

基于 GA-BP 神经网络的列车轮对振动信号研究

云善起,薛鑫,牟茂源,刘媛媛
(青岛杰瑞工控技术有限公司,山东 青岛 266520)

摘要:轮对作为列车行驶的关键走行部件,对其故障的实时检测与精确诊断具有重要意义。通过小波包算法对轮对振动信号进行分解,提取轮对故障特征向量,以此作为输入参数,建立 GA-BP 诊断模型,采集振动信号样本对模型进行训练和测试。试验结果表明:GA-BP 算法能够对轮对故障做出精确诊断。设计了轮对故障监测软件,实现了轮对信息监测的实时化与可视化。

关键词:列车轮对;振动监测;小波包算法;GA-BP 算法;故障诊断

中图分类号:TP206+.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)06-0147-04

Research on Vibration Signal of Train Wheelset Based on GA-BP Neural Network

YUN Shanqi, XUE Xin, MOU Maoyuan, LIU Yuanyuan
(Qingdao JARI Industrial Control Technology Co., Ltd., Qingdao 266520, China)

Abstract: Wheelset as the key running part of a train, is of great significance for real-time fault detection and accurate diagnosis. Wavelet packet algorithm is used to decompose the wheel set vibration signal and extract the wheelset fault feature vector, with which as the input parameter, the GA-BP diagnosis model is established, and the vibration signal samples is collected to train and test the model. The test results show that the GA-BP algorithm can accurately diagnose the wheel set fault. The wheel set fault monitoring software is designed to realize the real-time and visualization of wheel set information.

Keywords: train wheelset; vibration monitoring; wavelet packet algorithm; GA-BP algorithm; fault diagnosis

0 引言

随着我国铁路运输行业的迅速发展,列车运行经历了多次提速,运行中的安全性愈发受到重视^[1]。轮对作为与轨道直接接触的走行部件,其工作环境恶劣,在列车高速行驶过程中极易受到冲击造成损伤^[2],从而影响列车运行的安全性。

列车在高速运行过程中,轮对不仅会因为正常行驶产生振动,还会由于道岔、钢轨不平等影响而受到冲击,轮对的踏面损伤现象比较普遍。因此,对轮对故障监测和诊断关键性技术进行研究,及时准确地对轮对故障做出预报,对列车的安全运行意义重大^[3]。

本文针对轮对振动信号复杂、故障难以准确诊断的问题,对轮对故障信号进行特征分析,以此为基础,建立相应的故障诊断模型,以满足列车运行过程中及时、准确地诊断轮对故障的要求。

1 小波包分解原理

轮对与钢轨发生冲击时产生的振动为非稳态振动,将振动信号进行小波包分解可以对其频域特征与时域特征进行同步分析^[3],从而提取出相应的轮对故障特征。

小波分析具有多分辨率分析的特点,且在时频两域都能够表征信号局部特征^[4]。但此种方法只能对信号低频进行再分解,对高频部分不做任何处理。小波包分解在小波分析的基础上,能够对信号进行更加精细的分析,第一

次分解后得到信号的高频部分和低频部分^[5],再次分解时可以将两个部分同时进行再分解。

令轮对振动信号为 S , 可将信号进行分解得 $S = T(1, 0) \oplus T(1, 1) = T(2, 0) \oplus T(2, 1) \oplus T(2, 2) \oplus T(2, 3) = \dots = T(I, J)$, 其中, $I = 1, 2, 3, \dots, J = 2^I - 1$ 。

2 轮对振动信号处理

2.1 故障信号的小波包分解

使用一个正常轮对与一个踏面故障轮对进行模拟实验,选择 1 000 个采样点进行振动信号的采集。两组轮对振动信号如图 1 所示,对比可观察到踏面故障轮对的振动幅度更大。

