

变分模态分解结合深度迁移学习诊断机械故障

施 杰^{1,2}, 伍 星^{1*}, 柳小勤¹, 刘 韬¹

(1. 昆明理工大学机电工程学院, 昆明 650500; 2. 云南农业大学机电工程学院, 昆明 650201)

摘 要: 针对机械故障振动信号在变工况条件下的特征提取与智能诊断问题, 该研究提出了一种将变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 的优化算法与深度迁移学习 (Deep Transfer Learning, DTL) 模型相结合的故障诊断方法。首先, 通过多种群差分进化 (Multiple Population Differential Evolution, MPDE) 算法和包络熵适应度函数来优化 VMD, 以解决 VMD 中本征模态函数分解个数 k 和惩罚因子 α 难以自适应确定的问题, 再将 VMD 分解后的本征模态函数根据平均峭度准则进行重构, 重构信号经过连续小波变换后获取信号时频特征。然后在深度残差网络 (Deep Residual Network, ResNet) 的基础上, 将 ResNet 网络与迁移学习 (Transfer Learning, TL) 模型进行结合, 采用边缘分布自适应方法缩小机械故障信号源域数据集与目标域数据集之间的差异, 构建出适合于变工况条件下的机械故障诊断深度迁移学习模型。最后, 在 4 个不同工况条件下的滚动轴承试验数据集中, 将所提出的 MPDE-VMD+DTL 的故障诊断方法与传统 BP 神经网络、ResNet 卷积神经网络和迁移成分分析进行对比。结果表明, 该研究的 MPDE-VMD+DTL 方法诊断精度达到 84.36%, BP、ResNet 和迁移成分分析方法的诊断精度分别为 23.60%、71.63% 和 19.68%, 均低于该研究方法。MPDE-VMD+DTL 方法实现了在不同工况下的端到端机械故障智能诊断, 同时具有较好的泛化能力和鲁棒性。

关键词: 振动; 故障诊断; 轴承; 变分模态分解; 特征提取; 深度迁移学习; 多种群差分进化

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2020.14.016

中图分类号: TH165; TH17

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2020)-14-0129-09

施杰, 伍星, 柳小勤, 等. 变分模态分解结合深度迁移学习诊断机械故障[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 129-137.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2020.14.016 <http://www.tcsae.org>

Shi Jie, Wu Xing, Liu Xiaoqin, et al. Mechanical fault diagnosis based on variational mode decomposition combined with deep transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(14): 129-137. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2020.14.016 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

随着科技与工业物联网技术的快速发展, 机械装备呈现出大型化、复杂化、智能化和大数据的特征。在实际运行过程中, 由于机械装备往往是在转速和负载都不恒定的变工况条件下工作, 加上各部件间的相互关联和紧密耦合, 其振动信号的非线性、非平稳性特征显著。传统以恒定工况和平稳信号为基础的故障诊断方法极易出现故障的误诊或漏诊。因此, 变工况下的故障信号特征提取与智能识别, 有利于预防机械装备事故的发生^[1-3]。

目前, 小波变换 (Wavelet Transform, WT)、经验模式分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 和希尔伯特-黄变换 (Hilbert-Huang Transform, HHT) 等是常用的故障特征提取方法。但这些传统方法均存在一定缺陷, 如 WT 不适用于处理非平稳信号, 并且不能自适应确定小波基^[4-5], EMD 和 HHT 虽然能够自适应分析非平

稳信号^[6], 但存在模态混叠和端点效应严重的问题。针对这些问题, 文献[7]在传统维纳滤波的基础上, 提出变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD), 这是一种非递归自适应信号分解方法, 适合处理变工况下机械装备的振动信号。在此基础上, 文献[8]将 VMD 应用于轴承故障诊断, 提取出了高维故障特征。文献[9]利用量子粒子群来优化 VMD, 并应用于高压断路器故障诊断, 提取出了断路器振动特征。与传统处理方法相比, VMD 具有精度高和收敛速度快的特点。

工业物联网出现之后, 大量机械装备监测数据已经让故障诊断进入到了“大数据”时代^[10]。基于深度迁移学习 (Deep Transfer Learning, DTL) 的智能诊断技术可以从大容量、多样性和变工况的机械运行大数据中准确识别设备健康状况。DTL 是将卷积神经网络 (Convolution Neural Network, CNN) 与迁移学习 (Transfer Learning, TL) 进行结合, 充分发挥了 DTL 优势: 一是能自动化地提取出数据中更具表现力的特征; 二是能满足端到端 (End to End) 的实际应用需求。文献[11-12]分别将 CNN 应用于构建齿轮箱、滚动轴承的故障诊断模型。然而上述诊断方法需要大量先验知识, 增加了其应用的复杂性和适用性。同时, 利用 CNN 进行信号特征学习的方法泛化能力差, 往往只针对特定工况的信号才有较好的效果, 不能发挥出深度学习的优势。文献[13]在构建一维深度 CNN 的基础上, 在网络中加入领域适配正则约束项, 从而使不同设备监测

收稿日期: 2020-04-05 修订日期: 2020-06-16

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (51875272); 云南省应用基础研究计划重点项目(201601PE00008); 云南农业大学自然科学基金资助项目 (2015ZR13); 云南省教育厅科学研究基金项目 (2019J0175)

作者简介: 施杰, 博士, 副教授, 研究方向: 主要从事机械设备故障诊断的研究。Email: ytbso@126.com

*通信作者: 伍星, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事机械设备故障诊断的研究。Email: xwu@kust.edu.cn

