

DOI: 10.7652/xjtuxb201309015

# 遗传算法结合小波神经网络的 列车车轮扁疤故障检测方法

高瑞鹏, 尚春阳, 江航  
(西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

**摘要:** 为了寻求一种更加有效的列车车轮扁疤故障分析算法,提出一种通过轮轨噪声来确定车轮扁疤严重程度的检测方法。该方法将遗传算法与小波神经网络相结合,同时为了避免出现局部极小值,加速学习速度,在小波神经网络中增加了动量模型;在搜寻小波神经网络隐含层链接权值之前,使用遗传算法进行计算以优化小波神经网络结构;硬件只需 2 组麦克风阵列以及 2 个速度感应器就可以提供实时结果,成本远低于我国现有的检测方法。对不同列车车速下的轮轨信号进行了实时测试,结果表明:与传统神经网络、小波神经网络和遗传算法相比,该方法的检测准确率最多分别提高了 16%、11%和 3%,并且收敛最快。

**关键词:** 小波神经网络;故障诊断;车轮扁疤;信号处理

**中图分类号:** O341 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)09-0088-04

## A Fault Detection Strategy for Wheel Flat Scars with Wavelet Neural Network and Genetic Algorithm

GAO Ruipeng, SHANG Chunyang, JIANG Hang  
(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A novel strategy is proposed to provide a more effective wheel flat scar fault detection algorithm by means of wheel/rail noise. In this strategy, genetic algorithm is combined with a wavelet neural network, and a momentum model is added into the genetic wavelet neural network to avoid the local minimum and to accelerate the learning speed. Before searching the hidden-layer weights of the network, the structure of the network is optimized by genetic algorithm. This strategy requires only two groups of microphone arrays and two speed sensors for real-time measurements. Consequently, the cost is much lower than that of the existing detection methods in China. The proposed strategy has been applied to the real-time detection of train wheel/rail signals at different speeds. Numerical results reveal that the proposed strategy is of the fastest convergence, and its detection accuracy increases at most by 16%, 10%, and 3%, respectively, compared with the conventional neural network, wavelet neural network, and genetic algorithm.

**Keywords:** wavelet neural network; fault diagnostics; wheel flat scar; signal processing

在铁路运输领域,轮、轨之间的相互作用与列车管理一起为保障客运和货运服务起着重要作用<sup>[1]</sup>。

尽快发现轮轨缺陷,实现故障预测与及时预警,对提高铁路运输的安全性和可靠性有重要意义。当紧急

收稿日期: 2012-12-10。 作者简介: 高瑞鹏(1984—),男,博士生;尚春阳(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60870011)。

网络出版时间: 2013-07-23

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20130723.1156.005.html>

制动或钢轨表面有树叶、冰雪等物时,车轮由滚动变成滑动,剧烈摩擦产生的高温会使车轮踏面出现剥离、掉块、裂损和擦伤,统称之为车轮扁疤<sup>[2]</sup>。车轮扁疤不但极大地降低了车轮和轨道的使用寿命,增加了能源消耗及铁路维护成本,而且还有可能导致车轴温度急剧上升,造成车轴热切,若踏面、车轴等部件存在疲劳裂纹,较大的冲击振动将会使裂纹迅速扩展,造成车轴冷切<sup>[3-5]</sup>。因此,车轮扁疤是列车行驶过程中的重大安全隐患之一。

数十年来,世界各国在车轮扁疤动态检测领域进行了不懈的探索,已研究出的检测方法主要有噪声检测法、图像检测法、电信号检测法、振动加速度检测法、功率倒频谱检测法、剪应力检测法、枕上压力检测法、位移检测法和多点式轨腰压缩法等<sup>[1-9]</sup>。

在列车行进过程中,轮轨运行状态良好与否可以根据轮轨运行时的声音进行研判,但由于相邻车轮之间的互相影响,难以精确地检测故障的严重程度<sup>[3]</sup>。为了寻求一种可行的车轮扁疤故障分析算法,本研究将小波分析与神经网络相结合,同时为了避免出现局部极小值,加快学习速度,在小波神经网络中增加了动量模型;在搜寻小波神经网络隐含层链接权值时,使用遗传算法进行计算以优化小波神经网络结构。采用本文提出的方法,在实际列车运行环境中测得了常见车轮局部缺陷——扁疤的特征信号,并对缺陷的严重性进行了初步分析。

## 1 遗传算法优化的小波神经网络

小波分析是20世纪80年代发展起来的一种数学理论和方法,被认为是数学领域工具和方法上的重大突破。它在时域和频域同时具有良好的局部化性能,具有一个灵活可变的时间-二频率窗,已经成功地应用于微分方程、计算机视觉和非线性科学等方面<sup>[10]</sup>。

