

基于优化变分模态分解和卷积神经网络的 齿轮故障诊断^{*}

杨同光, 于晓光

(辽宁科技大学 机械工程与自动化学院 辽宁 鞍山 114051)

摘要: 针对齿轮振动信号具有非稳定特性、为了实现减速机齿轮箱的智能诊断且变分模态分解(VMD)参数组合 $[K, \alpha]$ 的大小需要使用者反复尝试而不能有效确定的问题,提出了一种改进的遗传算法(MGA)对变分模态分解参数优化选取方法,在此基础上将优化的VMD与深度卷积神经网络(DCNN)结合。提出了优化VMD与DCNN齿轮智能故障诊断方法,首先用优化后的VMD对信号进行分解,其次采用DCNN进行故障模式识别。最后,将该方法应用于实例中,结果表明,该方法不仅有效地对信号进行分解和对齿轮故障类型可达到精准识别,同时还可诊断齿轮轻度磨损的早期故障。

关键词: 故障诊断; 变分模态分解; 改进遗传算法

中图分类号: TH212; TG506 **文献标识码:** A

Fault Diagnosis of Gear Based on Optimize Variational Modal Decomposition and Convolutional Neural Networks

YANG Tong-guang, YU Xiao-guang

(School of Mechanical Engineering & Automation, University of Science and Technology Liaoning, Anshan Liaoning 114051, China)

Abstract: Aiming at the problem of the gear vibration signal has unstable characteristics, in order to realize intelligent diagnosis of reducer gear box and the value of the variational modal decomposition (VMD) parameter combination $[K, \alpha]$ requires repeated attempts by the user and cannot be effectively determined. We put forward a improved method—optimize the selection method of Variational modal decomposition parameters in Genetic Algorithm. On this basis, the optimized VMD is combined with deep convolutional neural network (DCNN). An intelligent fault diagnosis method for VMD and DCNN clamps is proposed. Firstly, the signal is decomposed by the optimized VMD. Secondly, DCNN is adopted for fault pattern recognition. The results show that, this method can not only decompose the signal accurately and effectively, but also could achieve accurate identification of gear fault types, and the early fault of slight wear of gear can also be diagnosed at the same time.

Key words: fault diagnosis; variational modal decomposition; melioration genetic algorithm

0 引言

齿轮传动具有承载能力强、传动比大、传动效率高等优点,广泛应用于航空航天、工程机械等现代工业装备中^[1]。由于齿轮传动结构复杂和噪声污染严重等因素影响,导致故障信号兼具非线性和非稳定性强的特点,需同时在时域和频域进行分析与处理,EMD和LMD是一种自适应的时频分析方法,已在故障诊断领域^[2-3]取得应用。但它存在严重的端点效应、模态混叠现象等问题^[4-5]。变分模态分解(Variational Mode De-

composing, VMD)^[6]是一种新的时频分解方法,可有效克服上述问题,但该方法有个严重的缺点,其参数中的分解个数 K 和惩罚因子 α 需凭借经验来预先设置,如果设置错误会导致出现过分解或欠分解现象。因此,需要对VMD算法中的 K 和 α 两个参数进行优化选取。孙灿飞等^[7-8]提出了依据功率谱密度极值点确定模态数量与中心频率的参数自适应变分模态分解方法,实现了对太阳轮裂纹故障的准确诊断,但优化后得到的 K 值不稳定,严重影响诊断精度。

卷积神经网络(Convolutional Neural Network,

收稿日期: 2019-08-01; 修回日期: 2019-09-02

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51775257)

作者简介: 杨同光(1995—),男,山东齐河人,辽宁科技大学硕士研究生,研究方向为机械系统动力学、智能控制、机械设备故障监测与诊断技术, (E-mail) 943656290@qq.com; 通讯作者: 于晓光(1958—),男,辽宁鞍山人,辽宁科技大学教授,博士,研究方向为机械设备故障监测与诊断技术、机械系统动力学 (E-mail) yuxiaoguang58@163.com。

