

文章编号:1671-251X(2020)08-0070-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2019120022

基于小波包分解和 PSO-BPNN 的滚动轴承故障诊断

鞠晨¹, 张超², 樊红卫^{2,3}, 张旭辉^{2,3}, 杨一晴², 严杨²

(1. 神华神东煤炭集团有限责任公司 技术研究院, 陕西 神木 719315;

2. 西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054;

3. 西安科技大学 陕西省矿山机电装备智能监测重点实验室, 陕西 西安 710054)



扫码移动阅读

摘要:针对现有煤矿旋转机械滚动轴承故障诊断方法存在信号有效特征提取不完全、故障诊断精度不高及效率低等问题,提出了一种基于小波包分解和粒子群优化 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断方法。该方法包括信号特征提取和故障类型识别两部分:在信号特征提取部分,对采集的滚动轴承振动信号进行小波包分解,得到各子频带能量及信号总能量,经归一化处理后获得表征滚动轴承状态的特征向量;在故障类型识别部分,通过粒子群优化算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,以加速网络收敛速度,避免陷入局部极小值。实验结果表明,该方法提高了滚动轴承故障诊断效率和准确率。

关键词:煤矿旋转机械;滚动轴承;故障诊断;小波包分解;粒子群优化;BP 神经网络
中图分类号:TD67 文献标志码:A

Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet decomposition and PSO-BPNN

JU Chen¹, ZHANG Chao², FAN Hongwei^{2,3}, ZHANG Xuhui^{2,3}, YANG Yiqing², YAN Yang²

(1. Institute of Technology, Shenhua Shendong Coal Group Co., Ltd., Shenmu 719315, China;

2. College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

3. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Monitoring,
Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract:In view of problems in existing rolling bearing fault diagnosis methods for coal mine rotating machinery, such as incomplete signal feature extraction, low fault diagnosis accuracy and low efficiency, a rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet decomposition and particle swarm optimization BP neural network was proposed. The method includes signal feature extraction and fault type recognition. In the signal feature extraction part, the collected vibration signals of rolling bearing are decomposed by wavelet packet to obtain energy of each sub-frequency band and total energy of the signal. After normalization processing, feature vector representing state of rolling bearing is obtained. In the fault type recognition part, initial weight and threshold of BP neural network are optimized by particle swarm optimization to accelerate convergence speed of the network and avoid falling into local minimum. The experimental results show that the method improves fault diagnosis efficiency and accuracy of rolling bearing.

Key words: coal mine rotating machinery; rolling bearing; fault diagnosis; wavelet packet decomposition; particle swarm optimization; BP neural network

收稿日期:2019-12-09;修回日期:2020-07-20;责任编辑:盛男。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51974228,51605380);陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2019JLZ-08);陕西省重点研发计划项目(2019GY-093,2018ZDCXL-GY-06-04);陕西省科技创新团队项目(2018TD-032)。

作者简介:鞠晨(1988—),男,陕西韩城人,工程师,主要从事机电设备状态监测方面的研究与技术应用工作,E-mail:43460340@qq.com。通信作者:张超(1995—),男,陕西三原人,硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断,E-mail:1137104968@qq.com。

引用格式:鞠晨,张超,樊红卫,等.基于小波包分解和 PSO-BPNN 的滚动轴承故障诊断[J].工矿自动化,2020,46(8):70-74.

JU Chen,ZHANG Chao,FAN Hongwei,et al. Rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet decomposition and PSO-BPNN [J]. Industry and Mine Automation,2020,46(8):70-74.

0 引言

煤矿旋转机械工作载荷时变,常伴随冲击信号,致使其滚动轴承故障频发,约占煤矿机械故障的 30%^[1-2],严重影响煤矿生产安全,因此对煤矿旋转机械滚动轴承进行故障诊断具有重要意义。滚动轴承故障诊断过程主要包括信号特征提取和故障类型识别两部分,有效的信号特征提取是故障准确识别的基础。

煤矿旋转机械实际运行工况复杂,采集的滚动轴承振动信号常表现为非平稳、非线性^[3-4]。常规的信号特征提取一般采用时频分析方法,如傅里叶变换、小波变换等。但傅里叶变换难以适用于非平稳信号;小波变换存在高频部分疏漏问题,易出现信号分析不完全导致信号有效特征丢失的问题^[5]。小波包分解是在小波变换的基础上发展起来的,能适应非平稳信号,对信号的全频带进行更精细的分析,提高信号分辨率^[6]。张猛等^[7]利用小波包分解在全频段对滚动轴承振动信号进行多层次的频带分解,增强故障冲击信号,能较好地提取轴承早期故障特征。郭伟超等^[8]对轴承振动信号进行小波包分解,得到不同频率区间的子频带能量作为特征向量,并结合主成分分析方法对特征向量进行降维,获得增强的故障特征。

