

DOI: 10.11918/j.issn.0367-6234.201707012

基于非等间距灰色模型和 Elman 神经网络的轨道质量预测

马子骥, 唐 涛, 刘宏立, 彭 强, 金 滩

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘要: 轨道质量是影响行车安全的关键因素,合理预测轨道质量可以有效指导铁路工务部门进行轨道养护和维修. 轨道质量指数(Track Quality Index, TQI)是综合评价单一区间段内轨道质量的参数. 本文通过深入研究 TQI 的发展趋势,提出一种将非等间距灰色模型和遗传算法优化 Elman 神经网络相结合的预测方法. 首先利用优化后的非等间距灰色模型 GM(1,1)得到原始 TQI 序列的大致发展趋势,然后为了描述轨道质量发展中各因素之间复杂的函数关系,利用遗传算法优化后的 Elman 神经网络对初步预测结果进行残差校正,从而得到更为准确的 TQI 预测序列. 新方法将轨道质量发展趋势中的随机波动成分纳入方法考虑范围,充分挖掘了历史数据的发展规律. 利用沪昆线上行实测 TQI 数据对本文方法进行验证,实验结果表明:新方法对轨道质量发展中的随机波动趋势拟合效果较好;对于轨道质量预测,在利用非等间距灰色模型进行初步预测基础上,使用 Elman 神经网络进行残差校正,由此得到的预测结果在均方根误差、相对系数、决定系数等多个统计指标上均优于其他方法.

关键词: 轨道质量;非等间距;灰色模型;Elman 神经网络;遗传算法

中图分类号: U212.24+6

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2018)05-0137-08

Forecasting of track quality based on unequal-interval grey model and Elman neural network

MA Ziji, TANG Tao, LIU Hongli, PENG Qiang, JIN Tan

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Track quality is essential to track safety. A reasonable forecast of track quality is a good instructor for the department of railway maintenance when arranging track maintenance schedule. Track quality index (TQI) can evaluate track quality in a unique track interval. With research on the changing tendency of TQI, this paper proposes a forecasting method that combines unequal-interval Grey Model and Elman Neural Network. The Grey model GM(1, 1) is previously exploited to obtain an approximate forecast of original TQI series and then the residual error correction is corrected by using Elman Neural Network optimized by Genetic algorithm. The new method takes random fluctuation of changing tendency of TQI into consideration, thus the historical data can be treated more efficiently. The proposed method is demonstrated with practically measured data of Shanghai-Kunming Railway Line. The forecasting results show that, comparing to other forecasting methods, the method which uses Elman Network to correct residual error correction reaches higher forecasting accuracy at root mean square error, correlation coefficient and determination coefficient.

Keywords: track quality; unequal-interval; grey model; Elman neural network; genetic algorithm

近年来,中国铁路在六次大提速的背景下,客货运均呈现出高速化、重载化的趋势. 由此导致的轨道质量日益恶化也影响着行车安全和乘车体验^[1-2]. 传统的轨道养护方法主要分为“故障修”和“周期修”^[3],已经无法满足铁路高速运行的需要. 所以,利用轨道动态检测数据拟合轨道质量历史发展趋势^[4-5],并对其未来的发展趋势进行有效预测^[6],对于合理安排养护周期、提高养护效率具有重大意义.

轨道质量的发展具有趋势性和随机性. 国内外的学者对轨道质量的预测进行了大量研究. 日本学者三和雅史^[7-8]等根据实际养护作业的经验提出基于 Logistic 分布的特征值推移法来指导大型养路机械(Multiple Tie Tamper, MTT)的作业;日本铁道技术研究所(RTRI)研究人员 KAWAGUCHI A^[9]等以轨向不平顺的标准偏差来建立非线性退化模型,并以此为依据确定工务部门的养护计划;曼彻斯特大学(University of Manchester)的 HYSLIP J^[10]提出以轨检车得到的轨道几何数据为基础,使用分形法对检测数据进行分析并做出预测. 国内学者则主要围绕 TQI 开展研究. 曲建军^[11]将灰色系统不确定性理论引入轨道质量的预测领域,建立了轨道不平顺 TITCGM(1,

收稿日期: 2017-07-03

基金项目: 中央高校基本科研项目(1053214004);国家自然科学基金资助项目(61771191);湖南省科技计划重点项目(2015JC3053);湖南省自然科学基金项目(2017JJ2052)

作者简介: 马子骥(1978—),男,助理教授,硕士生导师;
刘宏立(1963—),男,教授,博士生导师

通信作者: 马子骥, zijima@hnu.edu.cn

1) -PC 灰色非线性预测模型;许玉德^[12]提出了利用动态轨检数据建立线性预测模型,然后利用 TQI 预测值来编制养护计划,韩晋^[13]提出了基于非等间距灰色理论和 BP 神经网络残差校正的预测方法.

