

基于递推合成 BP 网络的轨道不平顺预测研究

白文飞¹ 王福田¹ 郭玉坤²

(1. 北京交通大学交通运输学院 北京 100044; 2. 上海铁路局建设管理处 上海 200071)

摘 要 轨道是列车运行的基础,为了保障列车安全、平稳和不间断的运行,轨道必须具有高平顺性。根据轨道不平顺变化特点,利用递推合成 BP 网络对轨道不平顺状态分周期进行预测,减小了对轨道进行维修作业带来的误差。为了验证模型的有效性,采集了京九线 2008 年 2 月~2010 年 7 月的 *TQI* 检测数据进行验证,结果表明递推合成 BP 网络能够在每个 *TQI* 变化周期内对轨道的不平顺状态进行较为准确地预测。

关键词 轨道不平顺;预测;*TQI*;递推合成 BP 网络

中图分类号: U216.42 **文献标志码:** A **doi:** 10.3963/j.issn.1674-4861.2013.05.012

0 引言

轨道不平顺是轮轨系统的激励源,是引起机车车辆产生振动和轮轨作用力的主要原因,是轨道结构综合性能和承载能力的重要体现^[1]。轨道不平顺状态不良,将对运输生产的安全性、乘客的旅行舒适度、设备的使用寿命和轨道养护费用产生重要的影响^[2]。随着中国铁路向重载化和高速化方向发展,对轨道的平顺性提出了更高的要求,相应地要求铁路工务部门对线路进行高精度地养护。我国现行的以“超限修”和“周期修”为主导的维修管理体制已不能满足列车高速运行对轨道平顺性的要求,而对轨道不平顺的发展规律的准确预测是合理制定养护维修计划、全面推进轨道的“状态修”、降低养护维修成本、保证线路安全和平顺的关键^[3]。

到目前为止,国内外已有许多研究人员对铁路轨道不平顺状态的评价和预测进行了大量的研究。日本学者提出的轨道状态预测 S 式、线性退化模型和非线性退化模型等,加拿大有 PWMIS 线性预测模型^[2]。Iyengar 和 Jaiswal 利用随机过程理论根据印度 2 条铁路线上的轨道不平顺检测数据对轨道高低进行了分析,得出轨道高低可以用平稳高斯随机过程进行建模^[4]。国内陈宪麦等^[5]利用轨检车检测产生的波形数据,建立了以轨检车检测周期为时间单位对单里程点处的各项

不平顺进行预测的综合因子模型。许玉德等提出利用特性矩阵描述轨道变形并进行预测的方法。刘仍奎、徐鹏、常欢等^[2,6]利用轨检车的检测数据分析出单元区段的不平顺状态随时间的变化是周期性、多阶段的,并且提出了多阶段线性拟合模型对轨道不平顺状态进行预测。

根据轨道不平顺变化特点,本文利用 BP 神经网络具备的非线性映射能力,相应地把该单元区段的 *TQI* 历史检测数据外推映射到未来数据,分周期建立适应轨道系统的递推合成 BP 网络预测模型,来完成轨道状态的预测任务,对轨道不平顺的发展规律进行研究。

1 递推合成 BP 网络模型

BP 神经网络是一种按误差反向传递算法训练的多层前馈型神经网络。一个典型的 BP 神经网络一般由 3 层组成,即输入层、隐层(由一层或多层组成)和输出层。

1.1 递推合成 BP 网络的网络结构

递推合成 BP 网络在常规 BP 网络的基础上,一方面增加了输入层至输出层之间的直接连接权,并且在隐层内部及输出层内部各节点中引入了横向递推连接权,以反映网络内部各量之间的时序递推关系,同时直接连接权还降低了隐层节点输出在网络输出层中输入的比重^[7];另一方面,取输出层节点的激发函数(Sigmoid 函数)为 g