在故障类型识别方面,BP 神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)因具有优良的多维函数非线性映射能力及较强的任意复杂模式的分类能力而得到广泛应用^[9-10]。但采用 BPNN 进行轴承故障识别时,其性能容易受网络初始权值和阈值的影响,存在收敛速度慢及局部收敛等问题^[11]。粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是模仿鸟群在觅食中个体对信息的共享使群体运动最优的过程^[12-13],侯一民等^[14]引入 PSO 算法对 BPNN 进行优化,增强了网络全局搜索能力,提高了收敛速度和准确度。

因此,本文将小波包分解和 PSO-BPNN 相结合进行滚动轴承故障诊断。采用小波包分解提取滚动轴承振动信号有效特征,利用 PSO 算法优化 BPNN 初始权值和阈值,通过 PSO-BPNN 对滚动轴承故障状态进行识别。

1 基于小波包分解的信号特征提取

定义 w 时刻信号在第 $j(j \in \mathbf{N})$ 层小波包分解后得到的第 $p(0 < p \leq 2^j)$ 个频带为 $s_j^p(w)$,通过高通滤波器 $g(k)$ 和低通滤波器 $h(k)$ 对频带 $s_j^p(w)$ 进行

分解,得到第 $j+1$ 层子频带 $s_{j+1}^{2p-1}(w)$ 和 $s_{j+1}^{2p}(w)$ ^[15]:

$$\begin{cases} s_{j+1}^{2p-1}(w) = 2^{1/2} \sum_{k \in \mathbf{Z}} h(k) s_j^p(2w - k) \\ s_{j+1}^{2p}(w) = 2^{1/2} \sum_{k \in \mathbf{Z}} g(k) s_j^p(2w - k) \end{cases} \quad (1)$$

滚动轴承原始振动信号经过 j 层小波包分解得到 2^j 个不同频率区间的子频带,信号全部信息完整保留,避免了信号中有用特征信息的丢失。

由于滚动轴承在不同故障状态下的振动信号频带能量分布不均,根据能量守恒原则,可利用振动信号频带能量分布作为表征不同故障的指标。将经过小波包分解得到的第 j 层第 p 个频带 $s_j^p(w)$ 在离散采样点 $q(q=1, 2, \dots, Q, Q$ 为滚动轴承振动信号采样点数)处的幅值表示为 $y_j^p(w, q)$,则频带 $s_j^p(w)$ 的能量为

$$E_{j,p} = \sum_{q=1}^Q |y_j^p(w, q)|^2 \quad (2)$$

提取各子频带能量并进行累加得到信号总能量 $E_{j,T}$,经归一化处理后,可得各子频带能量在信号总能量的占比 β_1 及信号总能量与不同故障状态下信号总能量最大值 $E_{j,T_{\max}}$ 的比值 β_2 :

$$\beta_1 = \frac{1}{E_{j,T}} \{E_{j,1}, E_{j,2}, \dots, E_{j,2^j}\} \quad (3)$$

$$\beta_2 = \frac{E_{j,T}}{E_{j,T_{\max}}} \quad (4)$$

表征滚动轴承状态的特征向量为

$$\boldsymbol{\beta} = \{\beta_1, \beta_2\} \quad (5)$$

2 PSO-BPNN

利用 PSO 算法的群体寻优策略来确定 BPNN 权值和阈值的最优初始值。假设在优化 BPNN 初始权值或阈值的 M 维可行解空间中存在一个由 B 个粒子组成的粒子群,其中每个粒子表示 BPNN 初始权值或阈值的一个最优解,每个粒子的 3 个主要特征为适应度值、位置和速度。适应度值由适应度函数计算得到,表示粒子的优劣程度。在 M 维空间中,令第 $i(i=1, 2, \dots, B)$ 个粒子的位置向量为 $\mathbf{X}_i = \{X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,M}\}$ ($X_{i,m}$ 为第 m 维空间中第 i 个粒子的位置, $m=1, 2, \dots, M$),速度向量为 $\mathbf{V}_i = \{V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,M}\}$ ($V_{i,m}$ 为第 m 维空间中第 i 个粒子的速度),在当前搜索空间中个体最优位置向量为 $\mathbf{P}_i = \{P_{i,1}, P_{i,2}, \dots, P_{i,M}\}$ ($P_{i,m}$ 为第 m 维空间中第 i 个粒子的个体最优位置),在整体搜索空间中全局最优位置向量为 $\mathbf{P}_g = \{P_{g,1}, P_{g,2}, \dots, P_{g,M}\}$ ($P_{g,m}$ 为第 m 维空间中粒子的全局最优位置)。计算粒子在第 t 次