但是,现有的预测方法均存在缺陷.例如,线性预测模型对异常点无法进行较好拟合,鲁棒性差;而以灰色理论为基础的 BP 神经网络残差校正模型,因 BP 网络初始权值和阈值均为随机赋值,导致预测结果缺乏稳定性,预测效果欠佳.

基于此,本文提出一种将非等间距灰色模型^[14-16]和遗传算法^[17-18]优化的 Elman 神经网络^[19-20]相结合的预测方法(GM-GA-Elman).首先通过非等间距灰色模型 GM(1,1)得到 TQI 序列的大致发展趋势和残差序列,然后利用遗传算法优化 Elman 神经网络的权值和阈值,最后使用优化后的 Elman 神经网络进行残差校正,最终得到一个更加准确的 TQI 预测序列.

1 非等间距灰色模型

1.1 非等间距序列的生成

设原始 TQI 序列值为

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(t_1), x^{(0)}(t_2), \dots, x^{(0)}(t_n)\}. \quad (1)$$

序列 $x^{(0)}(t_i)$ 所对应的检测时间为 t_i , 故原始 TQI 序列值的时间差为

$$\Delta t_i = t_i - t_{i-1}, i = 2, 3, \dots, n. \quad (2)$$

由于 TQI 序列的检测时间并非等差分布,即

$$\Delta t_i \neq \text{const}, i = 2, 3, \dots, n. \quad (3)$$

式中 const 表示常量, $X^{(0)}$ 为非等间距序列.

对原始 TQI 序列做一阶累加生成,并考虑到检测时间差 Δt_i , 则有

$$x^{(1)}(t_i) = \sum_{k=1}^i x^{(0)}(t_k) \Delta t_k, i = 2, 3, \dots, n. \quad (4)$$

$x^{(1)}$ 的初值一般取 $x^{(1)}(t_1) = x^{(0)}(t_1)$, 但是预测曲线不一定经过原始序列初值点,且由于原始序列中所有的点均与预测模型相关,所以本文将初值选取为原始序列均值,即

$$x^{(1)}(t_1) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(t_k). \quad (5)$$

1.2 非等间距灰色模型的建模

非等间距序列模型得到的一阶累加生成序列 $X^{(1)}$ 为

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(t_1), x^{(1)}(t_2), \dots, x^{(1)}(t_n)\}. \quad (6)$$

由一阶累加生成模块建立 GM(1,1) 模型,白化形式微分方程为

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + ax^{(1)}(t) = u, t \in [0, \infty). \quad (7)$$

将上式离散化,即对上式左右两边在 $[t_{i-1}, t_i]$

上进行积分:

$$x^{(0)}(t_i) \Delta t_i + a \int_{t_{i-1}}^{t_i} x^{(1)}(t) dt = u \Delta t_i, i = 2, 3, \dots, n. \quad (8)$$

称

$$z^{(1)}(t_i) = \int_{t_{i-1}}^{t_i} x^{(1)}(t) dt, i = 2, 3, \dots, n. \quad (9)$$

为 $x^{(1)}(t_i)$ 在区间 $[t_{i-1}, t_i]$ 上的白化背景值,一般将其简化^[15]为

$$z^{(1)}(t_i) = \frac{(x^{(1)}(t_i) + x^{(1)}(t_{i-1}))}{2} \Delta t_i. \quad (10)$$

离散化差分方程为

$$x^{(0)}(t_i) \Delta t_i + az^{(1)}(t_i) = u \Delta t_i. \quad (11)$$

式中: a 为发展系数,用来控制系统发展态势的大小, u 为灰色作用量,用来反映数据变化的不确切关系.

利用最小二乘法求得待辨识参数 a, u 为

$$(a, u)^T = (B^T B)^{-1} B^T Y. \quad (12)$$

其中:

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(t_2) & 1 \\ -z^{(1)}(t_3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(t_n) & 1 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(t_2) \\ x^{(0)}(t_3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(t_n) \end{bmatrix}. \quad (14)$$

将参数 a, u 代入微分方程解得时间响应函数为

$$\hat{x}^{(1)}(t_i) = (x^{(0)}(t_1) - \frac{u}{a}) e^{-a(t_i-t_1)} + \frac{u}{a}, \quad i = 2, 3, \dots, n. \quad (15)$$

从而得到 GM(1,1) 初步预测值为

$$\hat{x}^{(0)}(t_i) = \hat{x}^{(1)}(t_i) - \hat{x}^{(1)}(t_{i-1}), i = 2, 3, \dots, n. \quad (16)$$

1.3 背景值的优化

由式(12)~(15)可知背景值 $z^{(1)}(t_i)$ 的构造形式决定灰色模型的预测精度.由式(10)可知,在区间 $[t_{i-1}, t_i]$ 上使用梯形公式来代替曲线 $x^{(1)}(t_i)$ 与时间横轴围成的面积造成精度误差.为了减少此误差,利用文献[21]中的方法,即把背景值表达式优化为

$$z^{(1)}(t_i) = \frac{x^{(1)}(t_i) - x^{(1)}(t_{i-1})}{\ln x^{(1)}(t_i) - \ln x^{(1)}(t_{i-1})} \cdot \Delta t_i. \quad (17)$$

2 GA-Elman 残差校正模型

2.1 Elman 神经网络

Elman 神经网络是 J.E.Elman 于 1990 年首先提

出来的一种典型的局部回归神经网络. Elman 网络具有与多层前向网络(如 BP 神经网络)相似的多层结构.但是不同于传统的 BP 神经网络,Elman 网络中多出的承接层,增加了网络处理动态信息的能力和适应时变特性的能力^[19-20].其结构主要包括输入层、隐含层、输出层、承接层,网络模型见图 1.