CNN) 由输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出等五部分组成。近年来, CNN 以其自身优势在齿轮故障诊断方面取得一系列研究成果^[10-13]。

为了实现减速机齿轮箱的智能诊断, 且保证小样本下的 CNN 诊断模型对齿轮数据仍具有良好的特征学习和识别性能, 本文提出一种基于改进遗传算法优化变分模态分解结合卷积神经网络的智能故障诊断方法, 实现减速机齿轮数据的智能识别。将本文所提出的诊断方法与近年来所应用的 DCNN 和 BPNN 故障诊断方法相比, 准确率更高。

1 理论基础

1.1 变分模态分解

变分模态分解方法是通过迭代计算搜寻变分模型最优解, 实现信号的自适应分解^[14]。其中变分约束问题表达式为:

$$\min_{\{\mu_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right] \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f$$

式中 $\delta(t)$ 为狄利克雷函数, $*$ 为卷积运算。K 为分量个数; $u_k = \{u_1, \dots, u_k\}$ 表示经过 VMD 分解后的 K 个分量函数集; $\omega_k = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ 表示 K 个模态分量中心频率集; f 表示输入样本。

引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 $\lambda(t)$, 利用 Parseval/Plancherel 傅里叶等距变换, 得到第 K 个模态的更新表达式:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (2)$$

式中, 中心频率 ω_k^n 是其对应的模态函数功率谱 $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 的重心。时域中的模态 $u_k(t)$ 是通过 $\hat{u}_k(\omega)$ 维纳滤波后的信号进行 Fourier 逆变换所得的实部部分。实部 $\{u_k(t)\}$ 即为所求解。

对于一个复合信号, 经过 VMD 根据信号自身的频率特性划分频带, 最终实现了信号的自适应分解。

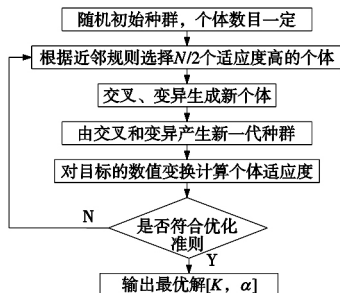


图1 基于改进遗传算法的 VMD 参数优化

1.2 改进遗传算法

遗传算法^[15] (Genetic Algorithm, GA) 是一种全局优化概率搜索智能算法, 广泛用于组合优化、机器学习等领域^[16], 但在求解非线性问题时运算复杂度高, 针对遗传算法这一缺点, 本文从遗传算法的交叉、变异操

作上对遗传算法进行改进, 根据近邻规则选择 $N/2$ 个适应度高的个体, 用改进的遗传算法优化变分模态分解的模态数量 K 值和惩罚因子 α 值。其具体实现流程图 1 如图所示。

1.3 优化参数

本文基于改进的遗传算法, 利用边际谱函数为判据对目标函数进行全局范围的并行搜索, 以此准确地获取 VMD 最优参数 $[K, \alpha]$ 组合, 从而实现自适应确定 K 值和 α 值。其具体实现流程图如图 2 所示。

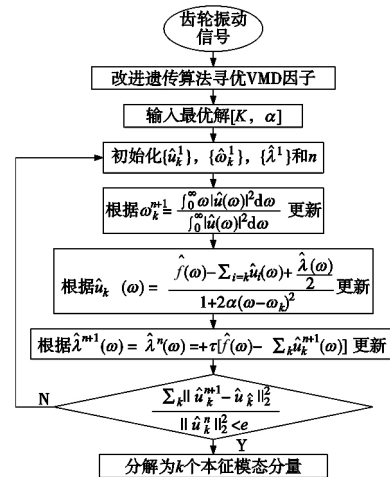


图2 基于 MGA 优化的 VMD 分解流程图

1.4 卷积神经网络(CNN)

