

# 基于改进的 BP 神经网络对轮轨力测量技术的探析

王秋鹏

(西安铁路职业技术学院, 陕西西安, 710026)

**【摘要】**轮轨接触关系是铁路运输中的重要研究课题之一。随着当下火车速度的增加, 轮轨相互作用变得更强, 轮轨负载变得更加复杂。轮轨力的准确测量对于研究车辆系统的行驶稳定性和安全性非常重要。实践表明, BP 网络模型的仿真结果可以实现更理想的输出波形, 解决或减少了现有组桥过程中的一系列问题, 并证明所设计的网络具有足够的精度, 该网络也具有极大的应用价值。

**【关键词】**BP 神经网络; 轮轨力; 测量技术

火车行驶时, 车轮会受到三个力: 横向力, 垂向力和纵向力。火车转弯时, 横向力起作用, 垂直力起支撑作用, 而纵向力则使车轮向前移动。轮轨力主要是指轮轨之间相互作用的垂向力和横向力。就车辆来说, 出轨和侧翻事故主要是由轮轨力过大引起的。过多的车轮导轨力会缩短车轮寿命并加剧车轮磨损, 同样也会引起强烈的振动和噪音, 从而影响乘客的乘坐体验。当前, 高速列车和重型火车是轨道车辆的发展趋势, 但是高速列车和重型火车的轮轨力条件比普通火车差, 并且单位时间内材料引起的疲劳循环应力要比普通火车大得多。这直接缩短了车轮和导轨的寿命。高速铁路上发生的严重事故频繁发生, 不仅造成很多人身伤害, 而且造成巨大的经济损失。因此, 世界各国政府和国际组织都非常重视列车运行的安全性, 轮轨力测量是分析轮轨相互作用和寿命分析的前提和基础。

## 1 BP 神经网络含义

BP 神经网络是一个传递函数, 是基于监督学习的神经网络结构, 是基于使用非线性归纳函数的误差反向传播 (error BackPropagation) 算法创建的。从理论上讲, BP 神经网络能够实现复杂的非线性映射, 使其特别适合解决复杂的内部机制问题。BP 神经网络具有出色的自学习能力, 并且可以学习样本数据以获得“合理的”解决方案。BP 神经网络由输入层, 隐藏层和输出层组成, 在 BP 神经网络中, 输入信号从输入层传输到隐藏层, 隐藏层接收来自输入层的信号, 对其进行处理并将其发送到输出。该层即输出层接收隐藏层的输出信号并执行加权聚合以生成神经网络的输出信号, BP 神经网络的训练通常使用反向传播算法, 这是一种最快的下降方法。根据输入和输出训练样本调整网络权重, 以最大程度地减少神经网络输出与预期输出之间的误差。它涉及两个过程: 正向传播和反向传播。在正向传播中, 信息在处理完该层后从输入层隐藏起来并传输到输出层。每层神经元的状态仅影响下一层的状态。如果输出层未获得所需的输出, 则将其反向传播, 并且错误信号会与原始信号一起传播。在返回神经元链接路径返回错误的过程中, 每个神经元链接层的权重被一一校正, 一遍又一遍地重复该过程, 直到误差信号达到可接受的范围。BP 网络中有两种信号, 一个是工作信号, 另一个是误差信号。

## 2 BP 神经网络对轮轨力测量技术研究的意义

轮轨力的测量是车辆力学理论和实践的重要组成部分。测力轮对是测量轮轨力的最直接, 最准确的方法。近年来, 测力轮对的连续测量被广泛应用于铁路车辆机械的各个领域。为了获得理想的灵敏度和线性度并减少交叉干扰和可能的各种外部干扰, 对轮对处理, 腹板比例尺分段, 桥梁规划设计, 应变仪粘贴和桥梁接线的所有环节的要求都越来越严格。但是, 由于多种原因, 很难获得理想的输出波形。

轮轨力测量技术要求和标准占当前国家机车和轨道车辆系统动力学标准的非常重要的比例。测力轮组用于评估铁路机车和轨道车辆系统的动态特性, 以及轮轨的磨损和脱轨机制, 它在实验研究中起着举足轻重的作用。通过静态测试获得的评估指标在高速运行中的应用和修改尚需研究, 但测试方法的改进将对未来的理论研究和实践分析产生重大影响。

轮轨力的测量方法可以分为间接测量法和直接测量法。直接测量方法可以进一步分为两种: 轨道测试方法和车轮测试方法。轨道测试方法是在轨道上安装力传感器。当车轮高速通过轨道时, 力传感器通过获取轨道的变形来获取车轮轨道力, 可以在特定时区中测试路段的瞬时动态轮轨力。但是, 这种方法通常不是测力的首选方法, 因为测试线短且测试成本高。车轮测试方法是在车轮上安装一个力感应装置, 并利用车轮的变形来获得车轮的轨道力, 车轮测试方法是目前使用最广泛的方法, 因为该方法不仅可以实现连续的轮轨力, 而且具有更好的测试精度。