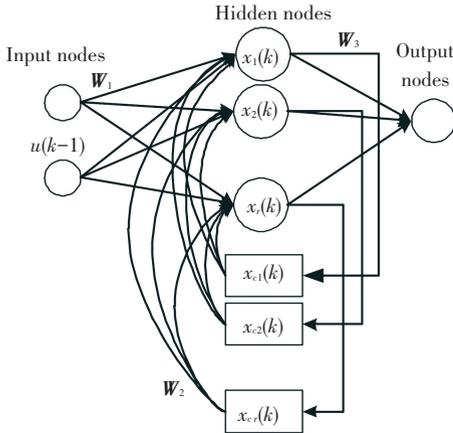


图 1 Elman 神经网络结构

Fig.1 The structure of Elman neural network

2.2 GA-Elman 残差校正模型

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种经典的启发式搜索算法,通用性强,能对多个领域的问题进行全局最优解搜索^[17-18].

轨道质量状态具有很强的趋势性和随机性,本文将遗传算法和 Elman 神经网络结合起来形成 GA-Elman 模型,即利用遗传算法对 Elman 神经网络的初始权值和阈值进行优化,优化后的网络在训练过程中能对突变数据进行充分学习并消除预测过程中随机因素的干扰,从而提高了预测精度. GA-Elman 残差校正模型的原理如下:

1) 通过改进的非等间距灰色模型得到初步预测值并求得残差序列

$$\delta(t_i) = x^{(0)}(t_i) - \hat{x}^{(0)}(t_i), i = 1, 2, \dots, n. \quad (18)$$

2) 为了避免不同量级的数据相互影响,对残差序列 $\delta(t_i)$ 进行归一化处理如下:

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min}) * (\delta - \delta_{\min})}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} + y_{\min}. \quad (19)$$

式中: $y_{\min} = -1, y_{\max} = 1$.

3) Elman 神经网络参数的确定:

神经网络的训练效果对参数极为敏感,具体参数的选取对实际情况的依赖度较高,采用经验值的场合较多^[22-23].其中,隐含层节点数一般遵循公式 $n_h = \sqrt{n_i + n_o} + m$,其中 n_h 为隐含层节点数, n_i 为输入层节点数, n_o 为输出层节点数, m 为 1~10 之间的整数.通过多次实验发现选取隐含层节点数为 3

时,网络结构较为稳定.同时,由于本文待处理数据量较小,如果算法在短时间内快速收敛则容易陷入局部最优,故选取学习速率为 0.1,附加动量因子取 0.9 以保证算法能高效运行又不至于陷入局部最优.另外,当隐含层节点数较小时,选取网络激活函数为

双曲正切 S 型函数 $\text{tansig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1$ 以及输

出层传递函数为线性传递函数 $\text{purelin}(n) = n$ 可以保证系统稳定运行;选取的迭代次数要足够大保证网络能充分训练以接近全局最优,故本文选取迭代次数为 4 000 次.

4) 遗传算法参数初始化:

待处理数据量较小,经多次实验发现,当 Elman 网络的隐含层节点数为 3 时,种群在 30 代以内基本接近收敛,故设置进化代数为 30 代,种群规模为 10;同时,经多次测试发现在 GA-Elman 模型运算过程中,染色体的平均适应度容易快速下降接近至最佳适应度导致模型快速收敛,故选用较低的交叉概率 $p_{\text{cross}} = 0.2$ 以降低收敛速度,选用较高的变异概率 $p_{\text{mutation}} = 0.1$ 来提高种群产生更优个体的能力,保证了最终结果平稳地收敛至最优解;

5) 染色体编码:

实数编码方式可以扩大寻优范围,同时无需进行频繁地编解码,相较于二进制编码,运算效率显著提高^[24],故本文选用实数编码方式.

神经网络在初始化权值和阈值系数时一般是在 $(-1, 1)$ 的范围内随机产生.适当扩大编码范围可适当提高染色体多样性,产生新的优秀个体的概率也随之变大.此范围过大则会使得权值和阈值过于分散,不利于种群进化.故本文设置权值和阈值系数的范围为 $(-3, 3)$,在此范围内随机产生 10 组权值和阈值系数构成一条染色体,该染色体包含了构成一个完整神经网络的全部权值和阈值系数;

6) 确定适应度函数:

适应度函数的选取直接决定了遗传进化的效果.将每个个体携带的权值和阈值赋入神经网络进行训练并预测输出,把预测输出 \hat{y}_r 和期望输出 y_r 之间的误差绝对值和 E 作为个体的适应度 F_{fitness} ,由此可知,适应度值越小,个体越优秀.

$$E = k_1 \sum_{i=1}^N (|y_r(i) - \hat{y}_r(i)|),$$

$$F_{\text{fitness}} = E.$$

式中: k_1 为系数, N 为网络输出节点数.