数据之间的特征知识能进行深度迁移适配,以识别出设备健康状态。因此,DTL 能够实现不同设备间故障特征的智能迁移。

综上,本文针对变工况条件下机械装备故障智能诊断问题,提出了一种基于 VMD 优化算法与深度迁移学习相结合的故障诊断方法。该方法将故障信号预处理、特征提取和健康状态识别统一在一个框架之下,实现端到端的智能故障诊断。首先,通过多种群差分进化(Multiple Population Differential Evolution, MPDE)和包络熵适应度函数来优化 VMD,以解决 VMD 中本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分解个数 k 和惩罚因子 α 难以自适应确定的问题。再利用峭度筛选出 VMD 分解后的 IMF 进行信号重构,重构信号经过连续小波变换后得到小波时频图,以获取故障信号的时频特征。然后,在深度残差网络(Deep Residual Network, ResNet)的基础上与迁移学习进行结合,采用边缘分布自适应方法^[10]来缩小源域与目标域间的差异,构建适合于变工况的机械装备故障诊断深度迁移学习模型。最后,通过 4 个不同工况条件的滚动轴承试验数据,将所提出的 MPDE-VMD 与 DTL 方法分别与传统的 BP 神经网络、ResNet 卷积神经网络和迁移成分分析进行比较,以验证该方法的有效性。

1 变分模态分解改进算法

1.1 变分模态分解

变分模态分解是一种以经典维纳滤波、希尔伯特变换和频率混合为基础的完全非递归、自适应信号处理方法^[7]。在利用 VMD 对信号进行处理时,需要预先设置 IMF 分解个数 k 和惩罚因子 α ^[14-15]。研究表明, k 值过小,其分解的 IMF 会丢失,或造成频率混叠现象;反之,会造成过分解与运算量变大^[16]。 α 越小分解得到的各 IMF 分量的带宽越大;反之,则 IMF 分量的带宽越小^[17]。由此可见,分解个数 k 和惩罚因子 α 对最终的 VMD 分解效果都有较大影响,在使用 VMD 时需要寻找其最优组合。

1.2 多种群差分进化算法

差分进化(Differential Evolution, DE)是一种控制参数少、原理简单、易于实现的智能优化算法^[18]。但标准 DE 算法存在局部搜索能力弱、性能对参数具有依赖性、难以在有限时间内获得全局最优解等不足^[19]。针对这个问题,本文采用一种多种群差分算法来取代标准 DE 算法。MPDE 同时对多个种群进行优化搜索,各种群之间通过竞争算子实现信息共享,多个种群协同进化以获得最优解。MPDE 同时兼顾全局和局部搜索能力的均衡。因此本文利用 MPDE 算法来对 VMD 中 IMF 分解个数 k 和惩罚因子 α 进行优化,自适应地筛选出参数的最优组合。

1.3 包络熵适应度函数

利用 MPDE 对 VMD 算法中的 IMF 分解个数 k 和惩罚因子 α 进行参数优化时,需要寻找一个合适的适应度函数。包络熵是一种对信号稀疏特性进行评价的指标,其熵值的大小反映了概率分布的均匀性^[17]。信号经 VMD 处理后,如果 IMF 分量中与故障相关的周期性冲击特征

不明显,则稀疏性较弱,包络熵值就会比较大。如果 IMF 分量中包含了大量故障特征信息,则稀疏性较强,包络熵就会比较小。因此,本文将包络熵作为 MPDE 寻优过程中的适应度函数,以包络熵的最小值作为最终寻优目标。

1.4 基于多种群差分优化的变分模态分解

本文提出基于多种群差分优化的变分模态分解算法(Multiple Population Differential Evolution Optimized Variational Mode Decomposition, MPDE-VMD)目的是要实现 VMD 中加入的 IMF 分解个数 k 和惩罚因子 α 能够自适应寻找到其最优组合。所以,首先要建立包络熵适应度函数,再利用 MPDE 算法来对 k 和 α 进行寻优处理。MPDE-VMD 算法具体实现步骤如下:

1) 随机初始化 MPDE 算法中种群数量 NP、缩放因子 F 和交叉概率 CR 等参数;

2) 根据包络熵表达式^[20],建立适应度函数:

$$E_e = -\sum_{j=1}^N e_j \lg e_j \quad (1)$$

$$e_j = a(j) / \sum_{j=1}^N a(j) \quad (2)$$

式中 E_e 为包络熵; e_j 为 $a(j)$ 的归一化形式; $a(j)$ 为信号经 Hilbert 变换后的包络信号; N 为零均值信号个数。

3) 利用 MPDE 算法中的多个种群协同进化和多种群间的信息迁移机制,对 VMD 中加入的分解个数 k 和惩罚因子 α 进行寻优;

4) 将上面确定的最优 k 和 α 值带入 VMD,实现 MPDE-VMD 算法。

MPDE-VMD 算法流程如图 1 所示。

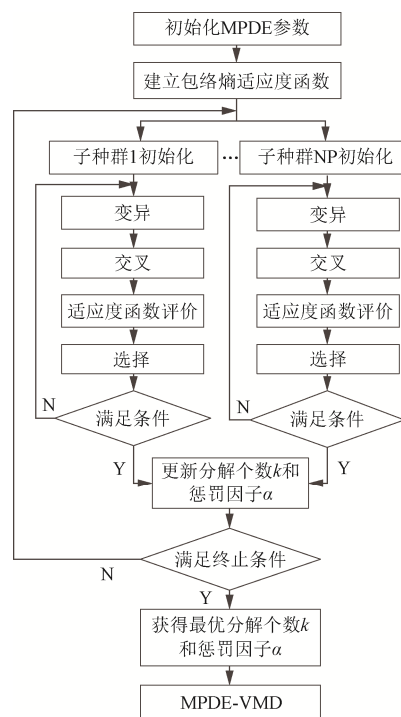


图 1 MPDE-VMD 算法流程图

Fig.1 Flow chart of MPDE-VMD algorithm

2 深度迁移学习模型

2.1 深度迁移学习

迁移学习中包含有标签的源域 D_s 和无标签的目标域 D_t ^[21]，它们的概率分布不同。迁移学习就是通过 D_s 的知识来学习 D_t 的知识。深度学习中的卷积神经网络具有能自动进行机械故障特征学习的能力，是一种深层神经网络。本文针对目标故障诊断域中很难获取标签数据的问题，采用深度卷积神经网络来进行迁移学习，建立机械故障的深度迁移学习诊断模型。