1.4.1 卷积层

卷积层(C 层) 主要通过卷积核对特征图(Feature Maps) 进行特征抽取, 卷积过程表达式为:

$$X_j^l = f \left(\sum_{i \in M_j} X_i^{l-1} \omega_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (3)$$

式中 X_j^l 为第 l 层第 j 个元素; M_j 为 l-1 层特征图的第 j 个卷积区域; ω_{ij}^l 为对应卷积核的权重矩阵。f(·) 为激活函数, 常用 ReLU 函数^[18] 数学表达式为:

$$f(x) = \max(0, \lg(1 + e^x)) \quad (4)$$

1.4.2 池化层

池化层(S 层) 主要对特征图进行降维, 并使其具有缩放不变性。其最大池化的运算如式(5) 所示。

$$P^{1(i,j)} = \max_{(j-1)w < t < jw} \{a^{1(i,j)}\} \quad j = 1, 2, \dots, q \quad (5)$$

其中 $a^{1(i,j)}$ 代表第 1 层中, 第 i 个映射图(feature map) 的第 t 个神经元。

1.4.3 全连接层

全连接层主要针对特征进行分类, 输入是一维特征向量经加权求和并通过激活函数后得到的。

$$y^k = f(w^k x^{k-1} + b^k) \quad (6)$$

式中 y^k 为全连接层的输出; x^{k-1} 为一维特征向量; b^k 为偏置项。激活函数 f(·) 使用 Softmax, 最后输出层对全连接层的输出特征进行分类、识别^[19]。

1.5 CNN 的结构设计

本文在经典卷积神经网络模型的基础上, 优化得到一维卷积神经网络模型如图 3 所示的, 优化后的结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成。

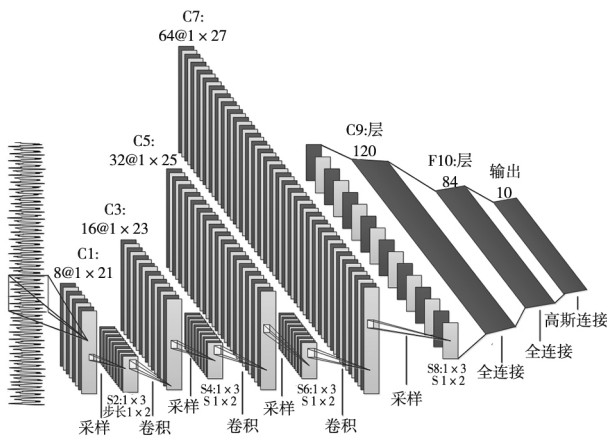


图 3 卷积神经网络基本结构图

输入为一维振动信号;由于卷积神经网络的学习能力与层数正相关,网络结构越深,特征学习和分类效果越强^[20],因此设计了 CNN 层组由 4 层卷积层和 4 层采样层交替组成,为增加模型的非线性特性^[21],激活函数采用应用最广的 $Relu(\max(0, x))$ 函数。池化层选用池化效果最佳,应用广泛的最大池化方法(Max pooling)^[22],即对特征图求其 $p \times p$ 区域内的最大值,区域大小取 1×2 且区域不重叠;将提取的特征通过 softmax 分类器进行输出。根据上述设置超参数的基本原则,利用适量的样本数据进行大量调试,最终得到合适的参数。

2 齿轮故障诊断

齿轮传动结构复杂,实际工程中不同类型的振动耦合导致齿轮的故障机理受多种因素影响,而且常常伴有大量噪声。为了提高齿轮故障信号的信噪比,保证小样本下的 CNN 诊断模型对故障状态仍具有良好的特征学习和识别性能^[23],因此本文提出了基于改进遗传算法对 VMD 参数优化的变分模态分解与卷积神经网络相结合的方法用于齿轮故障的智能识别。具体流程如图 4 所示。