收稿日期:2013-06-24 修回日期:2013-08-28

第一作者简介:白文飞(1991—),硕士。研究方向:交通安全信息工程。E-mail:12120998@bjtu.edu.cn

$(x)=x$, 为非饱和和线性激励函数, 以克服 BP 网络的饱和性^[8]。网络结构见图 1。

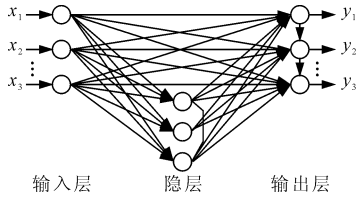


图 1 递推合成 BP 网络结构图

Fig. 1 Topological Structure of recurrent composite BP network

图中: x_1, x_2, \dots, x_n 为网络的输入向量; y_1, y_2, \dots, y_m 为网络的输出向量。

1.2 递推合成 BP 网络的基本原理

递推合成 BP 网络继承了 BP 网络前向计算与误差反向传播的过程。

1.2.1 前向计算过程

设网络输入向量 x 是 m 维, 输出向量 y 是 n 维, 输入输出样本对长度为 p 。设第 k 组样本输入 $x^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)$, 输出 $y^k = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_m^k)$, $(k=1, 2, \dots, p)$ 。

计算隐层单元的激活值

$$\text{net}_j^k = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i^k + \theta_j, (j=1, 2, \dots, l) \quad (1)$$

式中: w_{ji} 为输入层与隐层间的连接权值; θ_j 为隐层单元的阈值; l 为隐层单元数。

由此可得到隐层节点的输出

$$O_j^k = f(\text{net}_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_j^k}} \quad (2)$$

同理, 可求得输出端的实际输出值为

$$y_t^k = f(\text{net}_t^k) = f\left(\sum_{j=1}^l T_{tj} O_j^k + \theta_t\right), \quad (t=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中: T_{tj} 为隐层与输出层的连接权值; θ_t 为输出层阈值。

1.2.2 误差反向传播计算过程

这一步包括 2 个方面: 计算每一个单元的输出误差, 并且调节该单元的连接权值和阈值, 使误差的平方和达到最小。第 k 个样本对的平方误差表达式为

$$E^k = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (y_t^k - \hat{y}_t^k)^2 \quad (4)$$

依据误差自动调节输出层与隐层间的权值 T_{tj} 和隐层与输入层间的权值 w_{ji} , 即由输出层误差 δ_t 向隐层误差 δ_j 传递的过程。

对于输出节点

$$\frac{\partial E^k}{\partial T_{tj}} = -\left(y_t^k - \hat{y}_t^k\right) \cdot f'(\text{net}_t^k) \cdot O_j^k \quad (5)$$

$$\delta_t^k = -\left(y_t^k - \hat{y}_t^k\right) \cdot f'(\text{net}_t^k) \quad (6)$$

对于隐层节点

$$\frac{\partial E^k}{\partial w_{ji}} = -\sum_{t=1}^m \delta_t^k T_{tj} \cdot f'(\text{net}_j^k) \cdot x_i^k \quad (7)$$

$$\delta_j^k = f'(\text{net}_j^k) \cdot \sum_{t=1}^m \delta_t^k T_{tj} \quad (8)$$

各层权值、阈值的修正计算公式如下。

输出层与隐层间的权值修正:

$$T_{tj}(h+1) = T_{tj}(h) + \Delta T_{tj} = T_{tj}(h) + \eta \delta_t^k O_j^k$$

隐层与输入层间的权值修正:

$$w_{ji}(h+1) = w_{ji}(h) + \Delta w_{ji} = w_{ji}(h) + \eta \delta_j^k O_i^k$$

输出层阈值修正:

$$\theta_t(h+1) = \theta_t(h) + \Delta \theta_t = \theta_t(h) + \eta \delta_t^k$$

隐层阈值修正:

$$\theta_j(h+1) = \theta_j(h) + \Delta \theta_j = \theta_j(h) + \eta \delta_j^k$$