神经网络是在现代神经学研究成果的基础上发展起来的一种模仿人脑信息处理机制的网络系统,它具有自组织、自学习和极强的非线性能力等,能够完成学习、记忆、识别和推理等功能<sup>[11]</sup>。

如何把小波分析与神经网络的优势结合起来,一直是人们所关心的问题。目前主要有两种结合方式:一种是“松散型”,即先用小波分析对信号进行预处理,然后再送入神经网络;另一种是“紧致型”,称为小波神经网络或小波网络,它是结合小波变换理论与人工神经网络思想而构造的一种新的神经网络模型,具体是将神经网络隐含层中神经元的传统

激发函数用小波函数来代替,充分继承了小波变换具有良好时频局部化性质及神经网络具有自学习功能的优点,已经开始有效地应用于信号处理、数据压缩、模式识别和故障诊断等领域。“紧致型”小波神经网络因为具有更好的数据处理能力,因而成为了小波神经网络研究的主要方向<sup>[11]</sup>。

但是,当小波神经网络结构复杂、小波神经元数目较大时,将很难找到最优解,而且学习速度慢,容易陷入局部最优值。因此,本文提出将小波神经网络与遗传算法相结合,利用遗传算法的全局搜索能力对其进行优化,同时增加动量项参数来平滑学习路径,以避免陷入局部最小值。

本文采用的小波神经网络模型包括输入层、隐含层和输出层,输出层采用线性输出,输入层有  $M$  ( $m=1,2,\dots,M$ ) 个神经元,隐含层有  $K$  ( $k=1,2,\dots,K$ ) 个神经元,输出层有  $N$  ( $n=1,2,\dots,N$ ) 个神经元,如图1所示。

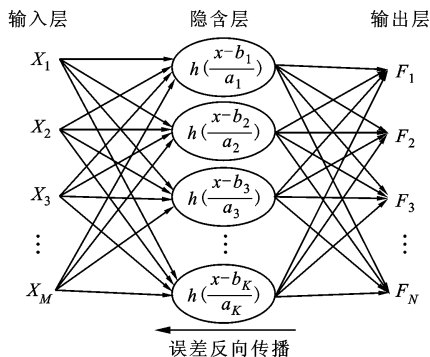


图1 小波神经网络结构

隐含层选取的神经元激励函数为 Morlet 小波 
$$h\left(\frac{x-b}{a}\right) = \cos\left(1.75 \frac{x-b}{a}\right) \exp\left[-0.5 \left(\frac{x-b}{a}\right)^2\right] \quad (1)$$

为了避免在逐个样本训练时引起权值和阈值修正中发生振荡,采用成批训练方法。对网络的输出也没有简单地加权求和,而是先对网络隐含层小波结点的输出加权求和,再经 Sigmoid 函数变换后,得到最终网络输出,这样有利于处理分类问题,同时减少训练过程中发散的可能性。

给定  $P$  ( $p=1,2,\dots,P$ ) 组输入输出样本,学习率为  $\eta$  ( $\eta>0$ ),动量因子为  $\lambda$  ( $0<\lambda<1$ ),目标误差函数为

$$E = \sum_{p=1}^P E^p = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{n=1}^N (d_n^p - y_n^p)^2 \quad (2)$$

式中:  $d_n^p$  为输出层第  $n$  个结点的期望输出;  $y_n^p$  为网络实际输出。

算法的目标为不断调整网络各项参数,使得误差函数达到最小值。

隐含层输出为

$$O_k^p = h\left(\frac{I_k^p - b_k}{a_k}\right); \quad I_k^p = \sum_{m=1}^M \omega_{km} x_m^p \quad (3)$$

式中:  $x_m^p$  为输入层输入;  $O_k^p$  为隐含层输出;  $m$  为输入层结点;  $k$  为隐含层结点;  $\omega_{km}$  为隐含层节点和输入层节点之间的权值;  $h(\cdot)$  为 Morlet 小波函数。

输出层输出为

$$y_n^p = \text{sig}(I_n^p); \quad \sum_{k=2}^N \omega_{nk} O_k^p \quad (4)$$

式中:  $I_n^p$  为输出层输入;  $k$  为隐含层结点;  $n$  为输出层结点;  $\omega_{nk}$  为隐含层节点与输出层节点之间的权值;  $\text{sig}(\cdot)$  为 Sigmoid 函数。

将神经网络各个权值  $\omega_{km}$ 、 $\omega_{nk}$  按次序编成一字符串作为问题的解,采用实数编码如下

$$\omega_{01} \omega_{02} \cdots \omega_{1m} \omega_{01} \cdots \omega_{km} \omega_{nk}$$

评价函数为

$$f = 1/(1 + E)$$

式中:  $E$  的表达式见式(2)。

具体操作如下:

(1) 初始化群体: 为了产生尽可能多的可能解, 可将群体中的个体进行分组;

(2) 计算每个个体的适应度并排序, 将遗传算子作用于下一代循环执行, 直到满足条件。

小波神经网络增加动量项后的理论模型继承了 BP 神经网络和小波神经网络的优点, 同时具有优秀的函数逼近以及模式回归性能, 避免了局部极小值, 具有更好的实用性。为了避免当网络结构复杂时, 小波神经网络很难找到最优解的问题, 本文算法在搜寻小波神经网络隐含层链接权值之前, 先使用遗传算法进行计算, 对小波神经网络结构进行优化。在此基础上, 为了获取真实的分析结果, 在西安铁路局的支持下, 我们在宝鸡-兰州沿线铁路进行了为期半年的数据采集, 其中包括了各种天气、路段的现场数据, 由此得来的分析结果将比实验平台模拟更具实际意义。

## 2 试验结果

试验设备由 2 组麦克风阵列、2 个速度感应器以及自制数据采集机箱(包括自制数据采集机箱和车载计算机系统)、无线传输天线和 GPS 天线组成, 2 组麦克风阵列和 2 个速度感应器分两侧安装在车

厢底部车轮后方的减震箱内, 通过数据电缆连接至车厢内的自制数据采集机箱。安装示意图如图 2 所示。

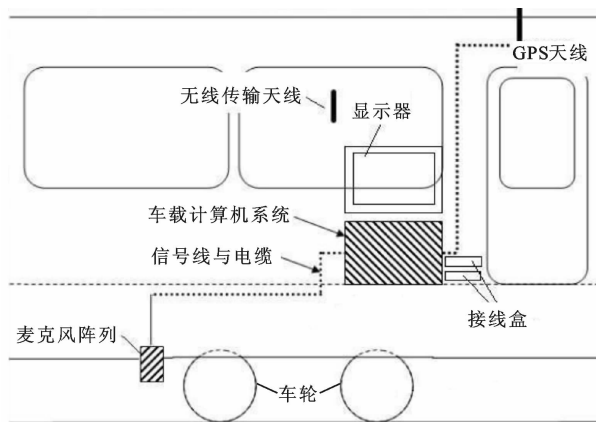


图2 设备安装示意图

首先, 采用 Matlab 作为工具编程实现传统神经网络、小波神经网络、遗传算法和本文算法; 然后, 对现场采集的共计 12 304 组数据进行学习; 最后, 对所采集的列车声音信号从 50 km/h(临界速度)到 100 km/h 每隔 5 km/h 为一取样点随机抽样 100 组信号, 共计抽样 1 100 组信号进行处理, 并对数据进行分析比较。扁疤尺寸共分为 4 级, 尺寸小于 15 mm 的为安全。4 种算法的计算流程均在误差期望值小于 0.02 时训练结束, 诊断准确率见表 1。

表 1 的计算结果说明: 与传统神经网络相比, 小波神经网络的车轮扁疤检测准确率有明显提升, 但是在高速运行状态下偏差增大, 分析原因应该是基于经验建立的 8 层小波基函数使小波神经网络陷入了局部最优解; 本文算法的扁疤检测准确率最高, 分别比传统神经网络、小波神经网络和遗传算法最多提高了 16%、11% 和 3%。通过图 3 所示的误差收敛曲线可以看出, 本文算法的收敛速度最快, 传统神经网络的收敛速度最慢, 而遗传算法和小波神经网络的收敛速度相当。与本文算法相比, 遗传算法需要大量训练样本, 而当训练样本较少时诊断的准确率比较低, 并且遗传算法具有随机性, 各次进化的结果存在较大差异, 因此结果的可靠性差, 不能稳定地得到解。此外, 车轮扁疤故障的发生是随机的, 采集到的信号大多是非线性随机信号, 而遗传算法在处理非线性约束问题时需要添加惩罚因子, 这将使得计算速度大幅减慢; 在处理车轮扁疤问题时, 如果提取的特征数量较多, 特征向量的维数就比较大, 而这将使得遗传算法难以处理和优化。