使用有限元软件模拟轮轨力分析不仅可以节省测试成本并缩短测试周期, 而且可以提供常规分析方法无法获得的结果, 并可以提高实验的可靠性和准确性。使用神经网络进行分析可以减少测试难度, 有效减少外部干扰, 并获得理想的输出波形。轮轨接触的位置实际上处于不断变化的工作环境中, 在不同力位置处轮对上会承受横向和垂直载荷。可以看出, 由于侧向载荷引起的变形输出改变到力位置, 并且由于垂直载荷引起的变形对力位置的变化更敏感。传统的处理方法是在特定的贴片半径处计算校正因子, 以处理由于加载位置变化而引起的错误。轮对运行时, 无法直接测量轮轨作用点的位置, 只能通过轮对腹板的变形来估算。由于动作点位置而引起的误差是非线性映射, 尽管常规处理方法存在很大的局限性和不确定性, 但是 BP 神经网络适用于所有非线性映射, 因此, 研究使用 BP 神经网络拟合加载位置和轮对辐板应变输出之间的非线性关系。

## 3 遗传改进 BP 神经网络

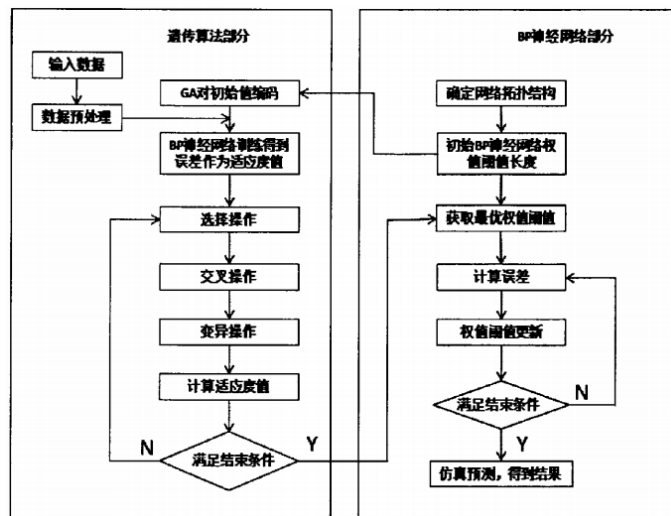


图1 遗传算法改进BP神经网络算法流程概况

遗传算法改进BP神经网络 (以下简称 GA-BP 神经网络) 包括三个部分: BP 神经网络结构确定, 遗传算法改进和 BP 神经网络预测。其中, BP

网络的基本结构由训练样本的基本特征确定,遗传算法的个体长度也可以确定。遗传算法改进是指使用遗传算法改进 BP 网络中每一层的权重和阈值。总体中的每条信息都包含网络中的所有权重和阈值,个体根据拟合值是否满足要求来决定是否执行下一代计算,遗传算法通过选择,交集和变异找到具有最佳拟合值的个体。BP 神经网络预测遗传算法用于获得最佳个体,以初始分配网络的权重和阈值,并且在成功训练之后,网络可以预测函数的输出。

#### 4 GA-BP 神经网络对轮轨力测量模型构建

考虑到轮轨力施加点位置的影响以及水平和垂直桥之间的串扰,横向力桥,垂直力桥和轮轨力的大小和方向是复杂且非线性的。分别设计和训练横向和垂直桥梁的网络,以更好地预测轮对轨的横向和垂直力。

##### 4.1 垂向桥的 GA-BP 神经网络

学习样本选取。当轮对和轨道于相对位置关系时,每当车轮旋转 30 度,垂直载荷便从 0 吨逐渐加载到 10 吨,然后逐渐降低到 0 吨。读取左右车轮同一位置两个垂向桥的应变输出。

表 1 垂向桥神经网络读取数据信息

通道号	轮轨相对位置	
LVI	对中	
LVII	向左	向左移动接触
RVI	向右	向右移动接触
RVII	轨道旋转 2 度	轨道旋转 3 度

GA-BP 网络结构、参数的选择。网络采用 5-5-5-1 结构,即每层五个输入节点,两个隐藏层,五个隐藏节点和一个输出节点。选择 Tan-Sigmoid 函数作为隐藏层的传递函数(即  $f_x=2/(1+e^{-2x})-1$ ),并选择线性函数 purelin 作为输出层的传递函数。也就是说,  $f(x)=x$ : 学习函数采用梯度下降动量权重 leamgdm,选择训练函数来导出动量并自动调整 lr 旋转梯度递减函数 trainlm。通过遗传算法优化了函数的训练公式,初始权重和阈值,以选择最佳个体。网络经过 100 次训练,误差达到 2.0034e-07

选择合适的学习率非常关键。较高的学习率可能导致系统变得不稳定,而较低的学习率可能导致更长的学习时间,以及较慢的收敛速度。通常选择较小的学习率,以通过多次训练验证来保持系统稳定。根据误差减少曲线的速度确定学习速率是否合适,持续的快速下降表示学习率足够,而较大的振动表示学习率太高。另外,学习速率的选择应根据网络规模进行调整。

