

基于 BP 神经网络的轨道不平顺预测方法

张娜

(郑州铁路职业技术学院 河南郑州 451460)

摘要: 本文提出一种基于 BP 神经网络的轨道不平顺预测方法, 选择某一点前的轨道不平顺信息以及含有该点的加速度差值建立模型, 通过预测方法来训练预测出该点的轨道不平顺信息, 通过仿真分析此方法可以完整的预测出轨道不平顺的趋势。

关键词: 轨道不平顺, 加速度差值, BP 神经网络

0 引言

由于交通运输在我国经济的快速发展中起到了重要的支撑作用, 而轨道交通在交通运输方面占较大比重, 且我国的高铁正处在快速发展阶段, 因此确保列车的安全稳定运行是我们应关注的重点。目前我国列车的速度、载客量、运行班次、运营时长均在提高, 所以车辆和轨道之间的相互动态影响越来越大, 这就会对轨道的平顺程度造成一定影响, 轨道的不平顺不仅会对乘客的乘坐舒适度有影响, 严重的情况下会危害列车的行车安全, 造成交通事故, 因此轨道的维护问题作为主要问题已经被交通管理部门和有关企业所重视。

近年来也有越来越多的专家学者或者研究所将铁路轨道不平顺的检测、测度和车辆运行时的动态响应联系起来^[1-3]研究探索。比如某学者提出的一种在车辆性能的基础上针对轨道检测技术的研究, 该研究认为车辆性能的好坏与铁路轨道不平顺的幅值大小不是一直成正比关系, 即有的幅度较大的轨道不平顺可能并不会引起车辆性能恶化, 反而幅值较小的铁路轨道不平顺却对车辆的性能有很严重的影响。也有学者提出一种在运营车辆上安装传感器来进行轨道几何状态监测辅助维修方法, 该方法对于垂向不平顺的监测是有效的。也有学者教授将线路分成模块化并从空间和时间对某一模块所建立的预测模型进行实测值和预测值的比较, 这一方法对于单位轨道的不平顺的预测比较准确。

本文提出的 BP 神经网络根据轨道不平顺值以及加速度差值持续更新调整训练好的 BP 神经网络, 从而得到新的神经网络来预测出当前轨道的不平顺信息, 经过训练试验结果可以看出 BP 神经网络可以很好的预测出轨道不平顺的变化方向趋势。

1 BP 神经网络算法

1.1BP 神经网络算法介绍

误差反向传递(error back-propagation)的思想最早由 Bryson 等人 1969 年提出, 反向传播网络和反向传播算法于 1986 年得到人们的广泛关注^[4-5]。BP 网络是由 BP 算法应用于前馈型神经网络而形成的, 因此 BP 神经网络的特点主要为信号前向传递及误差反向传播两点, 并广泛应用于模式识别领域、系统仿真领域、系统辨识领域等。BP 网络反映的是一种输入-输出模式映射关系, 并且能够学习和大量的储存这种映射关系而不需要提前显示的数学方程。这种算法的规则是利用最速下降法使目标值达到最小。

BP 神经网络结构模型包括输入层(input)、隐含层(hidden layer)和输出层(output layer)三部分。下图 1-1 为 BP 神经网络的网络结构示意图。

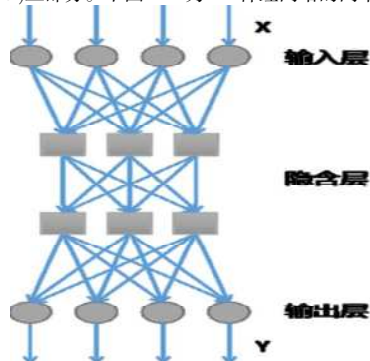


图 1-1 BP 神经网络的网络结构示意图

从示意图中我们可以看出 BP 神经网络可近似为非线性函数, 输入层进行网络输入, 可定义为为该函数的自变量, 输出层可看作目标值定义为因变量, 从输入层的输入节点数到输出层的输出节点数之间形成的映射关系我们可以采用 BP 神经网络进行表示。

1.2 BP 神经网络性能分析

BP 神经网络在多层感知器的背景下根据它的性质可以分析出其对应的优缺点。BP 神经网络具有局部计算简单和可实现权值空间的随机梯度下降等性质。

1) 优点

BP 神经网络对于求解内部较为复杂的问题具有很强的优越性, 并且在专业领域方面也已经证实了其具有复杂非线性映射的功能。

BP 神经网络的自学能力可以使其解决在任何精度范围内显示出的复杂非线性映射问题。

BP 神经网络可以将一般性规律进行抽象化。

2) 缺点

BP 神经网络由于在计算时可能会由于收敛功能使得复杂的函数值处于全局的极大值或者极小值而陷入局部极值, 从而导致算法训练失败。

BP 神经网络虽然具有很轻的自学习能力, 但其由于复杂的映射关系、不同的收敛能力和迭代步长使得学习速度很慢。

BP 神经网络在解决实例和网络规模问题上也有很大的局限性, 主要是由于网络容量的可行性和可能性之间的关系在应用问题上很难被界定。

BP 神经网络是经过以往总结经验来选择网络结构的, 所以没有统一的理论支撑, 而 BP 网络的泛化能力受网络结构的影响, 所以在神经网络算法时网络结构的选择是重要的点。

