

基于改进 VMD-DBN 的轴承故障诊断分类研究

张易平 王吉祥 李丽丽 吴业林 汪敏

合肥经济技术职业学院, 安徽省合肥市, 230001;

摘要: 轴承作为旋转机械中最基本、最关键的精密仪器, 其寿命较低, 及时诊断出故障轴承可以保证机械稳定运行。轴承振动信号极易受噪声信号影响, 常常难以准确提取所需特征, 为此提出改进变分模态分解 (Modified Variational Mode Decomposition, MVMD) 算法配合深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN) 诊断故障。轴承振动信号利用 MVMD 算法分解, 引入递归思想确定分解分量数目, 由原始信号经 VMD 分解出的信号分量与原信号能量值应极大相关, 根据它俩的相关系数可以确定模态分解数。确定分解模态数后, 将其分解模态分量的能量值作为特征输入 DBN, 通过 soft-max 分类器进行分类, 即使少量样本训练的情况下, 经过充分训练其准确度也可达 100%。

关键词: 轴承故障; 特征提取; 变分模态分解; 深度信念网络; 分类

DOI: 10.69979/3041-0673.25.09.001

引言

轴承是任何旋转机械生产中最基本、最危险的关键部件之一, 对于良好运转的旋转系统, 轴承起着至关重要的作用^[1], 它也是机器中最容易发生故障和损坏的部件。据统计, 30% 的旋转装置故障是由滚动轴承局部损伤或变形引起的^[2]。因此对其诊断方法研究具有十分重要的意义和价值。

目前研究主要通过滚动轴承振动信号进行分析, 通过对信号进行时域, 频域和时频域的分析得到结果。然而, 单一考虑时域或者频域信号进行故障判断时, 由于故障信号的复杂性, 其特征往往不具有明显的代表性, 结果缺少稳定性, 而采用时频域信号结合分析就可以很好的避免这些缺点。传统的时频域经典分析方法主要为快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 对轴承信号进行分解, 随着时频域分析逐渐发展经验模态分解^[3] (Empirical Mode Decomposition, EMD)、局部均值分解^[4] (Local Mean Decomposition, LMD) 和变分模态分解^[5] (Variational Mode Decomposition, VMD) 等方法被陆续提出。2014 年, Dragomiretskiy K 等^[6]提出 VMD 方法, VMD 作为一种完全自适应的信号分解方法, 一经提出就得到广泛应用。王进花等^[7]将变分模态分解与极限学习机结合, 提取有效特征进行故障分类, 分类效果良好。

本文对于轴承振动信号易受噪声影响, 难以准确提

取所需特征的难点, 提出一种结合改进 VMD 算法与 DBN 神经网络的轴承故障诊断模型。针对轴承振动信号易受干、特征不明显的特点, 运用改进变分模态分解 (Modified Variational Mode Decomposition, MVMD) 算法对信号分解。该算法运用递归思想, 改进了传统 VMD 算法模态分解数根据经验人为确定的不可靠性, 分量数的判定由各分量能量值之和与原信号能量相关系数决定。最后结合 DBN 神经网络, 通过 soft-max 进行分类, 其结果十分理想。

1 理论介绍

1.1 VMD

变分模态分解^[8] (Variational Mode Decomposition, VMD) 对于复杂非平稳时间序列信号的适应度非常好, 适合滚动轴承信号的分解。VMD 分解的问题实质是构建和求解变分问题最优解:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^k \left\| \partial(t) \left\{ \left(\delta_{(t)} + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (1)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为分解 k 个模态分量; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为中心频率; $\delta(t)$ 为

单位脉冲函数；*为卷积运算； α 为惩罚因子； λ 为拉格朗日乘子。

采用交替方向乘子算法 (Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM) 更新迭代求解增广拉格朗日式 (1) 的鞍点, 在频域内迭代更新 u_k , ω_k 及 λ 。其迭代表达式如下:

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

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (3)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (4)$$

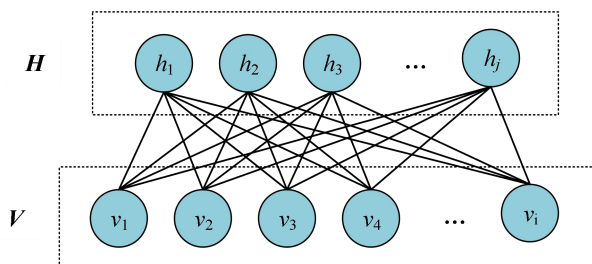
迭代式(2)、(3)、(4)至满足停止条件: $\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n < \varepsilon$, ε 为精度。停止迭代, 得到 K 个模态分量。

1.2 停止准则

传统 VMD 的模态分解数一般由经验法确定, 可靠性不佳, 由于 K 值选择与后面得特征提取意义重大, 所以提出一种基于 VMD 分解的停止准则确定 K 值:

- 1) 设置初始 $K=2$, 计算分解出来的 K 个分量的能量之和与原信号能量的相关系数 c_k ;
- 2) 设置系数阈值, 当相关系数 c_k 小于阈值时, 判断分解不充分, 则 $K = K+1$;
- 3) 重复步骤 1)、2) ;
- 4) 当相关系数 c_k 大于阈值时, 一旦出现阈值下降就停止计算, 输出 K 值。停止准则如下:

$$c_{k+1} - c_k < 0 \quad (6)$$



经多次实验取 $c_k = 0.85$ 可以得出很好的实验结果。其计算过程如图 1 所示。

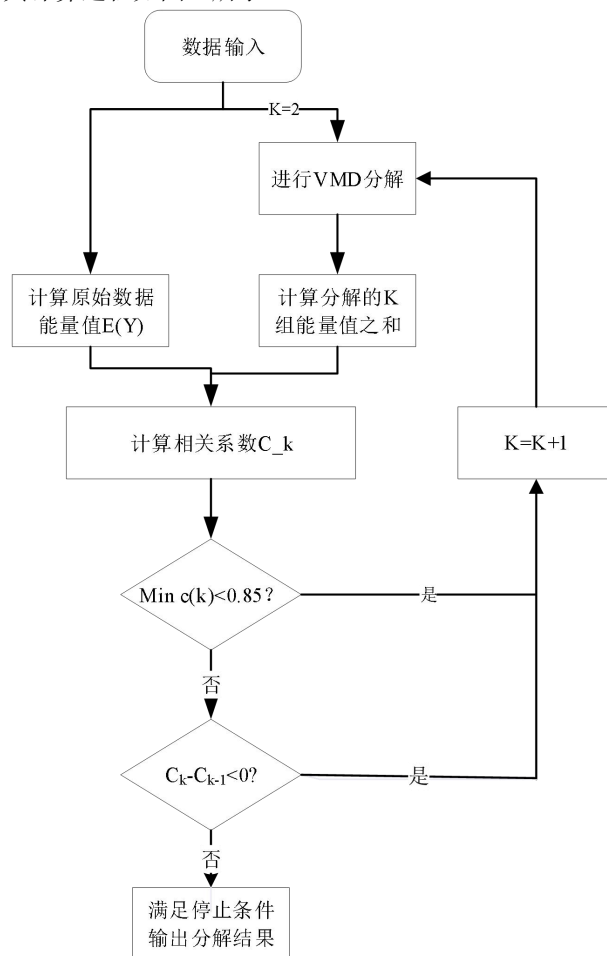


图 1 MVMD 流程图

Fig1 MVMD flow chart of MVMD

1.3 DBN 原理

深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN), 以数层受限波尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine, RBM) 为基本构成模块, 最后一层连接分类器构成的半监督神经网络。

1.3.1 RBM 原理

RBM 结构由一个可视层 V 与一个隐含层 H 组成, 如图 2 所示:

图 2 受限波茨曼机 (RBM) 结构

Fig2 Restricted Boltzmann Machine Architecture

$V = (v_1, v_2, \dots, v_i)$, $H = (h_1, h_2, \dots, h_j)$, 其能量函数的定义为:

$$E(V, H) = - \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i - \sum_{j=1}^n b_j h_j - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n v_i \omega_{ij} h_j \quad (7)$$

其中， α_i 为可视层 i 神经元 v_i 的偏置， b_j 为隐含层 j 神经元 h_j 的偏置， ω_{ij} 为 v_i 与 h_j 的连接权重。

1.3.2 深度置信网络

经典 DBN 由多层 RBM 堆叠，最后一层连接 BP 网络构成，其经典结构如图 3：

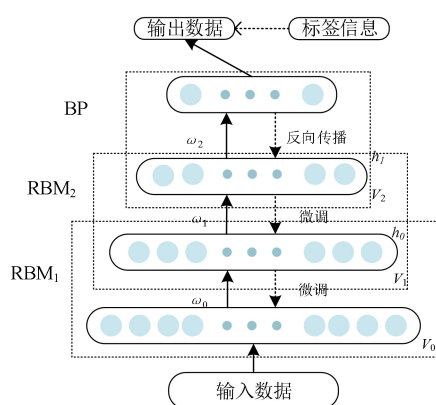


表 1 轴承结构参数

Tab.1 Bearing Structure Parameters

型号	故障直径/mm	故障深度/mm	电机载荷	电机转速/(r/min)	滚动体直径/mm	内圈直径/mm	外圈直径/mm	滚动体数目	节径/mm
SKF6205	0.1778	0.2794	0	1797	6.7462	17	40	8	28.4988

2.2 实验方法及结果

对轴承采样时，轴承每转动一圈采样 400 个点。本文选取 1200 个数据为一组，将每种工况得数据划分为 1

00 组，得到 100×1200 个样本数据。首先将每组数据进行 VMD 分解，VMD 的平衡约束参数取 $\alpha = 600$ ，计算每种工况 100 组数据原始能量与分解后 K 组数据能量和的相关系数 ck ， ck 的值如表 2 所示：

表 2 分解信号与原始信号的能量相关系数表

Tab.2 Energy correlation coefficient table of decomposed signal and original signal

ck	K								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.20	0.70	0.78	0.31	0.88	0.94	0.37	\	\
2	0.62	0.63	0.83	0.91	0.92	0.93	0.96	0.83	\
3	0.59	0.77	0.82	0.90	0.91	0.79	\	\	\
4	0.82	0.74	0.74	0.90	0.92	0.94	0.95	0.96	0.95

由上表可知，对于四种工况，其 K 值分别取 $K1=7$ ， $K2=8$ ， $K3=6$ ， $K4=9$ 。计算各分解组能量，如表所示，其中 K 最小为 6。

信号经 MVMD 分解后，其不同 IMF 分量的能量分布

不同，为了取得相同维度的特征值，根据能量熵选取取每组数据能量熵较大的 6 个数据特征值组合得到 400×6 数据，根据特征测试矩阵制作标签。将特征矩阵分为训练样本和样本，输入 DBN 网络。

图 3 DBN 经典结构图

Fig3 Classic structure diagram of DBN

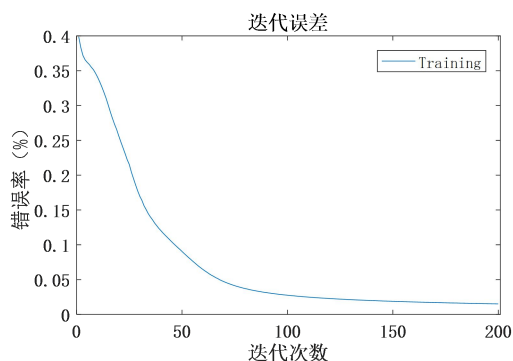
DBN 网络的训练过程是由上到下一层一层进行的，首先无监督预训练，最后连接 BP 网络进行有监督反向微调训练，完成训练