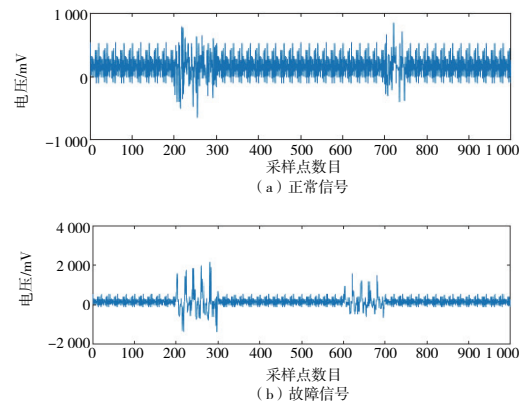


图 1 正常轮对信号与故障轮对信号

第一作者简介:云善起(1996—),男,山东聊城人,助理工程师,硕士,研究方向为计算机控制,17854234196@163.com。

将 2 组信号分别使用小波包算法进行 3 层分解,得到不同频域信号特征如图 2、图 3 所示。

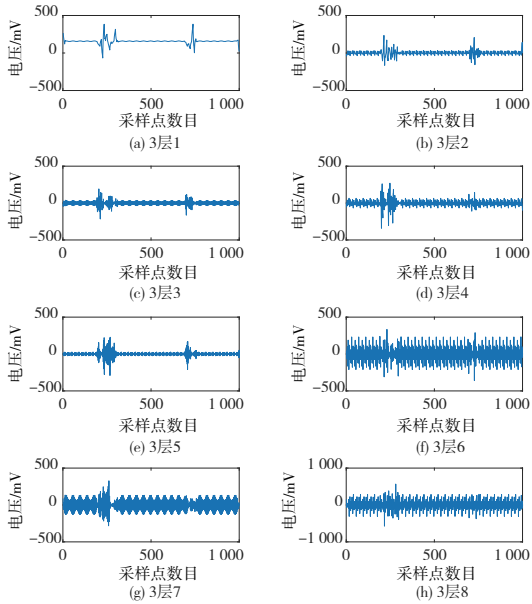


图 2 正常轮对信号分解结果

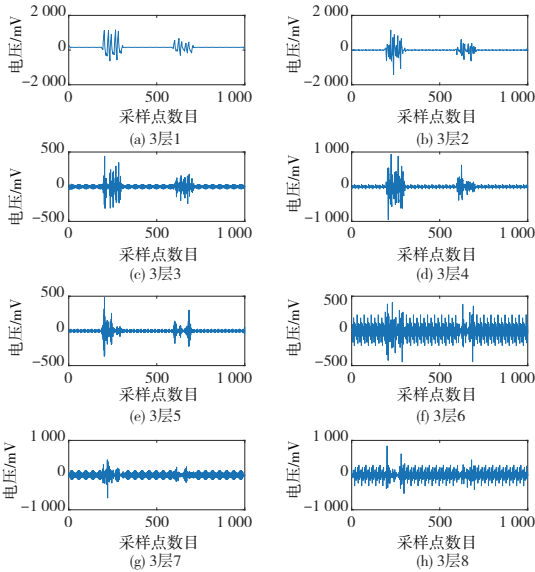


图 3 故障轮对信号分解结果

2.2 故障信号特征提取

轮对振动信号经过小波包 3 层分解之后,将不同分解尺度上的信号能量计算出来,即得到了分解后的信号空间能量特征^[6]。具体过程如下:

- 1) 将各节点的小波包系数进行重构,重构系数为 M_{jk} ;
- 2) 计算分解后各子信号的能量:

$$E_{ij} = \int_{t_{i-1}}^{t_i} |B_i(t)|^2 dt \quad (1)$$

- 3) 计算信号总能量:

$$E = \left(\sum_{k=0}^{2^j-1} |E_{jk}| \right) \quad (2)$$

- 4) 计算子信号能量在整个信号总能量中所占的比重:

$$p_{jk}(i) = \frac{E_{jk}}{E} \quad (3)$$

根据上述步骤将故障信号进行 3 层小波包分解后,计算出各子信号能量所占信号总能量比值,并绘制柱状图如图 4 所示。

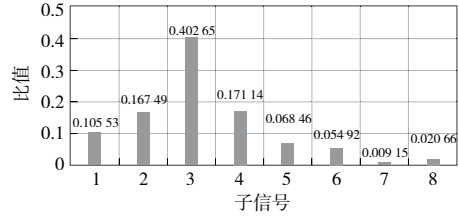


图 4 分解故障信号能量分布柱状图

分析图 4 可知整个信号的能量主要分布在 1—5 层,所占比重达到 91.5%左右,6—8 层占比不足 10%,所以可将 1—5 层作为故障信号的特征向量,可表示为