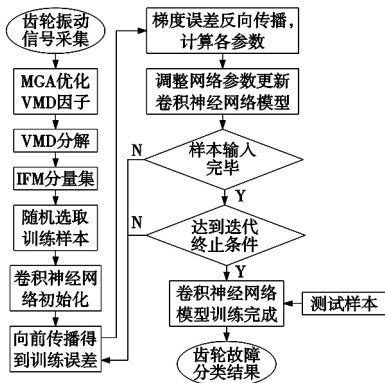


图 4 齿轮故障诊断的流程图

- (1) 通过 2 个加速度传感器获取振动信号,并利用窗口进行划分;
- (2) 利用改进的遗传算法优化变分模态分解 $[K, \alpha]$ 参数组合,把原始非线性信号分解成平稳信号;

(3) 依据相关系数原则将故障特征明显的 IMF 分量创建一个多通道数据集;

(4) 按照第 1.5 节所设计的 CNN 模型对数据集进行训练,获得能全面反映每一种类别的混淆矩阵;

(5) 验证基于优化 VMD 和 CNN 的齿轮故障诊断模型的有效性,并与 CNN 和 BPNN 模型的训练结果做对比分析。

3 实例分析

3.1 试验说明

针对齿轮进行故障植入试验,采集数据并处理来验证本文所提出的优化 VMD 和 CNN 故障诊断方法。图 5 所示为减速机齿轮箱试验装置,它由减速机、电动机、制动器、加速度传感器和控制系统等组成。试验在齿轮上人工模拟轻度磨损故障和断齿故障用作植入部件,如图 6 和图 7 所示。试验参数设置如表 1 所示。