2.2 深度迁移诊断模型

本研究的深度迁移诊断模型如图 2 所示，该模型由深度网络故障特征提取层和自适应层组成。模型将深度残差网络^[22] (Deep Residual Network, ResNet) 分类器前面的所有层固定，并在分类器前一层加入自适应层，再通过源域标签数据和目标域无标签数据对模型进行训练，实现智能故障诊断。

1) 深度网络故障特征提取层

该层利用领域共享的 ResNet 网络，对源域与目标域的数据进行故障特征提取，直接从机械装备监测信号中学习特征知识。

2) 自适应层

由于监测数据来自不同的机械装备，导致深度网络故障特征提取层从源域和目标域提取出的机械故障特征分布差异较大。所以需要在 ResNet 网络模型中构建自适应层来实现源域与目标域的自适应^[23-25]。本文中的自适应层采用边缘分布自适应方法^[26]，用多核最大均值差异 (Multiple Kernel Maximum Mean Discrepancies, MK-MMD)^[27]来衡量源域与目标域间的距离。

3) 模型的损失函数

为提高目标域机械装备健康状态的识别精度，完成深度迁移诊断，将模型的损失函数定义为

$$l = l_c(D_s, y_s) + \lambda \text{MK-MMD}^2(D_s, D_t) \quad (3)$$

式中 l 为诊断模型的总损失； $l_c(D_s, y_s)$ 表示模型在有标注的数据上的常规分类损失； $\lambda \text{MK-MMD}^2(D_s, D_t)$ 为模型的边缘分布自适应损失； D_s 为源域； D_t 为目标域； y_s 为源域的实际类别；MK-MMD 为多核最大均值差异函数； λ 为权重参数。

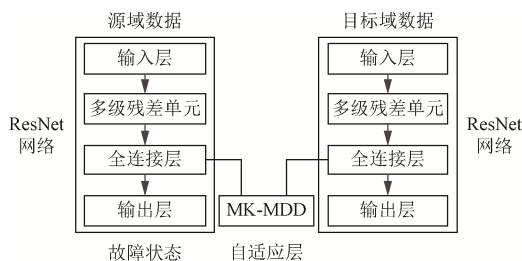


图 2 深度迁移诊断模型

Fig.2 Deep transfer learning diagnostic model

3 基于 VMD 优化算法与深度迁移模型的故障诊断方法

将 MPDE 优化后的 VMD 方法与深度迁移模型相结

合，提出基于 MPDE-VMD 与 DTL 的诊断方法。首先利用 MPDE-VMD 将信号分解为 k 个 IMF 分量；然后根据峭度准则选取敏感 IMF 分量进行信号重构，再进行连续小波变换得到小波时频图；最后，通过深度迁移学习识别出机械故障。MPDE-VMD+DTL 诊断方法具体步骤如下：

1) 获取原始振动信号。

2) MPDE 参数设置：种群数量为 NP，随机初始化各种群的缩放因子 F 和交叉概率 CR。并建立包络熵适应度函数。

3) NP 个种群内的每个体都进行变异、交叉、评价、选择操作，并判断是否满足进化条件，满足则转至步骤 4)，否则返回步骤 2)。

4) NP 个种群间进行信息通信，比较各种群中最好的个体，其他种群均用该个体更新自身最差个体。

5) 当寻找到最优个体满足收敛条件或达到进化代数，则转至步骤 6)，否则返回步骤 2)。

6) 获得最优分解个数 k 和惩罚因子 α ，并进行 VMD 分解。

7) 根据峭度准则来自动筛选 MPDE-VMD 后的 IMF 分量，将信号进行重构。

8) 对重构信号进行离散小波变换得到小波时频图。

9) 将信号的时频图分为源域数据集和目标域数据集，并设置迭代次数，学习率等 DTL 模型结构参数。

10) 以批量方式将源域数据集输入深度迁移诊断模型，进行深度迁移训练。

11) 反复迭代步骤 10)，直至将源域数据集全部训练完毕，DTL 模型训练完成。

12) 输入目标域数据集，输出诊断结果。

4 滚动轴承故障诊断试验

4.1 试验平台与试验数据

滚动轴承是机械装备的关键部件，其健康状态对机械装备有重要影响。因此，本文通过轴承故障诊断试验来验证 MPDE-VMD 与 DTL 算法的故障特征提取与诊断能力。试验采用 4 个滚动轴承数据集：Case Western Reserve University 的 CWRU 轴承数据、西安交通大学与昇阳科技的 XJTU-SY 轴承数据^[28]、美国辛辛那提大学智能维护中心的 IMS 轴承数据^[29]和昆明理工大学振动噪声监测与控制研究所的 MCVN 轴承数据。