$$P = [Q_{31}, Q_{32}, Q_{33}, Q_{34}, Q_{35}] \quad (4)$$

经过小波包分解得到的故障信号特征向量可以为下一步的轮对故障诊断提供理论依据。

3 轮对故障诊断算法

3.1 GA-BP 算法原理

BP 神经网络是解决非线性问题的一种常见方法,其本质是求解函数的最优解问题,根据误差改变下次迭代的权值和阈值,使得实际输出不断趋近期望输出。但这种方法存在收敛性慢、易陷入局部极值的缺点^[7],难以实现轮对故障的精确诊断。

遗传算法模拟生物遗传的方式,通过对编码群体进行一定的遗传操作,评估适应度保留最优个体,具有较好的收敛性和较高的鲁棒性。因此,考虑采用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,避免陷入局部最优。同时,优化过程不会影响神经网络的拓扑结构^[8]。改进的 GA-BP 神经网络算法流程如图 5 所示。

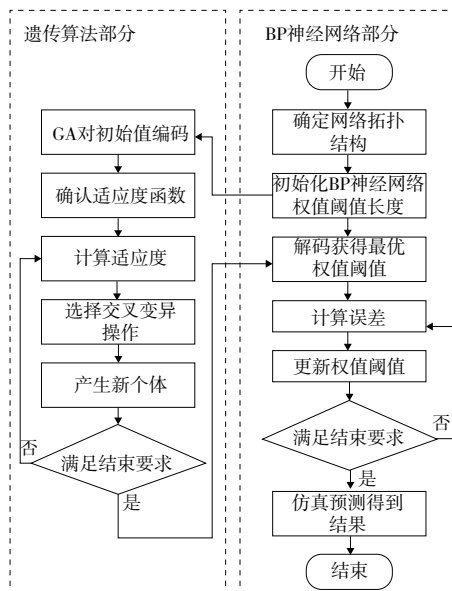


图 5 GA-BP 神经网络算法流程图

初始化 BP 神经网络的权值阈值长度作为遗传算法的输入,通过遗传算法适应度函数计算个体适应度,循环执行交叉变异操作直到获得最优权值阈值^[9],进行神经网络训练,从而建立轮对故障神经网络诊断模型。

3.2 基于 GA-BP 的轮对故障诊断模型

将故障信号的特征向量 P 作为输入构建神经网络,其拓扑结构为 5-3-1,即输入层神经元数目为 5,隐含层神经元数目为 3,输出层神经元数目为 1。

遗传算法的基本步骤如下^[10]。

1) 个体编码

本文利用遗传算法求 BP 神经网络最优权值阈值,采用实数编码,其编码方式为

$$L = n \times h + h \times m + h + m \quad (5)$$

式中: L 为编码长度; n 为输入层神经元数目; h 为隐含层神经元数目; m 为输出层神经元数目。易知编码长度为 22。

2) 初始群体的产生

遗传算法通过对初始群体数据的进化获得最优解。一般来说群体规模越大,最优解越容易获得。遗传迭代次数表示算法满足结束标志的参数。本文将群体规模设为 50,迭代次数为 100。