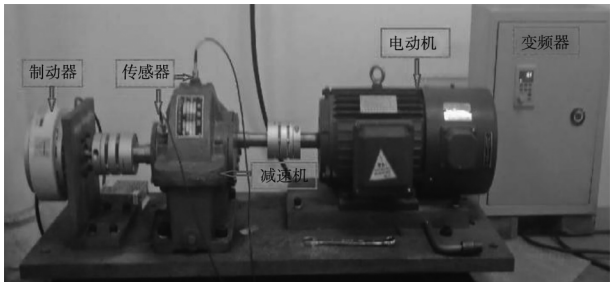


图 5 减速机齿轮箱试验装置



图 6 齿轮断齿故障

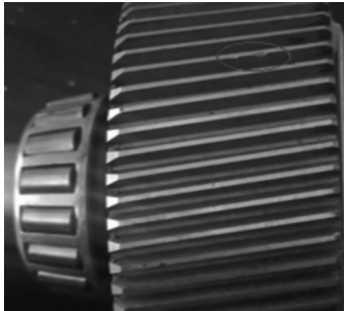


图 7 齿轮轻度磨损故障

表 1 试验参数设置表

参数	数值
电动机转速(r/min)	1200
采样频率(Hz)	10240
采用时间(s)	20
齿数(Z)	88

3.2 数据说明

依据试验方案进行反复所需参数,得到不同测点的数据,采集的齿轮振动信号时域波形所示。

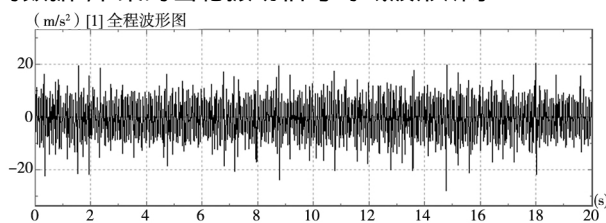


图8 齿轮健康状态振动信号的时域波形

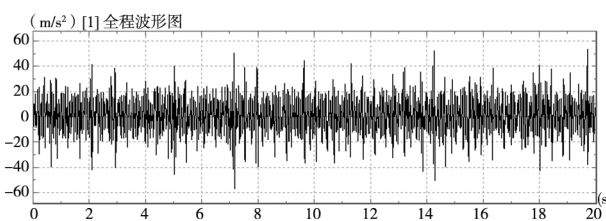


图9 齿轮轻度磨损故障振动信号的时域波形

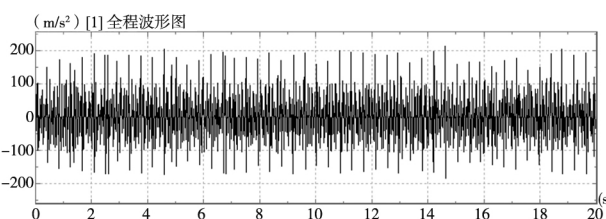
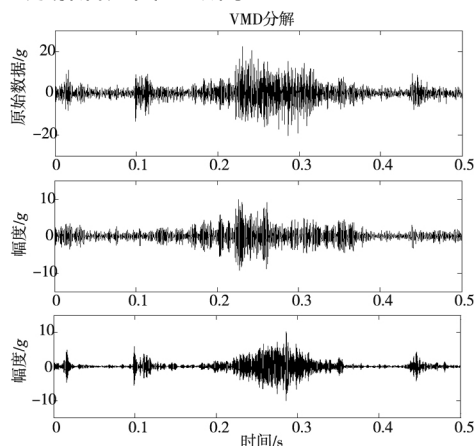


图10 齿轮断齿故障振动信号的时域波形

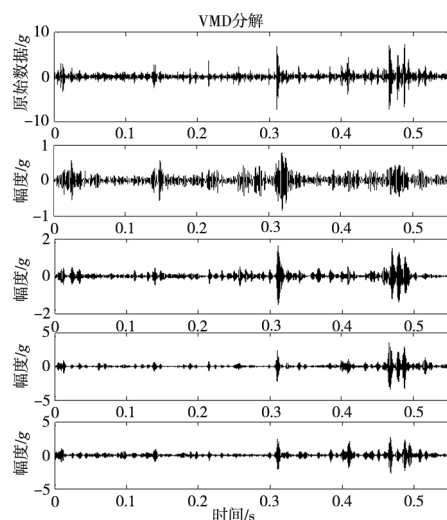
由图8可看出,齿轮健康状态的时域波形无明显较大冲击信号,相对较为平稳,且幅值较小基本在 $20g$ 以内。由图9可看出,齿轮轻度磨损故障信号的幅值有所增加,超过 $20g$ 的信号成份比较明显。由图10可知,时域波形中的冲击成分明显,并且幅值增加为齿轮健康幅值的十倍左右,通过时域波形图,仅说明齿轮存在故障,不能获得更多信息。

3.3 数据处理

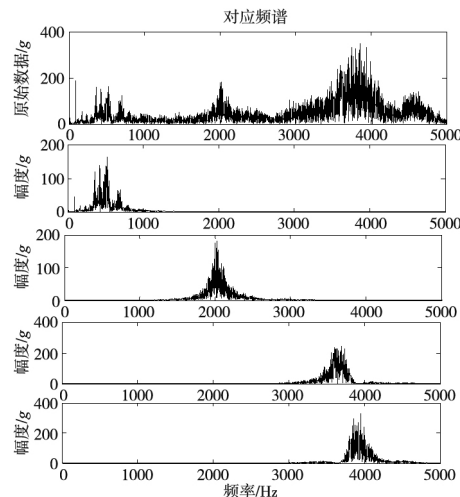
将齿轮健康状态和各故障状态的振动信号按照本文所提出的方法处理,得到轻度磨损和断齿故障的VMD的最佳分解层数 K 分别为2和4,惩罚因子 α 分别为1800和2000,并将齿轮原始信号分解出多个模态分量,本文选取齿轮轻度磨损和断齿故障的振动信号经VMD分解后如图11所示。