表 1 4 种算法在不同车速下对车轮扁疤尺寸的检测结果

| 扁疤尺寸      | 算法     | 检测准确率/% |       |       |       |       |       |       |       |       |          |          |
|-----------|--------|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|----------|
|           |        | $v_1$   | $v_2$ | $v_3$ | $v_4$ | $v_5$ | $v_6$ | $v_7$ | $v_8$ | $v_9$ | $v_{10}$ | $v_{11}$ |
| <15 mm    | 传统神经网络 | 83      | 84    | 85    | 82    | 91    | 88    | 83    | 83    | 83    | 89       | 84       |
|           | 小波神经网络 | 88      | 96    | 89    | 86    | 95    | 92    | 97    | 89    | 91    | 92       | 89       |
|           | 遗传算法   | 97      | 99    | 96    | 93    | 96    | 95    | 97    | 93    | 98    | 100      | 98       |
|           | 本文算法   | 99      | 100   | 97    | 95    | 97    | 92    | 98    | 94    | 97    | 100      | 99       |
| 15~<30 mm | 传统神经网络 | 87      | 88    | 73    | 74    | 88    | 93    | 80    | 79    | 83    | 88       | 92       |
|           | 小波神经网络 | 92      | 86    | 88    | 86    | 92    | 93    | 84    | 92    | 93    | 86       | 86       |
|           | 遗传算法   | 95      | 87    | 85    | 83    | 90    | 88    | 89    | 92    | 95    | 90       | 90       |
|           | 本文算法   | 93      | 89    | 88    | 84    | 93    | 93    | 90    | 91    | 92    | 90       | 93       |
| 30~<45 mm | 传统神经网络 | 86      | 84    | 95    | 94    | 79    | 87    | 87    | 82    | 88    | 90       | 76       |
|           | 小波神经网络 | 89      | 83    | 96    | 92    | 84    | 86    | 92    | 90    | 86    | 93       | 89       |
|           | 遗传算法   | 87      | 87    | 94    | 90    | 88    | 92    | 86    | 91    | 85    | 90       | 89       |
|           | 本文算法   | 90      | 85    | 95    | 91    | 90    | 90    | 88    | 94    | 86    | 91       | 90       |
| ≥45 mm    | 传统神经网络 | 91      | 83    | 88    | 92    | 98    | 89    | 82    | 85    | 91    | 79       | 89       |
|           | 小波神经网络 | 94      | 83    | 84    | 96    | 99    | 90    | 85    | 87    | 93    | 81       | 84       |
|           | 遗传算法   | 95      | 91    | 88    | 94    | 90    | 90    | 89    | 97    | 90    | 96       | 91       |
|           | 本文算法   | 97      | 92    | 89    | 96    | 91    | 92    | 88    | 92    | 93    | 98       | 97       |

注： $v_1=50$  km/h； $v_2=55$  km/h； $v_3=60$  km/h； $v_4=65$  km/h； $v_5=70$  km/h； $v_6=75$  km/h； $v_7=80$  km/h；  
 $v_8=85$  km/h； $v_9=90$  km/h； $v_{10}=95$  km/h； $v_{11}=100$  km/h。

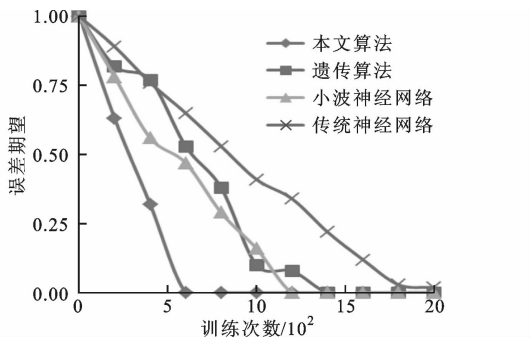


图 3 4 种算法的误差收敛曲线

3 结 论

本文提出了一种将遗传算法与小波神经网络相结合并对其优化的故障诊断算法,在硬件设备方面仅仅需要 2 个速度感应器和 2 组麦克风阵列,以及相应的数据采集、传输、处理、显示系统,就可以实现在一定列车车速范围内的车轮损伤诊断。采用本文算法对实际列车在不同车速行驶过程中的扁疤故障进行了诊断检测,并将检测结果与传统神经网络、小波神经网络和遗传算法对相同数据的处理结果进行了比较,结果表明,本文算法的检测准确率最

高,分别比这 3 种算法最多提高了 16%、11% 和 3%,而且收敛速度最快。

参考文献:

[1] BELOTTI V, CRENNNA F, MICHELINI R C, et al. Time evolutionary analysis; operator driven paradigms for fault diagnosis [C] // Proceedings of the Third IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 253-258.

[2] SACKFIELD A, DINI D, HILLS D A. Contact of a rotating wheel with a flat [J]. International Journal of Solids and Structures, 2007, 44: 3304-3316.

[3] DALPIAZ G, RIVOLA A. Condition monitoring and diagnostics in automatic machines: comparison of vibration analysis techniques [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1997, 11: 53-73.

[4] 翟婉明. 车辆-轨道耦合动力学 [M]. 北京: 中国铁道出版社, 1997: 40-47.

[5] 刘继, 冯铭. 车轮踏面擦伤在线自动检测方法的研究和试验 [J]. 铁道车辆, 1995, 31(2): 28-30.

(下转第 111 页)