##### 4.2 横向桥 GA-BP 神经网络

学习样本选取。在施加侧向力以消除其他干扰并允许侧桥更好地输出侧向力响应时,轮对会以悬空态势出现。轮对每旋转 15 度,侧向力就会从 1 吨逐渐加载到 5 吨,然后逐渐减小到 1 吨,并且在左右车轮的相同位置读取横向桥的应力输出。

表 2 横向桥神经网络读取数据信息

通道号	桥路位置	荷载类
I	LLII (90 度-270 度)	左轮横向力
III	LLI (0 度-180 度)	左轮横向力
V	RLI (0 度-180 度)	右轮横向力
VI	RLII (90 度-270 度)	右轮横向力

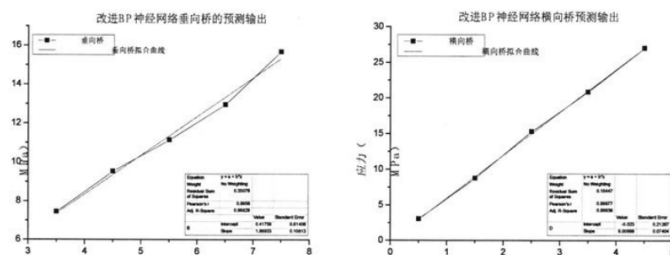
GA-BP 网络结构、参数的选择。网络采用 3-6-1 结构,即三个输入节点,六个隐藏节点和一个输出节点。选择 Tan-Sigmoid 函数作为隐藏层的传递函数(即  $f_x=2/(1+e^{-2x})-1$ ),并选择线性函数 purelin 作为输出层的传递函数。也就是说,  $f(x)=x$ : 学习函数采用梯度下降动量权重 leamgdm,选择训练函数来导出动量并自动调整 lr 旋转梯度递减函数 trainlm。通

过遗传算法优化了函数的训练公式,初始权重和阈值,以选择最佳个体。网络经过 200 次训练,误差达到 3.9173e-8,

#### 5 GA-BP 神经网络对轮轨力预测

BP 神经网络的参数指数预测误差,回归和验证误差表明,训练后的垂向和横向神经网络在一定范围内具有良好的可预测性,但是这种证据是单方面的。因此,将神经网络的预测输入和输出结果与校正结果进行比较,以进一步验证神经网络预测的准确性。

在静态校准测试中获得的垂向力校正系数为 2.09,横向力的校正系数为 5.98。使用改进的 BP 神经网络获得的垂向力校正因子为 1.99,横向力的校正系数为 6.01,两者的相对误差分别为 4.7%和 2.1%。可以看出,通过神经网络可以很好地逼近轮轨力的复杂输入/输出关系,并且在未来的轮轨力的测量和预测中,可以充分利用神经网络的函数逼近函数。



通过成功训练的神经网络预测在校准测试中无法实现的工作条件下负载与应力之间的关系。当轮对向右移动 8 毫米时,右轮的轮缘趋于上升到导轨表面,并且在正常的力负载条件下,轮对倾向于不稳定或脱轨,这样给在标定试验台标定过程造成加载不便且使标定数据失真。

通过设置各种工作条件以执行力测量轮对校准测试,为神经网络提供许多训练样本,结合遗传算法来优化神经网络的权重和阈值,分别设置水平和垂直桥组。训练后,神经网络模型和神经网络可以映射轮轨力,桥路输出和轮轨接触位置之间的关系,预测误差小于 1%。

#### 6 结束语

与传统的建模和控制技术相比,人工神经网络具有出色的稳定性和容错性,同时具有强大的自学习和并行处理能力,并且仿真速度比传统的建模方法要快得多。因此,人工神经网络在工程中广泛用于模式识别,建模和控制非线性系统。

轮轨力测量研究评估了列车运行的安全性和稳定性,为限速和提速提供了依据,因此对轮轨力的预测具有理论和现实意义。

**作者简介:**王秋鹏,1980 年生,男,副教授,硕士研究生。

**基金项目:**本论文是动车组检修专业“互联网+教育”优质课程资源建设研究(项目编号:SZJGH19-020)阶段性成果。

#### 参考文献

- [1] 曾庆元等. 列车脱轨分析理论与应用 [M]. 长沙:中南大学出版社,2006.
- [2] 周艳红. 基于 BP 神经网络的测力轮对受力分析 [D]. 成都:西南交通大学,2005.
- [3] 刘冰,郭海霞. MATLAB 神经网络超级学习手册 [M]. 北京:人民邮电出版社,2014.
- [4] 胡爱全,祖宏林,张志超, et al. 新型测力轮对标定试验台研制 [J]. 铁道机车车辆,2012,32(1):62-66.
- [5] 周素霞,陶永忠等. SIMPACK9 实例教程(上) [M]. 北京:北京联合出版社,2013.