(a) 齿轮轻度磨损 VMD 时域图



(b) 齿轮断齿 VMD 时域图



(c) 齿轮断齿 VMD 频域图

图11 改进VMD对不同齿轮故障分解结果图

由图11可看出,利用改进VMD方法实现了齿轮振动信号中各模态函数的自适应分解,每一分量均表现出了某一尺度范围的模态特征,有效地避免了模态混叠问题,然后根据相关系数准则,选取系数值较大的分量进行重构,得到齿轮故障特征明显的IMF分量,同时验证了基于改进的遗传算法对VMD的分解层数和惩罚因子优化选取的可行性,避免了信号分解的过分和不足。

3.4 数据集创建

由于齿轮典型故障样本少,故障信号的幅值比较微弱,同时为防止CNN模型出现过拟合现象,因此本文将齿轮故障特征明显的分量堆叠成一个多通道样本,样本的数据维度由 1×5120 变为 $1 \times 5120 \times 8$ 。将所有的样本信号进行上述操作,创建数据集,训练样本和预测样本的数量比例为9:1。为验证本文设计CNN模型的稳定性,将数据集采用随机抽取的训练方式。基于同一数据集,利用改进VMD-CNN、DCNN等二种方法对齿轮故障进行诊断,训练准确率和预测准确率与迭代次数的关系如图12所示。

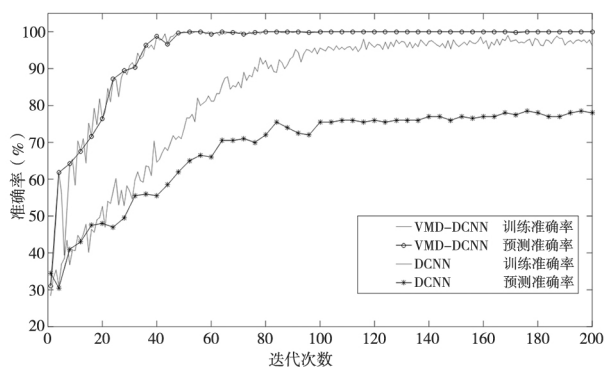


图12 齿轮准确率与迭代次数的训练曲线

由图12可知,在前40次迭代过程中,随着迭代次数的增加,采用改进VMD和CNN模型的预测样本和训练样本的准确率均稳定上升,迭代到40次以后,准确率基本稳定,可达到99%左右,可看出本文提出的方法训练模型抑制过拟合的能力较强、收敛性快并且稳定性好。而DCNN诊断模型训练的准确率总体上保持上升趋势,但收敛速度较慢,当迭代到100次以后训练样本的准确率可达90%以上,而预测样本的准确率仅为70%左右,训练模型出现过拟合现象。

齿轮损失值与迭代次数的训练曲线如图13所示,由图可知,基于优化VMD-CNN模型的训练样本和预测样本的损失值均随着迭代次数的增加而不断减小并逐渐趋近于零,当迭代100次以后模型达到高度收敛。而DCNN模型的训练损失值较高,训练效果不能达到理想状态。

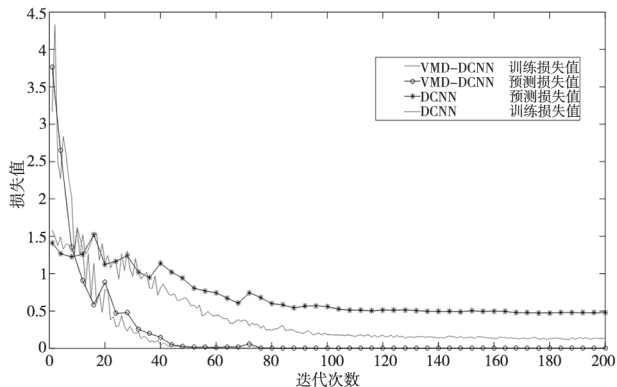


图13 齿轮损失值与迭代次数的训练曲线

3.5 结果及分析

3.5.1 评估指标

为了衡量改进VMD和DCNN模型的性能,本文分别计算了准确率、精确率、召回率和F1-score等4个指标作为分类性能的评价指标^[24]。

3.5.2 试验结果

混淆矩阵是监督学习中一种常见的可视化工具,能够更全面地反映每一类别的分类精度。

由图14可看出,图中所列出的齿轮正常状态、断齿故障状态和磨损故障状态通过优化VMD-CNN诊断方法诊断的准确率总体都达到98.5%以上,其中正常状态和断齿故障的单一准确率均能达到98%,由于轻度磨损故障的敏感度低,导致总体出现1.5%的错误率。