CWRU 数据源自 Case Western Reserve University 轴承数据中心。图 3a 所示的试验采集平台由电机、转矩传感器、测力计和电子控制装置等组成。试验时在电机的风扇端和驱动端轴承座上分别安装一个加速度传感器，通过 16 通道数据记录仪采集驱动端轴承 SKF6205 和风扇端轴承 SKF6203 的振动信号。该数据集包括了不同故障程度、不同转速、不同负载下的 4 种轴承健康状态。

XJTU-SY 数据源自西安交通大学与昇阳科技的“机械装备健康监测联合实验室”。图 3b 所示的试验采集平台由电机转速控制器、交流电机、支撑轴承和液压加载系统等装置组成。试验时在轴承的水平和垂直方向上通过 PCB 352C33 加速度传感器采集 LDK UER204 轴承的

振动数据。该数据集包括 3 种工况下 15 个轴承全寿命周期振动信号、单一故障和复合故障等多种失效形式。

IMS 数据源自美国辛辛那提大学智能维护中心。图 3c 所示的试验采集平台由电机、加速度计、温度计和径向载荷控制装置等组成。试验时在轴和轴承上施加径向载荷,通过 PCB 353B33 加速度传感器采集 ZA-2115 轴承的振动数据。该数据集包括在不同时间采集到的 4 种轴承健康状态。

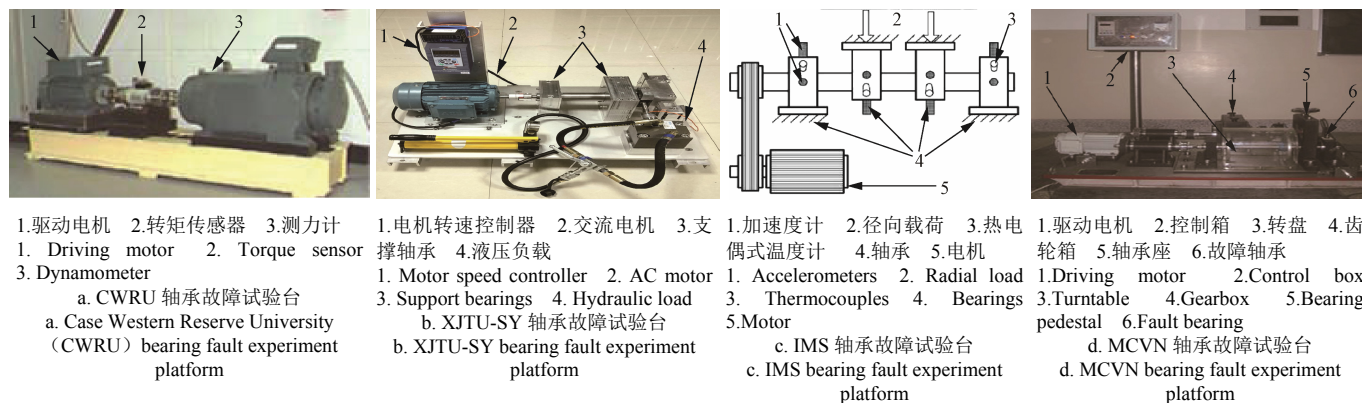


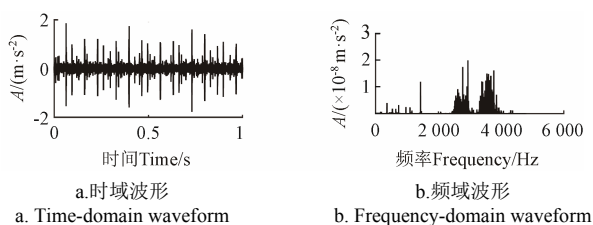
图 3 轴承故障试验台

Fig.3 Bearing fault experiment platforms

试验数据使用 Matlab 2019b、Python 3.7.1 与 pytorch 深度学习框架^[30]分析,运算平台为 Intel Xeon E5 10 核处理器。

4.2 MPDE-VMD 算法实现

采用 CWRU 轴承数据来说明多种群差分优化变分模态分解的实现过程,并验证算法的有效性。图 4 是在 1.491 4 kW 负载和 1 750 r/min 转速下,驱动端轴承内圈故障信号的时域和频域波形。



注: A 表示加速度幅值, $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ 。下同。

Note: A is the amplitude of acceleration, $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$. The same below.

图 4 内圈故障信号时域和频域波形

Fig.4 Inner ring fault signal waveform

根据 SKF6205 轴承几何参数(滚动体直径 8 mm, 节径 39 mm, 滚动体 9 个, 接触角 0°)和故障特征频率计算公式^[31],分别计算出在 1 750 r/min 转速下,外圈故障特征频率为 104.56 Hz、内圈故障特征频率为 157.94 Hz、滚动体故障特征频率为 137.48 Hz。

利用 MPDE-VMD 方法对轴承内圈故障信号进行分析。首先,在 MPDE 算法中建立包络熵适应度函数。如果信号中包含大量故障特征信息包络熵就会比较小,所以将最小包络熵作为寻优目标。利用 MPDE 对 VMD 算法中的 IMF 分解个数 k 和惩罚因子 α 进行参数优化。根据文献[32]初始化 MPDE 算法参数:设置种群个数 $NP=10$;在有效值[0.1, 0.8]和[0.3, 0.9]范围内,随机生