2 实验方法及结果

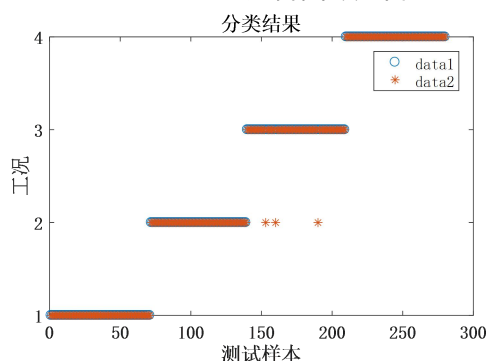
2.1 实验数据

本文使用的数据集为 Case Western Reserve University 采集和公布。轴承结构参数见表 1，选取 12k 采样频率下，转速 1797 r/min 的四种工况类型：正常、内圈故障、滚动体故障、外圈故障。工况序号分别标记为 1、2、3、4，每种类型数据取 120k 个采样点。

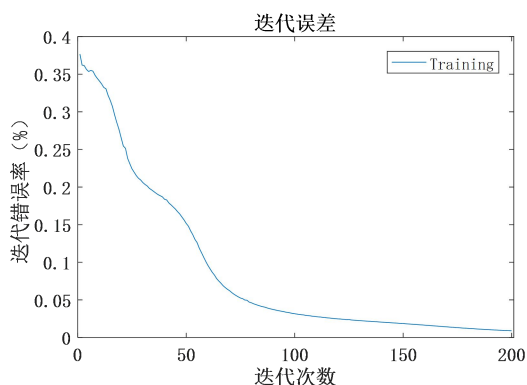
DBN 网络结构为 6-15-10-4 的 4 层结构, 参数设置均为默认值, 分别取训练样本 10%、30%进行训练。神经网络的训练误差结果及分类结果如图 4 所示。多次训练结果表明, DBN 网络只需要少量样本就可以得到很好的分类效果, 平均正确率在 99.7%以上。



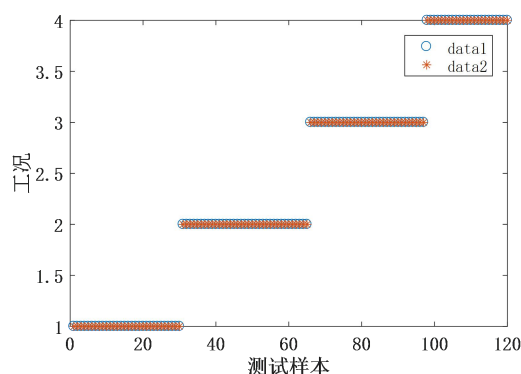
(a) 10%训练样本误差图



(b) 10%训练样本分类结果图



(c) 30%训练样本误差图



(d) 30%训练样本分类结果图

图 4 训练结果图

Fig4 Training result graph

分别取 30%训练样本训练, 使用 ANN 和 BP 网络模型进行对比测试, 误差图如图 5、6 所示。预测结果的评价指标对比如表 3 所示。从表中可以看出, DBN 模型在轴承故障诊断中优于 ANN 和 BP 模型。DBN 模型预测结果相较于 ANN 模型, 虽然耗时增加了 68.73%, 但准确率提高了 33.65%; 相较于 BP 模型, 准确率提高了 0.98%, 耗时减少了 43.50%。