3) 适应度计算

遗传算法中通过个体适应度值评定其优劣程度,决定个体遗传概率,以此得到最优解。适应度决定了群体的进化方向。本文选择适应度函数为

$$F = \frac{1}{\sum_{k=1}^m (d_k - y_k)^2} \quad (6)$$

式中: m 为 BP 神经网络输出层节点数量; d_k 、 y_k 分别为输出层第 k 个节点的期望输出和实际输出。

4) 选择运算

选择运算通过某种规律筛选出进化群体中适应度较高的个体将其遗传至下一代群体中。选择公式为

$$p_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i \quad (7)$$

式中 f_i 表示个体 i 的适应度。

5) 交叉运算

交叉运算选择适当的交叉概率以相互交换某两个个体之间的部分染色体,以产生新个体。算法收敛速度随交叉概率提高而提高。本文选择交叉概率为 0.6。

6) 变异运算

变异运算是指对个体的某个或某些基因座上的基因值按照一较小的概率进行改变,从而产生新个体。本文选择变异概率为 0.1。

4 轮对故障诊断实验

4.1 仿真实验结果

将轮对故障诊断模型的各个参数确定后,即可以信号特征向量作为输入,对诊断模型进行训练。实验采集 300

组正常振动信号、300 组踏面擦伤振动信号以及 300 组踏面剥离振动信号,对其进行小波包分解后得到特征向量。选取部分特征向量如表 1 所示。

表 1 3 组信号部分特征向量

信号类型	特征向量				
正常	0.161	0.250	0.425	0.024	0.026
	0.164	0.254	0.416	0.014	0.024
踏面擦伤	0.104	0.155	0.376	0.146	0.101
	0.099	0.123	0.399	0.171	0.100
踏面剥离	0.120	0.175	0.448	0.243	0.125
	0.126	0.168	0.438	0.216	0.121

3 种信号分别取 200 组作为训练样本输入故障诊断模型,正常信号编码为 0,踏面擦伤信号编码为 1,踏面剥离信号编码为 2,设置改进后的 BP 神经网络学习速率为 0.01,迭代次数为 5 000,期望误差为 0.000 01。遗传算法适应度曲线如图 6 所示。

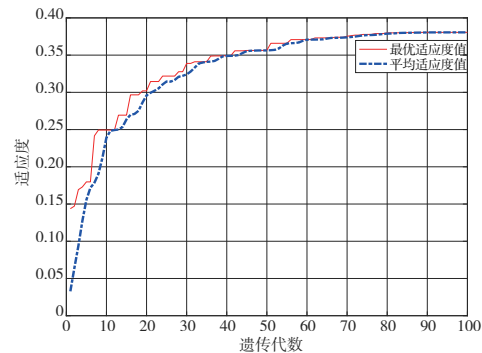


图 6 遗传算法适应度曲线

由图 6 可以看出,在开始的位置种群的平均适应度很低,遗传代数达到 80 代左右,最优适应度与平均适应度趋于稳定且较高的位置,约为 0.38。

GA-BP 故障诊断模型训练好之后,为了验证其诊断效果,选取 20 组正常振动信号、15 组踏面擦伤振动信号以及 15 组踏面剥离振动信号,分别采用未优化的 BP 神经网络模型与优化后的 GA-BP 神经网络模型进行诊断实验,结果如图 7、图 8 所示。

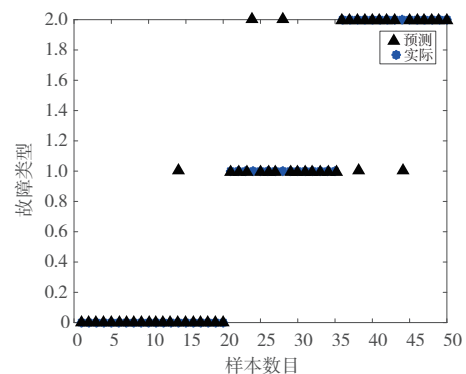


图 7 BP 神经网络模型诊断结果

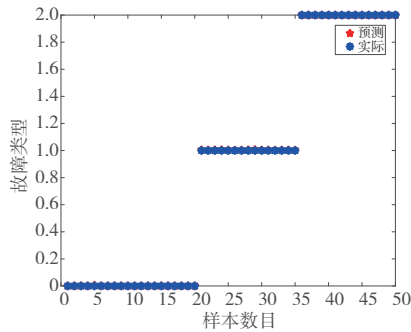


图 8 GA-BP 神经网络模型诊断结果

由图 7 和图 8 对比可以看出,采用未优化的 BP 神经网络进行故障诊断准确率为 90%,采用 GA-BP 神经网络模型进行故障诊断准确率达到 100%。试验结果表明:经遗传算法优化的 BP 神经网络故障诊断模型准确率更高,诊断结果更加准确,为振动监控系统提供了诊断算法理论基础,可以更好地应用于列车轮对故障诊断之中。