成各种群的缩放因子 F 和交叉概率 CR ;选择 DE/best/1 作为变异策略。图 5a 是 MPDE 对内圈故障信号的进化过程图。由图 5a 可看出,进化到第 3 代时即可获得最小包络熵的适应度函数值,为 0.521 602,寻优得到的 $[k, \alpha]$ 最优组合为[9, 2 350]。将寻优参数代入 VMD 中分析内圈故障信号,得到 9 阶 IMF 分量,如图 5b 所示。按照峭度公式计算出各 IMF 分量峭度值(见表 1),其平均峭度为 7.31。提取出大于平均峭度的 IMF4、IMF5、IMF8 和 IMF9 分量进行信号重构^[33],将重构信号进行包络谱分析。图 5c' 是 VMD 重构信号的包络谱。由图可看出,提取出的主要振动频率包含 30 和 162 Hz,分别对应旋转频率($f_r = 29.17$ Hz)和内圈故障特征频率($f_f = 157.94$ Hz),在 30 和 162 Hz 之间还存在着 60 和 90 Hz 的频率成分,分别对应 2 倍和 3 倍旋转频率。同时,以故障特征频率及其倍频为中心、转频为边频带的调制特征也非常明显。图中的特征值 162 Hz 与内圈故障特征频率理论计算结果 157.94 Hz 比较接近,可判断出滚动轴承是内圈故障,证明了 MPDE-VMD 优化算法的有效性。

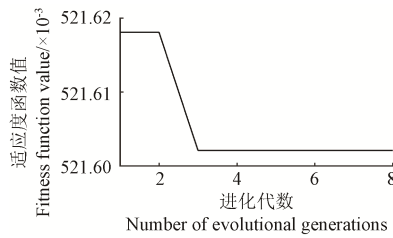
表 1 VMD 分解后各 IMF 分量峭度值

Table 1 IMF kurtosis value of inner fault signal VMD

IMF 分量 IMF components	峭度值 Kurtosis values	IMF 分量 IMF components	峭度值 Kurtosis values
IMF 1	2.88	IMF 6	4.45
IMF 2	3.17	IMF 7	7.23
IMF 3	2.30	IMF 8	10.55
IMF 4	14.30	IMF 9	7.66
IMF 5	13.28		

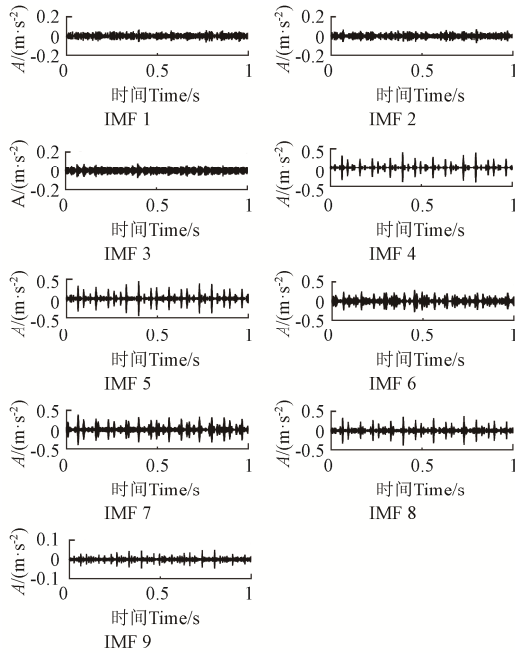
为进一步验证 MPDE-VMD 优化算法的优势,同时利用 EMD 算法对上述内圈故障信号进行处理,图 6a 是 EMD 分解后的 14 阶 IMF 分量。计算出各 IMF 分量峭度值(见表 2),其平均峭度为 7.28。提取出大于平均峭度

的 IMF1、IMF2 和 IMF8 分量进行信号重构, 将重构信号进行包络谱分析。图 6b 是重构信号的包络谱, 由图 6b 可看出, 提取出的主要振动频率包含 31 和 163 Hz, 这些特征值与理论计算结果的误差相较于 MPDE-VMD 算法的误差要大。通过计算 MPDE-VMD 优化算法的诊断误差为 2.57%, 而 EMD 算法的诊断误差为 3.20%, 与图 5c 相比, 图 6b 的背景噪声严重、干扰谱线过多, 特征提取效果不佳。综上, MPDE-VMD 优化算法相较传统算法更为有效。



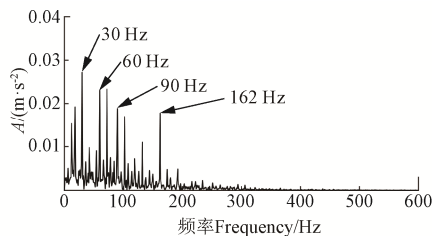
a. 内圈故障信号 MPDE 进化过程

a. Multiple Population Differential Evolution (MPDE) process of inner fault signal



b. VMD 分解后内圈故障信号 IMF 分量

b. Intrinsic Mode Function (IMF) components of inner fault signal by Variational Mode Decomposition (VMD)