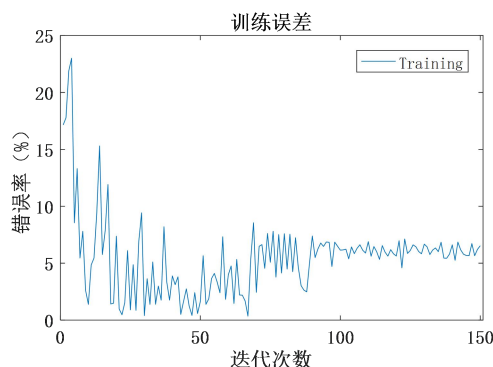


图 5 ANN 训练误差图

Fig5 Training error map of ANN

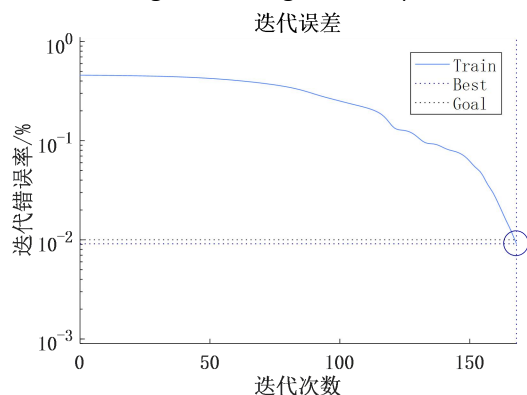


图 6 BP 训练误差图

Fig6 Training error map of BP

表 3 分类结果对比

Tab.3 Comparison of classification results

网络模型	训练样本/%	正确率/%	所需时间/s
MVMD-DBN	30	99.70	0.847
MVMD-ANN	30	74.60	0.502
MVMD-BP	30	98.73	1.499

3 结论

本文提出的改进 VMD-DBN 分类模型, 针对轴承故障分类十分有效。利用 MVMD 递归分解轴承故障信号, 改

进了传统算法人工经验确定分解量的不足,使算法更加可靠,且适应性更强,鲁棒性更好。提取分解量的能量值作为信号特征输入 DBN 网络进行故障分类,效果十分好。对比 ANN 网络和 BP 网络可以明显发现,在只有 30% 训练样本的情况下,相对比 BP 神经网络,其准确性大大提高,相较于 ANN 网络,DBN 网络的准确率更高而且速度也更快。但在提取特征个数时,仍需根据能量熵确定不同工况特征数,以获得维度一致的特征向量,仍需改进,且其诊断速度仍有提高空间。

根据分类结果与其他分类器对比可以明显得出,DBN 神经网络具有强大的学习能力,只需要 30% 的样本数据即可达到 99.7% 准确率,诊断结果十分优秀。

参考文献

- [1]Manjurul L, Jong M K. Automated bearing fault diagnosis scheme using 2D representation of wavelet packet transform and deep convolutional neural network [J]. Computers in industry, 2019, 106(01): 142-153.
- [2]吴涛. 基于 PSO 优化 VMD 和深度信念网络的滚动轴承故障诊断研究[D]. 上海第二工业大学, 2021.
- [3]Huang W, Kong F, Zhao X. Spur bevel gearbox

fault diagnosis using wavelet packet transform and rough set theory [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018: 1-15.

[4]陆超. 基于局部均值分解样本熵及参数迁移学习的轴承故障诊断[D]. 燕山大学, 2019.

[5]吕阳, 廖与禾, 王报祥等. 基于 VMD 和 CNN 的滚动轴承故障定量诊断方法[J]. 中国科技论文, 2020, 15(07): 735-742.

[6]Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 62(3): 531-544.

[7]郝勇, 吴文辉, 商庆园. 基于变分模态分解和支持向量机的滚动轴承品质评估[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(07): 1544-1551.

[8]薛妍, 沈宁, 窦东阳. 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. DOI: 10.19533/j.issn1000-3762. 2021. 04. 011.

作者简介: 张易平(1997—), 女, 汉, 安徽省凤阳县, 硕士研究生, 合肥经济技术职业学院, 自动化。

项目信息: 名称: 基于机器视觉的自主移动机器人路径规划系统设计与研究, 项目批准号: 2024AH051799