7) 遗传算法选择操作:

选择操作一般都有轮盘赌法、随机遍历抽样法、锦标赛法等^[25].选用轮盘赌法.对于个体 i ,其被选

择的概率是 p_i , 则:

$$f_i = k_2 / F_i$$

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}$$

式中: F_i 为个体 i 的适应度值, k_2 为取倒数系数, N 为种群规模.

8) 交叉操作:

采用实数交叉, 第 k 个染色体 a_k 和第 l 个染色体 a_l 在第 j 位的交叉^[26]操作如下

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{lj}(1 - b) + a_{kj}b, \\ a_{lj} = a_{kj}(1 - b) + a_{lj}b. \end{cases}$$

9) 变异操作:

选取第 i 个个体的第 j 个基因 a_{ij} 进行变异^[26], 方法如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - \text{HB}) * f(g), & r > 0.5; \\ a_{ij} + (\text{LB} - a_{ij}) * f(g), & r \leq 0.5; \end{cases}$$

$$f(g) = r_2 \left(1 - \frac{G_{\text{cur}}}{G_{\text{max}}}\right)^2$$

式中: HB 和 LB 分别为基因编码值的上下限, G_{cur} 为当前迭代次数, G_{max} 为总迭代次数, r 和 r_2 为 $[0, 1]$ 间的随机数.

根据以上参数设置建立 GA-Elman 残差校正模型. 当种群进化到每一代染色体满足以下条件之一时, 视为满足终止条件:

a) 每一代平均适应度值都收敛于最佳适应度值时;

b) 当连续多代染色体的平均适应度与最佳适应度差值较小, 但又不收敛于最佳适应度时, 为了提高算法运算效率, 终止进化.

最后, 将满足终止条件得到的最优种群解码为网络权值和阈值系数, 并赋值给 Elman 网络进行训练得到 GA-Elman 残差校正模型.

10) 残差校正:

利用训练好的 Elman 网络对残差序列 $\delta(t_i)$ 进行预测得到最终残差输出 $\hat{\delta}(t_i)$, 将其与初步预测值 $\hat{x}^0(t_i)$ 相加得到网络最终输出

$$x(t_i) = \hat{x}^0(t_i) + \hat{\delta}(t_i), i = 1, 2, \dots, n$$

3 GM-GA-Elman 预测模型

根据以上理论分析, GM-GA-Elman 预测模型原理如下利用非等间距灰色模型对 TQI 序列进行预测, 把得到的初步预测值与真实值进行比较得到残差序列. 最后将残差序列输入到 GA-Elman 残差校正模型中, 得到本文的最终预测值.

具体预测步骤如下:

1) 在进行灰色建模之前, 要对输入数据进行级比检验以判断其是否适用于灰色模型建模. 方法如下

$$\lambda(t_i) = \frac{x^{(0)}(t_{i-1})}{x^{(0)}(t_i)}, i = 2, 3, \dots, n$$

若对 $\forall \lambda(t_i), i = 2, 3, \dots, n$ 都有

$$\lambda(t_i) \in (e^{-\frac{2}{n+2}}, e^{\frac{2}{n+2}}), i = 2, 3, \dots, n$$

则输入数据可以直接使用灰色模型建模. 否则需要选取适当常数 c 对原始数据序列 $X^{(0)}$ 进行适当平移

$$X^{(0)} = X^{(0)} + c.$$

2) 将步骤 1) 中处理完以后的数据做累加处理, 得到一阶累加序列 $X^{(1)}$;

3) 将一阶累加序列 $X^{(1)}$ 输入至非等间距 GM(1, 1) 模型, 同时利用优化后背景值表达式(17)代替传统背景值表达式(10)进行灰色建模, 求得辨识参数 a, u ;

4) 由 a, u 得到最终的时间响应函数并求得初步预测值 $\hat{X}^{(0)}$ 和残差序列 $\delta(t_i)$;

5) 将 $\delta(t_i)$ 输入至 GA-Elman 残差校正模型中得到残差校正值 $\hat{\delta}(t_i)$;

6) 由残差校正值 $\hat{\delta}(t_i)$ 和初步预测值 $\hat{X}^{(0)}(t_i)$ 得到最终预测值

$$x(t_i) = \hat{x}^{(0)}(t_i) + \hat{\delta}(t_i), i = 1, 2, \dots, n$$

7) 若在步骤 1) 中进行了平移, 则反平移得到最终的 TQI 预测序列. 流程图见图 2.