式中: η 为学习率(步长); h 为迭代次数。

2 基于递推合成 BP 网络的轨道不平顺状态预测

轨道质量状态的评价主要依靠轨检车的检测数据, 通过对检测数据的分析对轨道的平顺性进行评价。

2.1 轨道不平顺的评价

目前, 我国工务部门对铁路线路轨道不平顺是从局部和区段整体 2 个角度进行管理的。局部不平顺管理, 即线路峰值管理, 是根据超限在每公里的扣分进行评价; 区段整体不平顺管理, 即线路均值管理, 是根据轨检车检测的 7 个检测项目(轨距、水平、高低、轨向、三角坑、车体水平加速度和车体垂直加速度)在 200 m 区段上的标准偏差和, 即轨道质量指数 TQI 进行评价的。 TQI 计算公式如式(9)^[2]。

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij}^2 - \bar{x}_i^2)} \quad (9)$$

$$TQI = \sum_{i=1}^7 \sigma_i$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ij}$$

式中: TQI 为单元区间轨道质量指数, mm; σ_i 为各项几何偏差的标准差, mm; x_{ij} 为各项几何偏差在单元区段中连续采样点的随机检测值, mm; x_i

为 200 m 单元区段中各几何参数采样值的平均值, mm; n 为采样点的个数。

单元轨道不平顺评价方法,我国普遍采用轨道质量指数 TQI ^[9],能够比较真实地反映轨道质量状态, TQI 值越大,说明轨道不平顺状态越差, TQI 值越小,说明轨道不平顺状态越好。因此本文用递推合成 BP 网络对轨道不平顺状态进行预测,即通过轨道的 TQI 历史检测数据,对未来的 TQI 数据进行预测。

2.2 基于递推合成 BP 网络的 TQI 预测模型的建立

使用递推合成 BP 网络对 TQI 进行预测的步骤如下:

1) 样本划分。将过去 $T(T=N+F+Q-1)$ 个时刻的 TQI 实测值 $x(1), x(2), \dots, x(T)$ 分为 Q 组,每组有 $N+F$ 个值,前 N 个 TQI 值作为样本输入,后 F 个 TQI 值作为对应的样本输出,见表 1。

表 1 用于 TQI 预测的网络训练样本划分
Tab. 1 Partition of network training samples used in TQI prediction model

序号	样本输入	样本输出
1	$x(1), x(2), \dots, x(N)$	$x(N+1), x(N+2), \dots, x(N+F)$
2	$x(2), x(3), \dots, x(N+1)$	$x(N+2), x(N+3), \dots, x(N+F+1)$
3	$x(3), x(4), \dots, x(N+2)$	$x(N+3), x(N+4), \dots, x(N+F+2)$
\vdots	\vdots	\vdots
Q	$x(Q), x(Q+1), \dots, x(N+Q-1)$	$x(N+Q), x(N+Q+1), \dots, x(N+F+Q-1)$

2) 样本的归一化。递推合成 BP 神经网络样本的归一化实际上就是将采集到的 TQI 实测值进行处理后处于 $[0, 1]$ 的区间,然后再作为网络的输入,同时网络输出的 TQI 预测值也处于 $[0, 1]$ 的区间。采用式(10)进行归一化处理。

$$\bar{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

式中: \bar{x} 即为原始 TQI 值 x 归一化后的结果, x_{\min} 、 x_{\max} 分别为原始 TQI 实测值中的最小值和最大值。

3) 训练。依据归一化后的 TQI 输入输出样本对,利用递推合成 BP 网络的学习算法对网络的连接权值与阈值进行训练调整。正向传播中,将作为输入样本的 TQI 值从输入层经隐层逐层计算传向输出层,在输出层的各神经元输出对应输入模式的网络响应;如果输出层得不到期望输出的 TQI 值,则误差转入反向传播,按减小期望

输出与实际输出的误差原则,从输出层经过中间各层,最后回到输入层,层层修正各个连接权值。随着这种误差逆传播训练不断进行,网络对输入模式响应的正确率也不断提高,如此循环直到误差信号达到允许的范围之内或训练次数达到预先设计的次数为止。

4) 预测。将最近 N 个时刻的 TQI 实测值 $x(T-N+1), x(T-N+2), \dots, x(T)$ 归一化后输入递推合成 BP 神经网络,得到网络输出为 $\bar{x}'(T+F)$ 。通过运算 $x'(T+F) = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) \cdot \bar{x}'(T+F)$,即可得到第 F 时刻后的 TQI 预测值 $x'(T+F)$ 。