迭代后的速度 $V_{i,m}(t)$ 和位置 $X_{i,m}(t)$ 所对应的适应度值,通过跟踪粒子个体最优位置 $P_{i,m}(t)$ 和全局最优位置 $P_{g,m}(t)$,依据式(6)、式(7)对粒子的速度和位置进行迭代更新,计算第 $t+1$ 次迭代后粒子的速度 $V_{i,m}(t+1)$ 和位置 $X_{i,m}(t+1)$ 所对应的适应度值。按上述方式进行迭代更新,当迭代终止时,对比每一次迭代的适应度值,从而得到全局最优适应度值,并找到其所对应粒子的位置。

$$V_{i,m}(t+1) = \omega(t)V_{i,m}(t) + c_1 r_1 (P_{i,m}(t) - X_{i,m}(t)) + c_2 r_2 (P_{g,m}(t) - X_{i,m}(t)) \quad (6)$$

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + V_{i,m}(t+1) \quad (7)$$

式中: $\omega(t)$ 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $[0,1]$ 区间的随机数。

3 滚动轴承故障诊断

基于小波包分解和 PSO-BPNN 的滚动轴承故障诊断步骤如下。

(1) 将多组不同滚动轴承故障实验采集的振动信号样本划分为训练集和测试集,并对振动信号样本进行小波包分解,得到各子频带能量及信号总能量,经归一化处理后获得表征滚动轴承状态的特征向量。

(2) 确定 BPNN 参数,通过计算得到粒子群搜索空间维度。

(3) 初始化粒子群参数,包括粒子数、最大迭代次数、粒子最大速度、初始种群位置范围,取训练实际输出与期望输出的均方误差函数作为 PSO 算法适应度函数。

(4) 计算对比每个粒子的适应度值,并通过式(6)、式(7)迭代更新粒子的速度与位置,直到达到最大迭代次数,最终得到全局最优位置,同时将粒子群位置映射得到 BPNN 最优初始权值和阈值。

(5) 将训练集所提取的特征向量作为 BPNN 输入,同时代入最优初始权值和阈值进行网络训练,通过计算 BPNN 的反向误差对权值和阈值继续调优,直至满足训练目标,得到训练好的 PSO-BPNN。

(6) 通过训练好的 PSO-BPNN 进行滚动轴承故障诊断,判别滚动轴承故障类型。

4 实验验证

4.1 实验方案

为更好地模拟煤矿旋转机械的复杂工况,以某机械传动装置为测试平台,取距离电动机端较远的平行轴齿轮箱第二级传动轴输出端滚动轴承为实验对象。滚动轴承型号为 ER-16K,电动机转速为

1 800 r/min,加速度传感器灵敏度为 103 mV/g(g 为重力加速度),采样频率为 10.24 kHz。在正常与故障状态下采集轴向振动信号共 500 组,其中正常滚动轴承振动信号 100 组,内圈故障、外圈故障、滚动体故障及混合故障(图 1)下振动信号各 100 组,将采集的振动信号样本按 3:2 分为训练集和测试集。



图 1 滚动轴承故障类型

Fig. 1 Fault type of rolling bearing

4.2 参数设置

(1) 小波包分解参数。选取小波基为 sym8 小波,分解层数为 3 层。

(2) BPNN 参数。根据小波包分解层数确定输入层个数 $u=9$;根据滚动轴承 5 种不同状态确定输出层个数 $n=5$;隐含层个数 l 由经验公式 $l = \sqrt{u+n} + a$ (a 为常量, $1 < a < 10$) 确定,通过试算法发现隐含层个数为 13 时故障诊断准确率最高,故取 $l=13$;隐含层、输出层传递函数分别为 tansing、purelin 函数;最大训练步数为 1 000;训练目标为 10^{-10} ;学习率为 0.001;初始权值和阈值在 $[-1,1]$ 之间取随机值。

(3) PSO 算法参数。粒子数 $B=20$;粒子群速度取值范围为 $[-1,1]$,粒子群位置取值范围为 $[-1,1]$;粒子群搜索空间维度 $M=(u+1)l+(l+1)n=200$;根据经验取 $c_1=c_2=1.499\ 45$;最大迭代次数 $t_{\max}=20$;考虑到惯性权重 $\omega(t)$ 大小与 PSO 算法全局搜索能力呈正相关关系,与局部搜索能力呈负相关关系,为平衡全局搜索能力和局部搜索能力, $\omega(t)$ 随迭代次数的增加从 0.9 线性递减至 0.4 (式(8))。

