEEE transactions,2016,63(1):7067-7075.

[7]ZHANG W.A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load[J].Signal process,2018,100(3):439-453.

[8]LU C.Fault diagnosis of rotary machinery components using a stacked denoising autoencoder-based health state identification[J].Signal process,2017,130(1):377-388.

[9]DENG W.Study on a fault diagnosis method of rolling element bearing based on improved ACO and SVM model[J].Future gener-commun networking,2016,9(43):167-180.

[10]ZHANG R.Fault diagnosis of rolling bearing based on k-SVD dictionary learning algorithm and BP neural network[C].In proceedings of the 2019 international conference on robotics,intelligent control and artificial intelligence,2019:20-22.

[11]ABED W.A robust bearing fault detection and diagnosis technique for brushless dc motors under non-stationary operating conditions[J].Journal of control automation & electrical systems,2015,43(26):241-254.

[12]SHAO H.Rolling bearing fault diagnosis using adaptive deep belief network with dual-tree complex wavelet packet[J].ISA transactions,2017,69(3):187-201.

[13]SOHAIB M.Fault diagnosis of rotary machine bearings under inconsistent working conditions[J].IEEE transactions on instrumentation and measurement,2019,69(13):3334-3347.

作者简介:

孙晨冉(1995--),女,汉族,山东省青岛市人,工程师,硕士研究生,研究方向:人工智能。