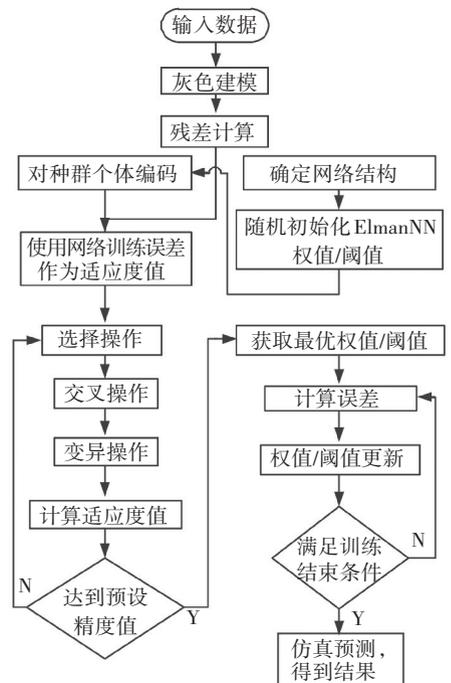


图 2 GM-GA-Elman 预测模型流程图
Fig.2 Flow chart of GM-GA-Elman model

4 TQI 预测效果分析

选取提速干线沪昆线上行 K226.0~K226.2 以及 K226.4~K226.6 的轨检车 TQI 数据对 GM-GA-Elman 预测模型进行验证. 为了验证本文模型的可靠性,选取参考文献[11~13]的方法进行对比.

决定系数(R-square)、相关系数以及均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)是统计学中常用的拟合优劣判定标准^[26].

4.1 K226.0~K226.2 区间段预测结果分析

选取 K226.0~K226.2 线路段 2007 年 9 月~2008 年 8 月期间共 19 组 TQI 序列作为原始训练序列,预测 2008 年 9 月~2008 年 12 月共 7 组 TQI 值.

图 3 为经过非等间距灰色模型预测后的结果.

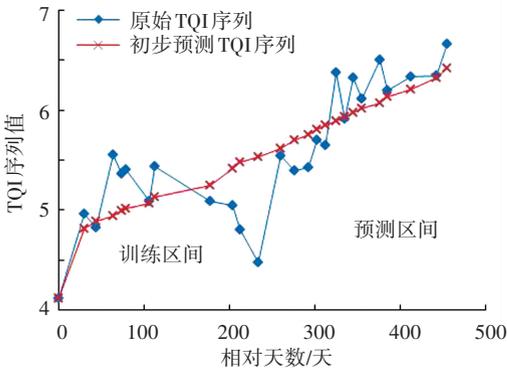


图 3 K226.0~K226.2 区间段初步预测值和原始 TQI 值对比

Fig.3 The comparison between preliminary data and measured data at K226.0~K226.2

由图 3 可知,单一的非等间距灰色模型只能反映 TQI 序列的大致变化趋势,难以体现局部变化.然后,利用 GA-Elman 残差校正模型进行残差校正,得到的结果见图 4.

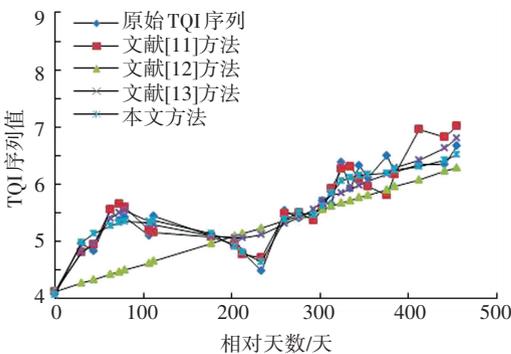


图 4 K226.0~K226.2 区间段最终预测值和原始 TQI 值对比

Fig.4 The comparison between final data and measured data at K226.0~K226.2

种群进化曲线见图 5,当进化至第 17 代时,种群趋于收敛,说明此时模型已接近最优解.

本文预测结果与参考文献[11~13]的方法预测

结果的对比见表 1 和表 2.

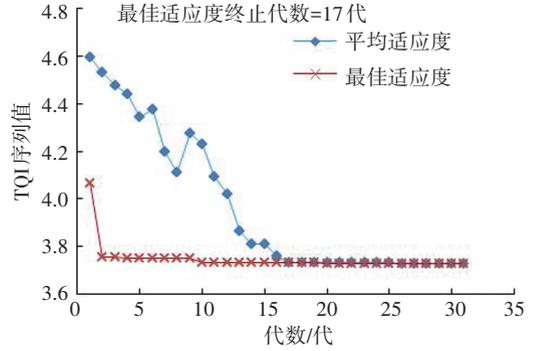


图 5 遗传算法适应度变化曲线(K226.0~K226.2 区间段)