c. VMD 重构信号包络谱

c. Envelop spectrum of VMD reconstructed signal

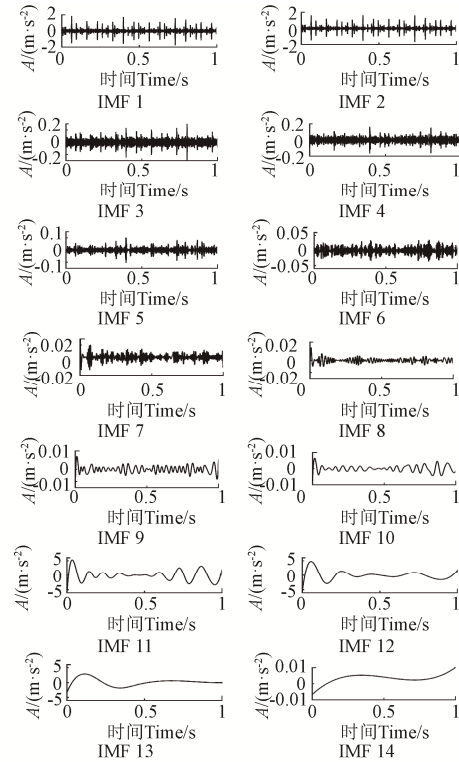
图 5 内圈故障信号 MPDE-VMD 分析过程

Fig.5 MPDE-VMD analysis process of inner fault signal

4.3 基于 MPDE-VMD 与深度迁移学习的故障诊断试验

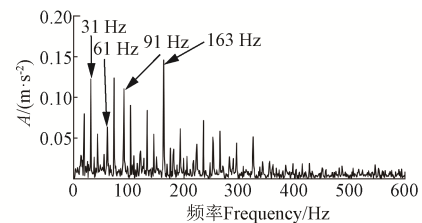
为了验证 MPDE-VMD+DTL 诊断方法的效果, 试验

将 CWRU 数据、XJTU-SY 数据和 IMS 数据组合成源域数据集, 包括不同工况下不同轴承状态: 正常、内圈故障、外圈故障、保持架故障、滚动体故障和内圈+外圈+滚动体+保持架故障。再将 MCVN 数据作为目标域数据集。数据集的详细信息见表 3。



a. EMD 分解后内圈故障信号 IMF 分量

a. IMF component of inner fault signal by EMD



b. EMD 重构信号包络谱

b. Envelop spectrum of EMD reconstructed signal

图 6 内圈故障信号 EMD 分析过程

Fig.6 EMD analysis process of inner fault signal

表 2 EMD 分解后各 IMF 分量峭度值

Table 2 IMF kurtosis value of inner fault signal EMD

IMF 分量 IMF components	峭度值 Kurtosis values	IMF 分量 IMF components	峭度值 Kurtosis values
IMF 1	21.39	IMF 8	8.16
IMF 2	21.41	IMF 9	4.24
IMF 3	6.18	IMF 10	3.87
IMF 4	4.62	IMF 11	4.08
IMF 5	5.33	IMF 12	5.59
IMF 6	3.08	IMF 13	3.22
IMF 7	5.14	IMF 14	5.57

试验通过源域数据集来辅助训练深度迁移诊断模型, 使之能够识别 MCVN 数据集的轴承健康状态。首

先采用 MPDE-VMD 算法对源域和目标域数据集中的每个样本进行处理,再采用连续小波变换将 MPDE-VMD 处理后的样本转换为小波时频图;最后将源域数据集中的 24 891 个样本输入 2.2 节建立的深度迁移学习模型进行训练,并用目标域数据集中的 2 100 个样本进行测试。为了减小随机性对深度迁移诊断结果的影响,试验重复进行 10 次,结果取平均值。试验结果表明,本文 MPDE-VMD+DTL 故障诊断方法的平均诊断精度为 84.36%。

表 3 深度迁移学习试验数据集
Table 3 Experiment dataset of deep transfer learning

数据集 Datasets	轴承数据集 Bearing dataset	轴承型号 Bearing type	轴承状态 Bearing conditions	样本数 Sample size
源域 数据集 Source dataset	CWRU	SKF6205	正常	711
			内圈故障	1 600
			外圈故障	1 600
			滚动体故障	1 600
	XJTU-SY	LDK UER204	内圈故障	4 095
			外圈故障	4 095
			保持架故障	4 095
			内圈+外圈+滚动体+保持架故障	4 095
	IMS	ZA-2115	正常	750
			内圈故障	750
			外圈故障	750
			滚动体故障	750
目标域 数据集 Target dataset	MCVN	SKF6205	内圈故障	420
			外圈故障	420
			保持架故障	420
			滚动体故障	420
			内圈+外圈+滚动体+保持架故障	420

4.4 其他故障诊断方法试验及对比分析

为了验证 MPDE-VMD+DTL 诊断方法的有效性,与传统 BP 神经网络、ResNet 卷积神经网络和非深度迁移学习 TCA 诊断方法进行对比试验。

1) 传统 BP 神经网络诊断方法

根据文献[34]建立 BP 网络模型结构,把信号的重心频率、频率方差、频率标准差、峭度、峰值因数、脉冲因子、波形因子、裕度因子共 8 个表征滚动轴承运行状态的参数作为输入层;隐含层节点数根据经验公式计算为 17 个神经元,轴承 5 种健康状态分别对应输出层。同时,设定网络的学习率为 0.05、训练次数为 1 000、最小误差为 0.01 等关键参数进行训练。为了减小随机性对诊断结果的影响,试验重复 10 次,获得 BP 神经网络诊断方法的平均诊断精度为 23.60%。

2) ResNet 卷积神经网络诊断方法

试验中的 ResNet 网络模型与本文提出的深度迁移学习中的深度卷积神经网络模型参数一致,只是缺少了采用边缘分布自适应方法来缩小源域与目标域间差异的自

适应层。将表 3 中的源域数据集作为网络的训练样本对 ResNet 网络进行训练,目标域数据集作为测试样本进行网络精度测试。为了减小随机性对诊断结果的影响,试验重复 10 次,获得 ResNet 模型诊断方法的平均诊断精度为 71.63%。

3) 非深度迁移学习 TCA 诊断方法

迁移成分分析 (transfer component analysis, TCA) 是传统的迁移学习方法。TCA 试验是将轴承试验数据的包络谱作为输入,把 CWRU 轴承数据、XJTU-SY 轴承数据和 IMS 轴承数据组合成的源域数据集与 MCVN 数据组成的目标域数据集映射至同一特征空间,利用最大均值差异来最小化轴承源域和目标域数据集之间的距离。为了减小随机性对诊断结果的影响,试验重复 10 次,获得该方法对 MCVN 数据健康状态的迁移诊断平均诊断精度为 19.68%。