		混淆矩阵				
		断齿	正常	磨损	总计	
实际样本	断齿	85 42.5%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	断齿
	正常	0 0.0%	56 28.0%	2 1.0%	94.9% 5.1%	正常
	磨损	0 0.0%	1 0.5%	56 28.0%	98.2% 1.8%	磨损
		断齿	正常	磨损	总计	
		100% 0.0%	98.2% 1.8%	94.9% 5.1%	98.5% 1.5%	
		预测样本				

图14 基于VMD-CNN模型混淆矩阵

3.5.3 对分类结果的讨论

利用改进遗传算法优化变分模态分解和卷积神经网络的故障诊断方法与DCNN和BPNN方法对齿轮数据训练结果做对比分析如表2所示。由图15、图16及表2可知,本文基于优化的VMD-CNN的诊断方法与近年来所应用的DCNN和BPNN诊断方法相比,本文提出的方法使综合识别准确率大幅度提升至98.5%,分别提升了14%和22%,同时对单一的早期轻微磨损故障的识别准确率达到94.9%,而DCNN和BPNN模型的准确率分别为74.1%和69.4%。原因是由于齿轮数据经过优化VMD处理后提高了信号的信噪比,在小样本数据下避免了过拟合现象,而且将故障特征明显的IMF分量构造为CNN的输入,将特征提取和故障分类合二为一,实现原始信号自适应的智能诊断。

		混淆矩阵				
		断齿	正常	磨损	总计	
实际样本	断齿	77 38.5%	4 2.0%	9 4.5%	85.6% 14.4%	断齿
	正常	6 3.0%	49 24.5%	6 3.0%	80.3% 19.7%	正常
	磨损	3 1.5%	3 1.5%	43 28.0%	87.8% 12.2%	磨损
		断齿	正常	磨损	总计	
		89.5% 10.5%	87.5% 12.5%	74.1% 25.9%	84.5% 15.5%	
		预测样本				

图15 基于DCNN模型混淆矩阵

		混淆矩阵				
		断齿	正常	磨损	总计	
实际样本	断齿	69 34.5%	9 4.5%	7 3.5%	81.2% 18.2%	断齿
	正常	8 4.0%	45 22.5%	10 5.0%	71.4% 28.6%	正常
	磨损	7 3.5%	6 3.0%	39 19.5%	75.0% 25.0%	磨损
		断齿	正常	磨损	总计	
		81.1% 17.9%	75.0% 25.0%	69.4% 30.6%	76.5% 23.5%	
		预测样本				

图16 基于BPNN模型混淆矩阵

表 2 本文所提出的方法与 DCNN 和 BPNN 性能比较(%)

评估指标	VMD + CNN	DCNN	BPNN
准确率	98.5	84.5	76.5
精确率	97.7	84.6	75.9
召回率	97.7	82.7	75.2
$F_1 - score$	97.7	83.6	75.5

4 结论

为防止 CNN 模型对于样本少的齿轮数据出现过拟合现象,保证 CNN 诊断模型对小样本的故障数据仍具有良好的性能,提出一种基于改进遗传算法优化变分模态分解和卷积神经网络的故障诊断方法,实现减速机齿轮故障诊断的智能化。最终可以得到如下结论:

(1) 通过试验测试,验证了优化 VMD-CNN 方法总体能达到 98.5% 的准确性,准确率更高,同时还可精确识别齿轮的早期磨损故障;

(2) 基于改进遗传方法对变分模态分解参数因子 $[K, \alpha]$ 组合进行了优化选取,并在齿轮故障振动信号中进行了验证。

[参考文献]