Fig.5 Curves for fitness function of genetic algorithm at K226.0~K226.2

表 1 K226.0~K226.2 区间段 4 种预测方法结果对比

Tab.1 The comparison of conclusion of four forecasting methods at K226.0~K226.2

检测时间	原始值	文献[11]方法	文献[12]方法	文献[13]方法	本文方法
2008/09/05	6.321	6.095	5.759	5.975	6.143
2008/09/15	6.109	5.965	5.806	6.049	6.162
2008/10/06	6.503	5.798	5.906	6.164	6.192
2008/10/15	6.201	6.167	5.949	6.277	6.245
2008/11/11	6.336	6.952	6.078	6.413	6.308
2008/12/11	6.346	6.816	6.221	6.633	6.424
2008/12/24	6.659	7.009	6.801	6.801	6.515

表 2 K226.0~K226.2 区间段 4 种预测方法评价指标

Tab.2 The comparison of evaluation index of four forecasting methods at K226.0~K226.2

统计指标	指标数值			
	文献[11]	文献[12]	文献[13]	本文
平均相对误差	5.46%	5.54%	2.76%	1.86%
R-square	7.809	5.573	2.797	0.760
相关系数	0.422	0.601	0.611	0.622
RMSE	0.430	0.387	0.224	0.151

结果表明,文献[11]中建立的 TITCGM(1,1)-PC 模型使用周期性函数对原始数据列中隐含周期成分和一定的随机成分进行拟合,平均相对误差为 5.46%,RMSE 较高,达到了 0.430,模型预测效果一般;由于线性模型结构过于单一,所以文献[12]建立的线性预测模型预测效果较差,均方根误差过高;文献[13]中利用 BP 神经网络进行残差校正,虽然可以较好地拟合训练区间,但由于模型未对初始权值和阈值进行优化,导致预测结果不够理想,RMSE

达到 0.224;本文预测方法充分发挥了神经网络的优势,对原始 TQI 序列拟合效果较好,相对平均误差低至 1.86%,同时,R-square、相关系数、均方根误差等三项统计指标均优于文献[11]、[13]的方法.虽然从相关系数来看,文献[12-13]的方法与本文方法差别不大,但是从 R-square 来看,本文方法的优势十分明显.

4.2 K226.4~K226.6 区间段预测结果分析

另选取 K226.4~K226.6 线路段 2007 年 9 月~2008 年 8 月期间共 19 组 TQI 序列作为训练数据,预测 2008 年 9 月~2008 年 12 月共 7 组 TQI 值.

经过非等间距灰色模型预测后的结果见图 6.

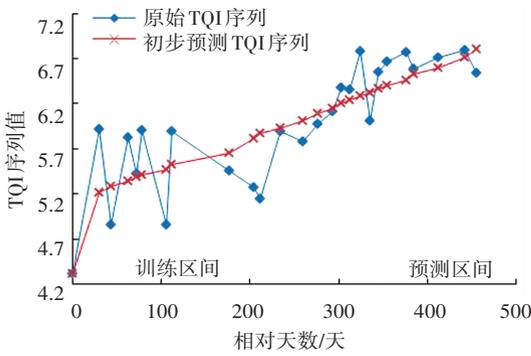


图 6 K226.4~K226.6 区间段初步预测值和原始 TQI 值对比

Fig.6 The comparison between preliminary data and measured data at K226.4~K226.6

通过 GA-Elman 残差校正模型进行残差校正后得到的结果见图 7.

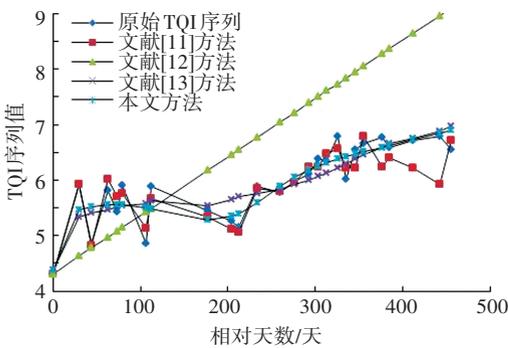


图 7 K226.4~K226.6 区间段最终预测值和原始 TQI 值对比

Fig.7 The comparison between final data and measured data at K226.4~K226.6

遗传算法种群进化曲线见图 8,由图可知当种群进化至 30 代时,种群趋于收敛,说明此时模型已接近最优解.

结果表明,文献[12]中的方法由于未考虑突变数据点的影响,使得线性模型中的斜率过大,导致预测结果几乎不具备研究价值;预测序列平均相对误差低至 1.89%,低于文献[11]的 5.74%和文献[13]

的 2.59%;均方根误差显著下降,低至 0.165;确定系数也明显优于文献[11]、[13].虽然在个别点的精度不如文献[11]、[13],但是整体来说,本文方法的多项统计性能均优于文献[11]、[13],且在不同区段上均保持稳定,鲁棒性更好.