通过对不同故障诊断方法的试验结果比较,本文 MPDE-VMD+DTL 方法的平均诊断精度均高于其他 3 种方法。究其原因,传统 BP 神经网络诊断方法由于使用了浅层学习模型,难以有效学习不同工况下的复杂故障关系。ResNet 卷积神经网络诊断方法,由于 CWRU 数据集、XJTU-SY 数据集、IMS 数据集和 MCVN 数据集间的数据概率密度分布有显著差异削弱了卷积神经网络的诊断能力。TCA 方法由于缺乏从轴承样本数据中提取出深层故障特征的能力,也没有分布适配这一过程,从而导致诊断精度较低。

5 结 论

本文研究了基于 VMD 优化算法与深度迁移学习的机械装备故障诊断方法,并通过不同工况下的滚动轴承试验进行了验证。该方法将信号的自适应特征提取和智能故障模式识别有机融合,实现了端到端的故障智能诊断,主要结论如下:

1) 利用 MPDE 以包络熵作为适应度函数来对 VMD 算法进行优化,实现了 VMD 中 IMF 分解个数和惩罚因子的自适应确定,有效解决了 VMD 分解时参数难以确定的问题。经 MPDE-VMD 处理后的故障信号,其故障特征信息得到了有效增强。

2) 采用 4 种不同工况的轴承数据集来进行试验,通过与 BP 网络、ResNet 网络和 TCA 方法进行对比分析,本文的方法对轴承故障诊断的精度达到 84.36%,均高于其他 3 种方法。本文方法与传统诊断方法相比,减少了对先验知识和经验的依赖,诊断精度较高。

深度迁移学习模型具有从机械装备监测信号提取出深层隐含特征的能力,但本文的试验数据集是在实验室环境中获取的,这与工业现场中采集到的数据在概率密度分布上还是存在一些差异,在一定程度上影响了深度迁移学习诊断方法的工业化应用。所以,今后的工作中将针对工业现场中机械装备的故障诊断问题,对信号特征的自适应提取与深度迁移学习模型继续进行研究,进一步提高模型的泛化能力。

[参 考 文 献]

- [1] 王志坚, 常雪, 王俊元, 等. 排列熵优化改进变模态分解算法诊断齿轮箱故障[J]. 农业工程学报, 2018, 34(23): 59-66.
Wang Zhijian, Chang Xue, Wang Junyuan, et al. Gearbox fault diagnosis based on permutation entropy optimized variational mode decomposition[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(23): 59-66. (in Chinese with English abstract)
- [2] 姜战伟, 郑近德, 潘海洋, 等. POVM 与包络阶次谱的变工况滚动轴承故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37(3): 609-616, 636.
Jiang Zhanwei, Zheng Jinde, Pan Haiyang, et al. Fault diagnosis under variable conditions based on parameter optimized variational mode decomposition and envelope order spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 609-616, 636. (in Chinese with English abstract)
- [3] 施杰, 伍星, 刘韬. 采用 HHT 算法与卷积神经网络诊断轴承复合故障[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 34-43.
Shi Jie, Wu Xing, Liu Tao. Bearing compound fault diagnosis based on HHT algorithm and convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(4): 34-43. (in Chinese with English abstract)
- [4] 马朝永, 盛志鹏, 胥永刚, 等. 基于自适应频率切片小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 农业工程学报, 2019, 35(10): 34-41.
Ma Chaoyong, Sheng Zhipeng, Xu Yonggang, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive frequency slice wavelet transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(10): 34-41. (in Chinese with English abstract)
- [5] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 双树复小波包和 ICA 用于滚动轴承复合故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2015, 35(3): 513-518, 593.
Xu Yonggang, Meng Zhipeng, Lu Ming. Compound fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform and ICA[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(3): 512-518, 593. (in Chinese with English abstract)
- [6] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1998, 454(1): 903-995.
- [7] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 62(3): 531-544.
- [8] 戚晓利, 叶绪丹, 蔡江林, 等. 基于变分模态分解与流形学习的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 133-140.
Qi Xiaoli, Ye Xudan, Cai Jianglin, et al. Fault feature extraction method of rolling bearings based on VMD and manifold learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(23): 133-140. (in Chinese with English abstract)
- [9] 田书, 康智慧. 基于改进变分模态分解和 SVM 的断路器机械故障振动分析[J]. 振动与冲击, 2019, 38(23): 90-95.
Tian Shu, Kang Zhihui. Circuit breaker mechanical fault vibration analysis based on improved variational mode decomposition and SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(23): 90-95. (in Chinese with English abstract)
- [10] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1-8.
Lei Yaguo, Yang Bin, Du Zhaojun, et al. Transfer diagnosis method for machinery in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8. (in Chinese with English abstract)
- [11] Chen Zhiqiang, Li Chuan, Sanchez Rene-vinicio. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks[J]. Shock and Vibration, 2015(2): 1-10.
- [12] Lu Chen, Wang Zhenya, Zhou Bo. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification[J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, 32: 139-151.
- [13] 郭亮, 董勋, 高宏力, 等. 无标签数据下基于特征知识迁移的机械设备智能故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 58-64.
Guo Liang, Dong Xun, Gao Hongli, et al. Feature knowledge transfer based intelligent fault diagnosis method of machines with unlabeled data[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 58-64. (in Chinese with English abstract)
- [14] 钱林, 康敏, 傅秀清, 等. 基于 VMD 的自适应形态学在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3): 227-233.
Qian Lin, Kang Min, Fu Xiuqing, et al. Application of adaptive morphology in bearing fault diagnosis based on VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(3): 227-223. (in Chinese with English abstract)