BP 神经网络具有预测能力, 但其泛化能力是与之相矛盾的, 在训练过程中会出现拟合现象。

因此选择合理的训练参数、选择合理的 BP 神经网络结构成为 BP 神经网络估计数据的关键问题。

2 基于 BP 神经网络的轨道不平顺预测模型建立

2.1 串联 BP 神经网络

轨道不平顺在研究时某一点的幅值均与此点之前的轨道不平顺有很大的关系, 是一个连续的变量, 所以我们在建立模型的时候需要考虑到轨道不平顺的连续性。根据文献^[6]神经网络串联的思想, 我们在本文中提出串联的 BP 神经网络, 为保证轨道不平顺的连续性, 我们在建立 BP 神经网络时需要不断使用此预测点前的数据进行。

串联 BP 神经网络示意图见下图:

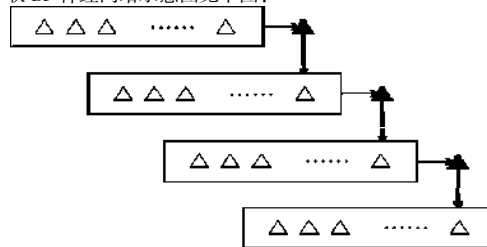


图 2-1 基于 BP 神经网络的轨道不平顺预测示意图

在以上图中, 我们把白色三角作为已掌握的轨道不平顺, 然后根据已掌握的 60 个轨道不平顺以及加速度的差值进行神经网络的训练, 接着将第 61 个加速度差值加入到以上训练好的神经网络中, 这样就可以预测到第 61 个轨道不平顺相关信息, 由图中的第一行的黑三角表示。也就是现在在我们已掌握第 61 个轨道不平顺, 如果再将前面已掌握的 59 个轨道不平顺信息以及 60 个加速度差值就可以利用得出一个全新的神经网络进而预测出第 62 个轨道不平顺的信息。根据以上方法不断地训练我们最终会得到整个铁轨的不平顺信息值。

2.2 训练测试样本集的选取

我们假设列车运行速度 250km/h, 车辆模型参数参考 CRH2 型动车组拖车参数进行, 轨道参数采取提速干线线路的相关参数。

若将 100m 轨道根据采样频率进行离散化操作。设:

$$A_i = [a_i, a_{i+1}, a_{i+2}, \dots, a_{i+199}]$$
$$X_i = A_{i+1} - A_i$$

其中 a_i 为第*i*点车辆转向架加速度，用加速度矩阵 A_i 来描述*i*点的振动情况。 S_i 为已知的第*i*点的轨道不平顺， X_i 为BP神经网络的输入量， $\hat{S}_i$ 为轨道不平顺估计值，即BP神经网络的输出值。

根据已掌握的预测点的前60个信息数据对神经网络进行训练，根据串联BP神经网络训练方法将该预测点的加速度差值输入到神经网络进行训练就可以得到该预测点的轨道不平顺值。训练过程如下：

训练：
 $[X_i, X_{i+1}, X_{i+2}, \dots, X_{i+49}]$
 $[S_i, S_{i+1}, S_{i+2}, \dots, S_{i+49}]$

⇒第*i*+1点的BP神经网络

测试：

$[X_{i+1}, X_{i+2}, X_{i+3}, \dots, X_{i+50}]$ ⇒第*i*+1点的BP神经网络

⇒ $\hat{S}_{i+1}$

迭代过程中，假设 $\hat{S}_i \approx S_i$ ，可以根据以上的迭代关系预测出3000个点的轨道不平顺值，并与仿真值进行对比。

2.3 BP神经网络模型的建立

基于BP神经网络的轨道不平顺预测算法建模包括BP神经网络构建、BP神经网络训练和BP神经网络预测三步，算法流程图如下图2-2：

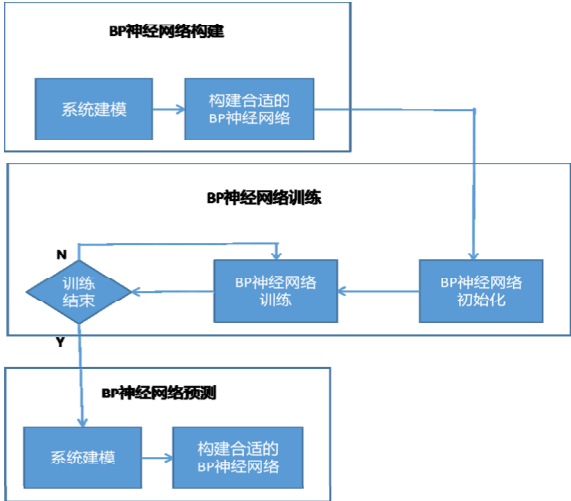


图 2-2 神经网络模型建立流程图

第一步BP神经网络的构建可采用输入层的输入数据和输出层的输出数据的特点进行确定BP神经网络结构。建立BP神经网络我们选用输入层的输入量为60*200的矩阵输入，输出层输出量为60*1的矩阵输出，从数据上的偶们不难看出训练数据量较为庞大，所以我们如果仅从经验来判断BP神经网络的结构是没有办法进行选择其结构的，因此，我们需要尝试选择BP神经网络结构。