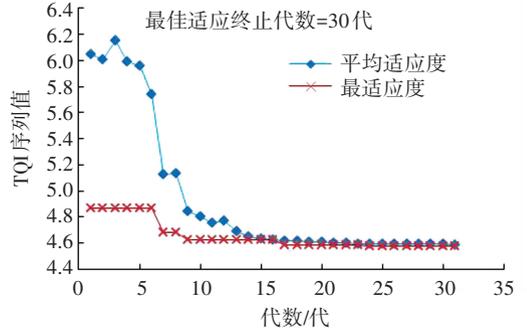


图 8 遗传算法适应度变化曲线(K226.4~K226.6 区间段)

Fig.8 Curves for fitness function of genetic algorithm at K226.4~K226.6

本文预测结果与其他方法的对比见表 3 和表 4.

表 3 K226.4~K226.6 区间段 4 种预测方法结果对比

Tab.3 The comparison of conclusion of four forecasting methods at K226.4~K226.6

检测时间	原始值	文献[11]方法	文献[12]方法	文献[13]方法	本文方法
2008/09/05	6.554	6.226	7.948	6.381	6.469
2008/09/15	6.662	6.785	8.054	6.461	6.510
2008/10/06	6.767	6.239	8.275	6.585	6.593
2008/10/15	6.587	6.405	8.370	6.662	6.628
2008/11/11	6.714	6.22	8.654	6.761	6.731
2008/12/11	6.794	5.935	8.971	6.381	6.847
2008/12/24	6.544	6.724	9.108	6.976	6.898

表 4 K226.4~K226.6 区间段 4 种预测方法评价指标

Tab.4 The comparison of evaluation index of four forecasting methods at K226.4~K226.6

统计指标	指标数值			
	文献[11]	文献[12]	文献[13]	本文
平均相对误差	5.74%	27.38%	2.59%	1.89%
R-square	18.779	391.927	4.554	2.579
相关系数	-0.584	0.161850	0.150	0.164
RMSE	0.455	1.867	0.209	0.165

5 结 论

1) 对非等间距灰色模型进行背景值优化,利用积分的几何意义,将累加生成序列视为非齐次指数

函数形式,重构非等间距灰色模型的背景值,有效提高了模型的预测精度值;

2) 利用遗传算法进行全局寻优得到权值和阈值的最优解,相对于其他方法中对初始权值和阈值随机赋值,本文方法稳定性更高;

3) 由于 Elman 神经网络具有动态反馈特性,对于发展趋势具有典型随机性的 TQI 序列来说,Elman 神经网络能更好地拟合原始数据,预测效果更佳;

4) 使用多种统计指标评价本文方法,提高了评价的准确性和可靠性;

5) 本文验证了 Elman 神经网络在小样本、贫信息的预测问题中,可以对短期内的数据进行较好地预测,但是如何将其引入中长期预测问题中,还有待进一步研究。

参考文献

- [1] 李萌. 基于组合预测模型的轨道不平顺预测研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013. DOI: 10.7666/d.Y2334494.
LI Meng. Research on track irregularity prediction based on combination prediction model [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013. DOI: 10.7666/d.Y2334494.
- [2] 周宇, 许玉德. 基于遗传算法的轨道状态最优综合维修计划模型改进[J]. 华东交通大学学报, 2005, 22(1): 15-20. DOI: 10.3969/j.issn.1005-0523.2005.01.005.
ZHOU Yu, XU Yude. Designing of optimization track synthetical maintenance plan model based on genetic algorithms [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2005, 22(1): 15-20. DOI: 10.3969/j.issn.1005-0523.2005.01.005.
- [3] 汤国防. 铁路轨道几何不平顺变化特征及其预测模型研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.
Tang Guofang. Study on variation characteristics and prediction models of railway track geometric irregularity [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.
- [4] 曲建军, 高亮, 田新宇, 等. 基于灰色理论的轨道几何状态中长期时变参数预测模型的研究[J]. 铁道学报, 2010, 32(2): 55-59. DOI: 10.3969/j.issn.1001-8360.2010.02.010.
QU Jianjun, GAO Liang, TIAN Xinyu, et al. Study on the mid & long term prediction model of track geometry state based on the grey time-varying parameters theory [J]. Journal of the China Railway Society, 2010, 32(2): 55-59. DOI: 10.3969/j.issn.1001-8360.2010.02.010.
- [5] PERRIN G, SOIZE C, DUHAMEL D, et al. Track irregularities stochastic modeling [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2013, 34(34): 123-130.
- [6] 许雯, 韩峰. 利用轨道质量指数 TQI 合理安排线路养护维修周期的方法研究[J]. 兰州工业学院学报, 2015, 22(1): 45-47. DOI: 10.3969/j.issn.1009-2269.2015.01.011.
XU Wen, HAN Feng. Research on using track quality index (TQI) to reasonable arrangement of line maintenance and repair cycle [J]. Journal of Lanzhou Institute of Technology, 2015, 22(1): 45-47. DOI: 10.3969/j.issn.1009-2269.2015.01.011.
- [7] 三和雅史, 石川達也, 大山達雄. 軌道状態推移予測モデルの構