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} t = 0.9 - \frac{t}{2t_{\max}} \quad (8)$$

式中 $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别为惯性权重最大值、最小值。

4.3 结果分析

对不同状态下滚动轴承振动信号进行小波包分解,得到 8 个子频带 ($s_3^1, s_3^2, \dots, s_3^8$) 能量及信号 (s_T)

总能量,并对其进行归一化,如图 2 所示。可看出不同状态的滚动轴承在不同子频带对应的能量及信号总能量均表现出一定差异性,表明小波包分解得到的各子频带能量及信号总能量能作为表征滚动轴承不同故障类型的特征向量。

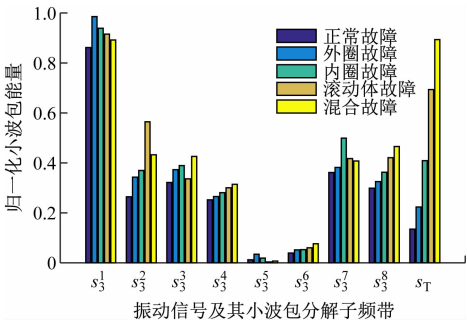
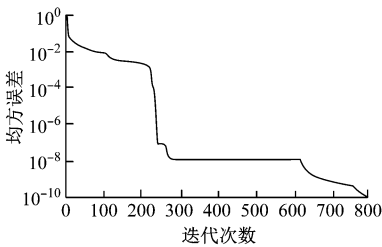


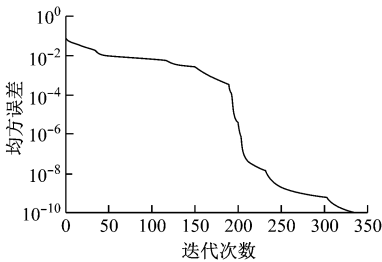
图 2 不同状态下小波包能量分布

Fig. 2 Wavelet packet energy distribution under different states

将特征向量作为 BPNN 与 PSO-BPNN 的输入并进行网络训练,得到均方误差曲线,如图 3 所示。可看出 BPNN 在训练初期收敛速度较快,但在中期易陷入局部最小值,迭代 793 次才达到预期目标;PSO-BPNN 在训练迭代 348 次时达到预期目标,有效减少了网络迭代次数,提高了故障诊断效率,同时避免了局部极小值情况的出现。



(a) BPNN



(b) PSO-BPNN

图 3 均方误差曲线

Fig. 3 Mean square error curves

将测试集分别代入 BPNN 与 PSO-BPNN 进行故障诊断,结果见表 1。可看出 PSO-BPNN 平均故障诊断准确率为 93.5%,BPNN 平均故障诊断准确率为 89.0%,PSO-BPNN 相比 BPNN 在滚动轴承故障诊断准确率方面有明显提升。

表 1 故障诊断准确率

Table 1 Fault diagnosis accuracy

故障类型	BPNN		PSO-BPNN	
	正判数	准确率/%	正判数	准确率/%
正常	33	82.5	37	92.5
内圈故障	34	85.0	36	90.0
外圈故障	35	87.5	37	92.5
滚动体故障	38	95.0	38	95.0
混合故障	38	95.0	39	97.5

5 结语

提出了一种基于小波包分解和 PSO-BPNN 的滚动轴承故障诊断方法。根据滚动轴承不同故障状态下振动信号频带能量分布的差异,通过小波包分解进行能量特征提取,避免了信号高频部分有效特征的丢失;利用 PSO 优化 BPNN 的初始权值和阈值,通过 PSO-BPNN 进行故障类型识别,提高了故障诊断准确率及效率。实验结果验证了该方法的有效性。

参考文献(References):

[1] 杨一晴,马宏伟,樊红卫,等. 煤矿旋转机械在线故障诊断及预警系统设计[J]. 工矿自动化,2019,45(10): 104-108.
YANG Yiqing, MA Hongwei, FAN Hongwei, et al. Design of online fault diagnosis and early warning system for coal mine rotating machinery[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(10): 104-108.

[2] 徐青青,赵海芳,李守军. 一种煤矿机械轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化,2019,45(10): 80-85.
XU Qinqing, ZHAO Haifang, LI Shoujun. A fault diagnosis method for coal mine machinery bearing[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(10): 80-85.