3 案例分析

本文选取了 2008 年 2 月~2010 年 7 月的京九线的 TQI 检测数据,用来分析轨道不平顺状态发展趋势的特点,并根据轨道不平顺状态发展趋势的特点建立递推合成 BP 网络模型进行轨道不平顺状态的预测,以验证模型的有效性。

3.1 轨道不平顺状态变化特点分析

为分析轨道不平顺状态的变化特点,本文选取了 K460+000~K480+000 上下行每个 200 m 单元区段的 TQI 检测值,绘制了每个单元区段的 TQI 值随时间的变化图。根据对每张 200 m 单元区段 TQI 变化图的对比分析,发现 TQI 变化有一些共同的特点。本文以京九线上行 K461+600~K461+800、下行 K462+000~K462+200、上行 K472+400~K472+600 和下行 K472+600~K472+800 共 4 个单元区段的 TQI 检测值为例进行分析,4 个单元区段的 TQI 变化见图 2~图 5。

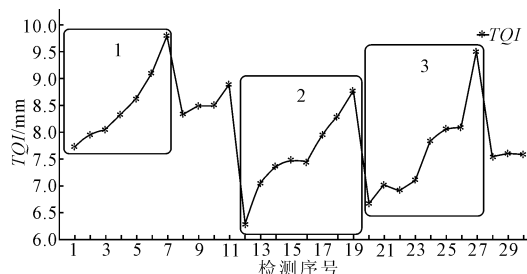


图 2 京九线上行 K461+600~K461+800 单元区段 TQI 变化图

Fig. 2 TQI s' change graph of Jingjiu Railway Line's K461+600~K461+800

由图中可见,每个单元区段的 TQI 值呈周期性的变化。出现周期性变化特点的主要原因是轨道进行的维修作业,2次维修作业之间为1个

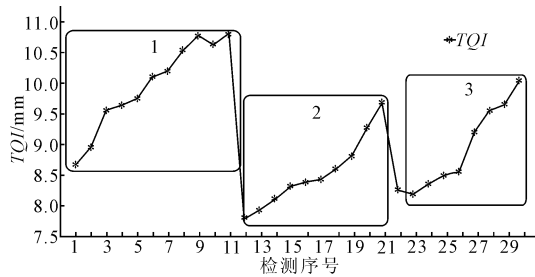


图3 京九线下行 K462+000~K462+200 单元区段 TQI 变化图

Fig. 3 TQIs' change graph of Jingjiu Railway Line's K462+000~K462+200

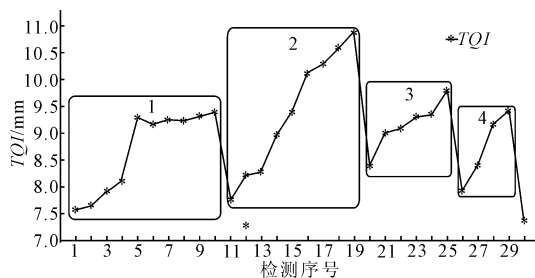


图4 京九线上行 K472+400~K472+600 单元区段 TQI 变化图

Fig. 4 TQIs' change graph of Jingjiu Railway Line's K472+400~K472+600

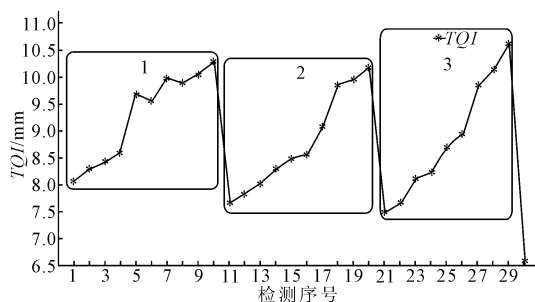


图5 京九线下行 K472+600~K472+800 单元区段 TQI 变化图

Fig. 5 TQIs' change graph of Jingjiu Railway Line's K472+600~K472+800

周期。在 2 次维修作业之间,随着运营过程中列车荷载的作用,轨道的 TQI 值不断增加,当达到维修标准时铁路工务部门对轨道进行维修作业,使轨道的 TQI 值急剧减小,开始另 1 个变化周期,并且任意 2 次相同类型维修之间的变化过程具有相似性。在同一个周期内,对轨道进行的平时保养、临时补修会使轨道的 TQI 小幅度的减小,没有改变周期内 TQI 整体的变化呈增加的趋势。