在构建BP神经网络时，隐含层的节点数过少或过多均会影响训练过程。隐含层的节点数过少训练出来的预测值不准确及误差较大，而隐含层的节点数过多会增加训练时间而出现过拟合现象，因此，我们针对较为复杂的数据，一般会采用二个隐含层或者三个隐含层的BP神经网络进行构建。

在此选择如下四种神经网络结构进行尝试。四种网络结构情况及性能见下表2-1：

表 2-1 不同结构BP神经网络及其性能

编号	隐含层数	第一隐含层节点数	第二隐含层节点数	第三隐含层节点数	估计值标准差 (mm)	3000步所用时间 (s)
1	2	10	1	—	—	—
2	3	2	2	1	—	—

3	3	10	5	1	0.416	30517
4	3	16	10	1	0.313	122186

从上表可以看出，第一组即二个隐含层的BP神经网络结构没有完整的计算模型，故此方法不可选用，因此我们选择使用带有三个隐含层的BP神经网络。从表中我们还可以看出三个隐含层的BP神经网络与每层隐含层的节点数有关，综合对比分析后我们选用第三组网络结构进行网络训练。

3 BP神经网络在轨道不平顺预测

本文提出的BP神经网络对轨道不平顺预测的方案，其流程图如下图3-1：

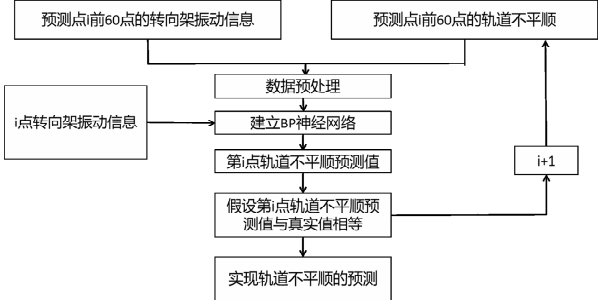


图 3-1 BP神经网络对轨道不平顺预测流程图

利用BP神经网络算法训练出的轨道不平顺预测结果如图3-2所示，所测出的3000个点，从结果图中我们不难看出其训练的出的预测值与仿真值基本吻合，预测值较仿真之稍有滞后，标准差0.4mm，由此得出BP神经网络对于轨道不平顺具有较好的训练结果，选择此方法具有可行性。

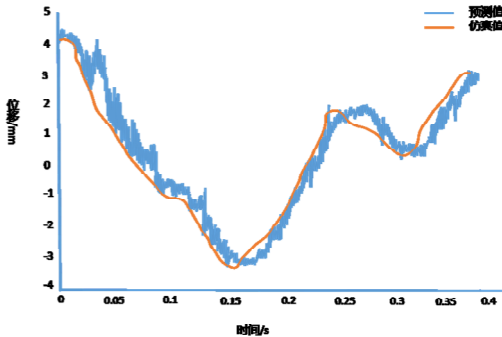


图 3-2 基于BP神经网络的轨道不平顺预测

4 结论

本文提出的BP神经网络根据轨道不平顺值以及加速度差值持续更新调整训练好的BP神经网络，从而得到新的神经网络来预测出当前轨道的不平顺信息，经过训练试验结果可以看出BP神经网络可以很好的预测出轨道不平顺的变化方向趋势。

参考文献：

[1]王贵，邢宗义，蒋杰，等. 基于NARX神经网络的轨道垂向不平顺估计[J]. 广西大学学报：自然科学版, 2016, 41(2):8.

[2]姜培斌，凌亮，丁鑫，等. 考虑车体刚柔耦合振动的高速铁路轨道不平顺敏感波长研究[J]. 振动与冲击, 2021, 040(015):79-89.

[3] Song L , Pang X , Ji H , et al. Prediction of track irregularities using NARX neural network[C]//2010 Second Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and System. 0.

[4]李萍，曾令可，税安泽，等. 基于MATLAB的BP神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(4):3.

[5]杨天军，张晓春，杨晓光，等. 基于BP神经网络的城市道路交通安全评价研究[J]. 中国矿业大学学报, 2005, 34(1):4.

[6]唐勇智. 基于聚类的RBF-LBF串联神经网络的学习算法及其应用[D]. 江南大学, 2010.

基金项目：国家自然科学基金（62003313）

作者介绍：张娜（1990-），女，河南郑州人，助教，铁路稳定运行与管理