[3] 钱沛云,陈曦晖,胡晓,等. 基于振动信号分析的采煤机摇臂轴承故障诊断研究[J]. 煤炭科学技术,2014, 42(12): 89-92.
QIAN Peiyun, CHEN Xihui, HU Xiao, et al. Study on bearing fault diagnosis of ranging boom in coal shearer based on vibration signal analysis [J]. Coal Science and Technology, 2014, 42(12): 89-92.

[4] 宋耀文. 基于振动信号分析的滚动轴承故障特征提取与诊断研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2015.
SONG Yaowen. Research on roller bearing fault feature extraction and diagnosis based on vibration signal analysis [D]. Xuzhou: China University of

- Mining and Technology, 2015.
- [5] 刘自然, 胡毅伟, 石璞, 等. 基于改进经验小波变换的滚动轴承故障特征提取方法研究[J]. 中国测试, 2019, 45(10): 10-15.
- LIU Ziran, HU Yiwei, SHI Pu, et al. Fault feature extraction method of rolling bearing based on enhanced empirical wavelet transform [J]. China Measurement & Test, 2019, 45(10): 10-15.
- [6] 于波, 徐雪娇, 郑昕. 基于小波包分解的能量特征提取在旋转机械故障诊断中的应用研究[J]. 化工自动化及仪表, 2016, 43(10): 1056-1059.
- YU Bo, XU Xuejiao, ZHENG Ting. Application research on wavelet packet-based energy feature extraction for fault diagnosis of rotating machinery [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2016, 43(10): 1056-1059.
- [7] 张猛, 苗长云, 孟德军. 轴承早期故障特征提取方法研究[J]. 工矿自动化, 2020, 46(4): 85-90.
- ZHANG Meng, MIAO Changyun, MENG Dejun. Research on a bearing early fault features extraction method[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 85-90.
- [8] 郭伟超, 赵怀山, 李成, 等. 基于小波包能量谱与主成分分析的轴承故障特征增强诊断方法[J]. 兵工学报, 2019, 40(11): 2370-2377.
- GUO Weichao, ZHAO Huaishan, LI Cheng, et al. Fault feature enhancement method for rolling bearing fault diagnosis based on wavelet packet energy spectrum and principal component analysis[J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(11): 2370-2377.
- [9] 徐玲, 韩华, 崔晓钰, 等. 基于 PSO 优化 BP 的冷水机组故障诊断研究[J]. 制冷学报, 2019, 40(3): 115-123.
- XU Ling, HAN Hua, CUI Xiaoyu, et al. Fault diagnosis for centrifugal chiller based on PSO-BP[J]. Journal of Refrigeration, 2019, 40(3): 115-123.
- [10] 张建宇, 张随征, 管磊, 等. 基于多小波包样本熵的轴承损伤程度识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(1): 128-132.
- ZHANG Jianyu, ZHANG Suizheng, GUAN Lei, et al. Pattern recognition of bearing defect severity based on multiwavelet packet sample entropy method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(1): 128-132.
- [11] 田栋, 曹中清, 范旭. 基于风驱动优化 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 机床与液压, 2018, 46(19): 173-176.
- TIAN Dong, CAO Zhongqing, FAN Xu. Fault diagnosis of rolling bearing based on wind driven optimization BP neural network[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2018, 46(19): 173-176.
- [12] 杜坚, 胡洁, 仇芝. 基于改进粒子群相关向量机电机轴承故障诊断[J]. 应用力学学报, 2019, 36(4): 779-784.
- DU Jian, HU Jie, QIU Zhi. Motor fault diagnosis based on the improved particle swarm optimization and the relevant vector machine[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2019, 36(4): 779-784.
- [13] 任志玲, 张媛媛. 矿下电缆故障诊断的能量熵和 PSO-BP 算法[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(5): 1044-1049.
- REN Zhiling, ZHANG Yuanyuan. Energy entropy and particle swarm optimization BP neural network of fault diagnosis techniques of coal mine cable [J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(5): 1044-1049.
- [14] 侯一民, 孙嘉兵, 张宇, 等. 基于 PSO-BP 神经网络和 Hilbert 谱奇异值的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2014(7): 77-79.
- HOU Yimin, SUN Jiabing, ZHANG Yu, et al. Fault diagnosis of a rooling bearing based on PSO-BP neural network and Hilbert spectrum and singular value decomposition [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2014(7): 77-79.
- [15] 王冬云, 张文志. 基于小波包变换的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2012, 23(3): 295-298.
- WANG Dongyun, ZHANG Wenzhi. Fault diagnosis study of ball bearing based on wavelet packet transform[J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23(3): 295-298.