4.2 轮对故障监控系统软件设计

针对轮对故障诊断系统的需要,设计了上位机监控软件。软件的主要开发环境为 Visual Studio 2019,在 .Net 平台下采用 C# 语言编程来实现,核心诊断算法采用 MATLAB 编程封装成库函数,嵌入到系统中,二者混合编程实现系统全部功能的开发。软件的主要功能包括轮对信息的采集、数据的传输、数据的存储和分析、故障的诊断、结果的实时展示等。软件主界面如图 9 所示。

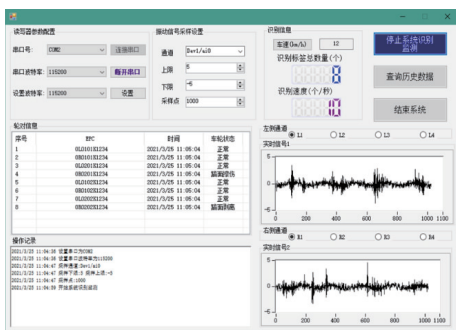


图 9 监控软件工作界面

进入系统后将读写器参数以及振动信号采样参数设置完成,点击“开始系统识别”按钮,系统自动开始识别经过监测区域的列车轮对信息和振动信号,页面开始实时显示左、右两侧车轮传感器振动信号,并存入到系统数据库

中,通过调用诊断算法判断轮对状态,并将结果显示到页面上的轮对信息中。

通过实验对识别系统软件的各项功能进行测试,结果表明上位机软件可以实现轮对振动信号的实时监控与轮对故障的准确判断,能够实现轮对信息的有效管理与追溯。

5 结语

本文针对列车轮对故障诊断问题,采用小波包算法对轮对振动信号进行分解与重构,得到轮对振动信号特征向量,以此作为输入建立 GA-BP 神经网络诊断模型,采集不同故障下的轮对振动信号,对诊断模型进行训练和测试,验证了 GA-BP 神经网络诊断模型故障识别准确率更高,并设计了上位机监控软件,实现轮对信息监测的实时化与可视化,对于实现列车轮对状态的动态监测具有重要意义。

参考文献:

- [1] 王峰. 我国高速铁路智能建造技术发展实践与展望[J]. 中国铁路, 2019(4):1-8.
- [2] 史天运. 中国高速铁路信息化现状及智能化发展[J]. 科技导报, 2019, 37(6):53-59.
- [3] 王后闯, 曾陆洋, 郝国梁, 等. 铁路客车故障预测与健康管理系统(PHM)系统[J]. 铁道机车车辆, 2022, 42(2):94-98.
- [4] 董姝君. 基于小波包分解的信号分解与重构研究[J]. 信息通信, 2019, 32(12):80-81, 83.
- [5] 吴炳胜, 苏茹茹, 吴继民, 等. 基于小波包分解与重构的齿轮泵故障分析[J]. 煤矿机械, 2012, 33(2):257-259.
- [6] 莫慧芳, 谷爱昱, 饶明辉, 等. 基于小波包能量相对熵的电机振动信号故障检测[J]. 煤矿机械, 2014, 35(3):231-233.
- [7] 尹丽. 旋转机械振动信号处理算法研究与程序设计[D]. 西安:西安工业大学, 2016.
- [8] ZHEN C. A new soft-measurement model based on GA_BP[C]// Information Engineering Research Institute. Advances in Biomedical Engineering—2012 International Conference on Environmental Engineering and Technology (ICEET2012). Wuhan: Information Engineering Research Institute, 2012: 415-421.
- [9] 邓铭洋. 基于改进遗传算法优化 BP 神经网络的折弯机补偿值预测方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2021.
- [10] 李晓丽, 王庆福. 基于 GA-BP 神经网络的带式输送机故障监测系统研究[J]. 煤炭技术, 2021, 40(12):222-224.

收稿日期:2022-07-01