- [1] Vincent Suen, Bin Y, Zeng N Y, et al. An intelligent gear fault diagnosis methodology using a complex wavelet enhanced convolutional neural network [J]. Materials, 2017, 10(7): 790.
- [2] 陈俊涛, 程龙生, 胡绍林, 等. 基于 EMD 的改进马田系统的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(5): 151 - 156.
- [3] 张亢, 程军圣. 基于 LMD 和阶次跟踪分析的滚动轴承故障诊断 [J]. 振动. 测试与诊断, 2016, 36(3): 586 - 591, 611.
- [4] Mohanty S, Gupta K K, Raju K S. Hurst based vibro-acoustic feature extraction of bearing using EMD and VMD [J]. Measurement, DOI: 10.1016/j.measurement.2017.12.012.
- [5] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method [J]. Advanced in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135 - 156.
- [6] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531 - 544.
- [7] 张雪英, 刘秀丽, 栾忠权. 基于 VMD-IWT 近似熵与 PSO-SVM 的转子故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(6): 106 - 108, 118.
- [8] 孙灿飞, 王友仁, 沈勇, 等. 基于参数自适应变分模态分解的行星齿轮箱故障诊断 [J]. 航空动力学报, 2018, 33(11): 2756 - 2765.
- [9] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504.
- [10] 杜小磊, 陈志刚, 张楠, 等. 基于同步挤压 S 变换和深度学习的轴承故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(5): 90 - 93, 97.
- [11] JING Luyang, WANG Taiyong, ZHAO Ming, et al. An adaptive multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox [J]. Sensors, 2017, 17(3): 414.
- [12] SUN J, Xiao Z, Xie Y. Automatic multi-fault recognition in TFDS based on convolutional neural network [J]. Neuro-computing, DOI: 10.1016/j.neucom.2016.10.018.
- [13] 张立智, 井陆阳, 徐卫晓, 等. 基于卷积降噪自编码器和 CNN 的滚动轴承故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(6): 58 - 62.
- [14] Zhang Ming, Jiang Zhinong, Feng Kun. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93(c): 460 - 493.
- [15] Singh A Harshit. An Enhanced Area Reduction Technique for Integrated Circuit Using Genetic Algorithm [J]. IOSR Journal of Computer Engineering, 2014, 16(2): 14 - 19.
- [16] Yan M F, Hu H, Otake Y, et al. Improved adaptive genetic algorithm with sparsity constraint applied to thermal neutron CT reconstruction of two phase flow [J]. Measurement Science & Technology, 2018, 29(5): 055404.
- [17] Chen L, Xiao C, Li X, et al. A seismic fault recognition method based on ant colony optimization [J]. Journal of Applied Geophysics, 2018, 152: 1 - 8.
- [18] SUN J, Cao W F, Xu Z B, et al. Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur removal [C] // Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA: IEEE, 2015: 769 - 777.
- [19] Janssens O, Slavkoviki V, Vervisch B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery [J]. Journal of Sound & Vibration, DOI: 10.1016/j.jsv.2016.05.027.
- [20] Sun Wenjun, Shao Siyu, Yan Ruqiang. Induction Motor Fault Diagnosis Based on Deep Neural Network of Sparse Auto-encoder [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(9): 65 - 71.
- [21] Ding X, He Q. Energy-fluctuated multiscale feature learning with deep convnet for intelligent spindle bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2017(99): 1 - 10.
- [22] Zhang Wei, Peng Gaoliang, Li Chuanhao. Rolling element bearings fault intelligent diagnosis based on convolutional neural networks using raw sensing signal [M]. Cham: Springer, 2017.
- [23] 黄鑫, 陈仁祥, 黄钰. 卷积神经网络在机械设备故障诊断领域应用与挑战 [J]. 制造技术与机床, 2019(1): 96 - 100.
- [24] 胡芑庆, 陈徽鹏, 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.

(编辑 李秀敏)