- [15] 李华, 伍星, 刘韬, 等. 基于信息熵优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 219-225.
Li Hua, Wu Xing, Liu Tao, et al. Bearing fault feature extraction based on VMD optimized with information entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(23): 219-225. (in Chinese with English abstract)
- [16] 咎涛, 庞兆亮, 王民, 等. 基于 VMD 的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2019, 45(2): 103-110.
Zan Tao, Pang Zhaoliang, Wang Min, et al. Early fault diagnosis method of rolling bearings based on VMD[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2019, 45(2): 103-110. (in Chinese with English abstract)
- [17] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81. (in Chinese with English abstract)
- [18] 张春美. 差分进化算法理论与应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.
- [19] 王凌, 钱斌. 混合差分进化与调度算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [20] 陈凯. 基于变分模态分解的船舶轴系状态监测及故障诊断方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2018.
Chen Kai. Study on Condition Monitoring and Fault Diagnosis Method of Ship Shafting Based on Variational Mode Decomposition[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [21] Pan Sinno Jialin, Yang Qiang. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359. (in Chinese with English abstract)
- [22] 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞, 等. 基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2018, 31(5): 883-891.
Chen Renxiang, Huang Xin, Yang Lixia, et al. Rolling bearing fault identification based on convolution neural network and discrete wavelet transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(5): 883-891. (in Chinese with English abstract)
- [23] Jason Yosinski, Jeff Clune, Yoshua Bengio, et al. How transferable are features in deep neural networks[C]. Computer Science, 2014: 3320-3328.
- [24] Tzeng E, Hoffman J, Zhang N, et al. Deep domain confusion: Maximizing for domain invariance[C]. <http://arxiv.org/abs/1412.3474>, 2014.
- [25] Gretton A, Sejdinovic D, Strathmann H, et al. Optimal kernel choice for large-scale two-sample tests[C]. Neural Information Processing Systems, 2012: 1205-1213.
- [26] Pan S J, Tsang I W, Kwok J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2): 199-210.
- [27] Long Mingsheng, Cao Yue, Wang Jianmin, et al. Learning transferable features with deep adaptation networks[C]. International Conference on Machine Learning, 2015: 97-105.
- [28] Wang Biao, Lei Yaguo, Li Naipeng, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401-412.
- [29] Qiu Hai, Lee Jay, Lin Jing. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on roller bearing prognostics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 289(4): 1066-1090.
- [30] Ketkar N. Introduction to PyTorch[M]. Berkeley: Microsoft, 2017.
- [31] 王宇. 机械噪声监测中盲信号处理方法研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2010.
Wang Yu. Acoustic-Based Condition Monitoring of Machinery Using Blind Signal Processing[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [32] 张强, 邹德旋, 耿娜, 等. 基于多变异策略的自适应差分进化算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(10): 2812-2821.
Zhang Qiang, Zou Dexuan, Geng Na, et al. Adaptive differential evolution algorithm based on multiple mutation strategies[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(10): 2812-2821. (in Chinese with English abstract)
- [33] 徐波. 基于机器学习的旋转机械故障诊断方法的研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2019.
Xu Bo. Research on Fault Diagnosis of Rotating Machinery Method based on Machine Learning[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2019. (in Chinese with English abstract)
- [34] Shi Jie, Wu Xing, Zhou Jun, et al. BP neural network based bearing fault diagnosis with differential evolution & EEMD denoise[C]. Kunming, China: Modeling Identification and Control, International Conference, 2017: 1038-1043.

Mechanical fault diagnosis based on variational mode decomposition combined with deep transfer learning

Shi Jie^{1,2}, Wu Xing^{1*}, Liu Xiaoqin¹, Liu Tao¹

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Yunnan Agriculture University, Kunming 650201, China)

Abstract: In practice, mechanical equipments usually working with the variable speed and load, and the vibration signal of the equipments is nonlinear and nonstationary. The traditional fault diagnosis methods are prone to misdiagnosis or missed diagnosis. In order to solve the problem of feature extraction and intelligent diagnosis of mechanical fault vibration signal under variable working conditions, a fault diagnosis method combining optimized Variational Mode Decomposition (VMD) and Deep Transfer Learning (DTL) was proposed in this paper. First, Multiple Population Differential Evolution (MPDE) algorithm and envelope entropy fitness function were used to optimize VMD to solve the problem that the decomposition number k and penalty factor α were difficult to be determined adaptively. Second, the intrinsic mode functions of VMD decomposition were reconstructed according to the average kurtosis criterion. Continuous wavelet transform was used to process the reconstructed signal, and the time-frequency characteristics of the reconstructed signal were obtained. Third, combining the Residual Network (ResNet) with Transfer Learning (TL) model, the edge distribution adaptive method was used to reduce the difference between the source domain data set and the target domain data set of mechanical fault signal, and a deep transfer learning model for mechanical fault diagnosis under variable working conditions was constructed. Finally, the MPDE-VMD+DTL method was compared with the traditional BP neural network, ResNet convolution neural network and transfer component analysis (TCA) in different rolling bearing experimental datasets which contained CWRU, XJTU-SY, IMS and MCVN dataset. The results showed that the accuracy of fault diagnosis of MPDE-VMD+DTL method was 84.36%, and that of the BP neural network, ResNet and TCA were 23.60%, 71.63% and 19.68% respectively. MPDE-VMD+DTL method realized the end-to-end mechanical fault intelligent diagnosis under different working conditions, and had good generalization ability and robustness.

Keywords: vibration; fault diagnosis; bearings; variational mode decomposition; feature extraction; deep transfer learning; multiple population differential evolution