对比 4 个图还可以看出不同里程点的 TQI 变化的周期性特征也不相同,这是由于影响轨道不平顺发展的因素较多且千变万化,各影响因素对轨道不平顺发展的影响程度也不同。

3.2 京九线轨道不平顺状态预测

根据轨道不平顺周期性变化的特点,分周期对轨道不平顺进行预测。本文选取京九线下行 K467+400~K467+600 单元区段的 TQI 检测数据验证模型的有效性,TQI 变化见图 6。

由图 5 可见京九线下行 K467+400~K467+600 单元区段 2008 年 2 月~2010 年 7 月的 TQI 检测值的变化分为 2 个周期。在第 10 次(2008 年 11 月)和第 11 次(2008 年 12 月)2 次检测之间,轨道的 TQI 值急剧减小,说明第 10 次检测之后对轨道进行了维修作业。

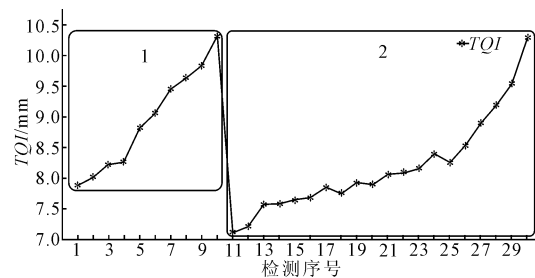


图6 京九线下行 K467+400~K467+600 单元区段的 TQI 变化图

Fig. 6 TQIs' change graph of Jingjiu Railway Line's K467+400~K467+600

针对该单元区段 TQI 值的变化特点,为了使预测结果更精确,分周期建立模型进行 TQI 的预测。

3.2.1 第一周期预测

京九线下行 K467+400~K467+600 单元区段 TQI 值变化的第一周期为 2008 年 2 月到 2008 年 11 月。其中 2008 年 2 月到 8 月共 7 次的 TQI 检测数据作为训练样本,2008 年 9 月到 11 月共 3 次的 TQI 检测数据作为检验样本,归一化后具体数值见表 2。

用前 3 次的 TQI 检测数据作为网络输入,第 4 次的 TQI 检测数据作为理想输出进行训练,建立递推合成 BP 神经网络,得到京九线下行 K467+400~K467+600 单元区段的第一周期的 TQI 的预测值如表 3 所示,得到的预测值与实际值较为吻合,精度均在 5% 以内。

3.2.2 第二周期预测

京九线下行 K467+400~K467+600 单元区段 TQI 值变化的第二周期为 2008 年 12 月到 2010 年 7 月。其中 2008 年 12 月~2010 年 2 月共 15 次的 TQI 检测数据作为训练样本,2010 年 3 月~7 月共 5 次的 TQI 检测数据作为检验样本,归一化后具体数值见表 4。

表2 200802~200811的TQI实测值及归一化结果
Tab.2 TQIs and TQIs normalization in 200802—200811

序号	检测日期	TQI	归一化结果	序号	检测日期	TQI	归一化结果
1	200802	7.87	0.000 0	6	200807	9.04	0.479 5
2	200803	8.00	0.053 3	7	200808	9.44	0.643 4
3	200804	8.21	0.139 3	8	200809	9.62	0.717 2
4	200805	8.25	0.155 7	9	200810	9.82	0.799 2
5	200806	8.81	0.385 2	10	200811	10.31	1.000 0

表3 第一周期TQI预测值与实测值对比
Tab.3 TQIs and TQIs normalization of the first period

序号	检测日期	TQI 预测值	TQI 实测值	绝对误差	相对误差/%
1	200809	9.696 2	9.62	0.076 2	0.79
2	200810	10.016 8	9.82	0.196 8	2.00
3	200811	10.061 5	10.31	-0.248 5	2.41

表4 200812~201007的TQI实测值及归一化结果
Tab.4 TQIs and TQIs normalization in 200812—201007

序号	检测日期	TQI	归一化结果	序号	检测日期	TQI	归一化结果
1	200812	7.09	0.000 0	11	200910	8.05	0.300 9
2	200901	7.19	0.031 3	12	200911	8.08	0.310 3
3	200902	7.56	0.147 3	13	200912	8.14	0.329 2
4	200903	7.57	0.150 5	14	201001	8.38	0.404 4
5	200904	7.63	0.169 3	15	201002	8.25	0.363 6
6	200905	7.67	0.181 8	16	201003	8.52	0.448 3
7	200906	7.84	0.235 1	17	201004	8.89	0.564 3
8	200907	7.74	0.203 8	18	201005	9.18	0.655 2
9	200908	7.92	0.260 2	19	201006	9.53	0.764 9
10	200909	7.89	0.250 8	20	201007	10.28	1.000 0

表5 第二周期TQI预测值与实测值对比
Tab.5 TQIs and TQIs normalization of the second period

序号	检测日期	TQI 预测值	TQI 实测值	绝对误差	相对误差/%
1	201003	8.471 8	8.52	-0.048 2	-0.57
2	201004	8.352 9	8.89	-0.537 1	6.04
3	201005	9.265 9	9.18	0.085 9	0.94
4	201006	10.029 1	9.53	0.499 1	5.24
5	201007	10.024 8	10.28	-0.255 2	2.48

利用递推合成BP神经网络得到的两个变化周期的TQI预测值与TQI实测值的对比图,见图7。由图7可见,递推合成BP网络模型在每个TQI变化周期内预测的轨道不平顺状态的发展趋势与实际发展趋势较为吻合,能够较好地反应了轨道不平顺状态随时间变化的规律。

4 结束语

本文将递推合成BP网络用于轨道不平顺状态的预测,基于京九线的实际TQI检测数据分析发现了轨道不平顺周期性变化的特点,并根据轨道不平顺变化的特点建立模型,对模型的效果进行了验证,结果表明递推合成BP网络模型较为适合轨道系统,在单周期内对TQI的预测具有较好的精度,为轨道不平顺发展规律的预测模型的

用前8次的TQI检测数据作为网络输入,第9次的TQI检测数据作为理想输出进行训练,建立递推合成BP网络,京九线下行K467+400~K467+600单元区段的第二周期的TQI的预测值见表5,得到的预测值与实际值较为吻合。

研究提供了新的思路。

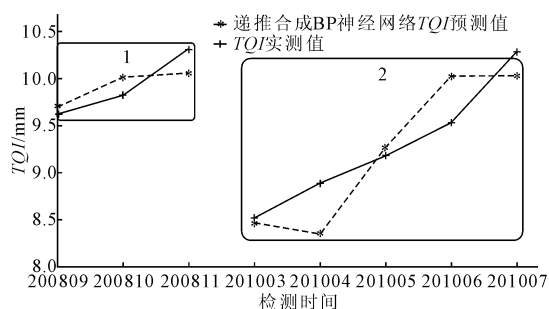


图7 递推合成BP网络TQI预测值与TQI实际检测值对比图

Fig.7 Comparison of the prediction values of recurrent composite BP network and factual values

参考文献

- [1] 罗林,张格明,吴旺青,等.轮轨系统轨道不平顺状态的控制[M].北京:中国铁道出版社,2006.
- [2] 徐鹏.铁路线路轨道动态不平顺变化特征研究[D].北京:北京交通大学,2009.
- [3] 曲建军,高亮,辛涛,等.基于改进灰色—马尔科夫链的轨道不平顺发展预测方法[J].北京交通大学学报.2010,34(4):107-111.
- [4] Iyengar R N, Jaiswal O R. Random field modeling of railway track irregularities[J]. Journal of Trans-