- 築と最適軌道保守計画作成のための全整数型数理計画モデル分析[A]. 日本: 土木学会論文集, 2001, 681: 51-65.
MIWA M, ISHIKAWA T, OYAMA T. Modeling the transition process of railway track irregularity and all integer mathematical programming model analyses for making optimal track maintenance schedule [J]. Japan: Proceedings of JSCE, 2001, 681: 51-65.
- [8] 许玉德, 曾学贵. 建立整数型轨道状态最优综合维修计划模型[J]. 铁道学报, 2003, 25(6): 85-88. DOI: 10.3321/j.issn:1001-8360.2003.06.018.
XU Yude, ZENG Xuegui. Foundation of the optimized comprehensive integral track maintenance plan model [J]. Journal of the China Railway Society, 2003, 25(6): 85-88. DOI: 10.3321/j.issn:1001-8360.2003.06.018.
- [9] KAWAGUCHI A, MIWA M, TERADA K. Actual data analysis of alignment irregularity growth and its prediction model [J]. Quarterly Report of RTRI, 2005, 46(4): 262-268.
- [10] HYSLIP J. Fractal analysis of geometry data for railway track condition assessment [D]. Manchester: University of Manchester, 2002.
- [11] 曲建军. 基于提速线路 TQI 的轨道不平顺预测与辅助决策技术的研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2010. DOI: 10.7666/d.y1963423.
QU Jianjun. Study on the track irregularity prediction and decision-aided technology based on TQI of raising speed lines [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010. DOI: 10.7666/d.y1963423.
- [12] 许玉德, 吴纪才. 利用线性预测模型分析轨道不平顺发展[J]. 石家庄铁道大学学报自然科学版, 2005, 18(1): 6-9. DOI: 10.3969/j.issn.2095-0373.2005.01.002.
XU Yude, WU Jicai. Analysis on development of track irregularities with linear forecast model [J]. Journal of Shijiazhuang Railway Institute, 2005, 18(1): 6-9. DOI: 10.3969/j.issn.2095-0373.2005.01.002.
- [13] 韩晋, 杨岳, 陈峰, 等. 基于非等时距加权灰色模型与神经网络的轨道不平顺预测[J]. 铁道学报, 2014, 36(1): 81-87. DOI: 10.3969/j.issn.1001-8360.2014.01.013.
HAN Jin, YANG Yue, CHEN Feng, et al. Prediction of track irregularity based on non-equal interval weighted grey model and neural network [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(1): 81-87. DOI: 10.3969/j.issn.1001-8360.2014.01.013.
- [14] 李嵩松, 惠晓峰. 股票指数模糊随机预测与灰色预测实证比较研究[J]. 哈尔滨工业大学学报(社会科学版), 2010, 12(5): 48-53. DOI: 10.3969/j.issn.1009-1971.2010.05.009.
LI Songsong, HUI Xiaofeng. A Comparative study on stock index grey prediction and fuzzy stochastic prediction [J]. Journal of Harbin Institute of Technology (Social Sciences Edition), 2010, 12(5): 48-53. DOI: 10.3969/j.issn.1009-1971.2010.05.009.
- [15] 舒诗湖, 向高, 何文杰, 等. 灰色模型在城市中长期用水量预测中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009(2): 85-87.
SHU Shihu, XIANG Gao, HE Wenjie, et al. Application of GM(1, 1) in long-term urban water demand and forecast [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2009, 41(2): 85-87.
- [16] 魏海龙, 李迅波, 沈艳, 等. 基于灰色模型的无线传感器网络动态功耗管理研究[J]. 传感技术学报, 2011, 24(1): 140-144. DOI: 10.3969/j.issn.1004-1699.2011.01.028.
WEI Hailong, LI Xunbo, SHEN Yan, et al. The research on dynamic power management of wireless sensor networks based on grey model [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2011, 24(1): 140-144. DOI: 10.3969/j.issn.1004-1699.2011.01.028.
- [17] 朱伟, 徐克林, 朱易. 敏捷制造中面向盟友选择问题的遗传算

- 法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(9):1500-1503.
- ZHU Wei, XU Kelin, ZHU Yi. A genetic algorithm focusing on the problem of partner selection in agile manufacturing [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2010, 42(9):1500-1503.
- [18] 崔光照, 李小广, 张勋才, 等. 基于改进的粒子群遗传算法的 DNA 编码序列优化[J]. 计算机学报, 2010, 33(2):311-316. DOI: 10.3724/SP.J.1016.2009.00311.
- CUI Guangzhao, LI Xiaoguang, ZHANG Xuncai, et al. The optimization of DNA encodings based on modified PSO/GA algorithm [J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(2):311-316. DOI: 10.3724/SP.J.1016.2009.00311.
- [19] Song Q. On the weight convergence of elman networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(3):463-80.
- [20] Lin W M, Hong C M. A new elman neural network-based control algorithm for adjustable-pitch variable-speed wind-energy conversion systems [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2011, 26(2):473-481.
- [21] 马洪霞, 丛林虎. 基于改进非等间隔灰色预测模型的导弹退化状态预测[J]. 计算机与现代化, 2016(3):5-10. DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2016.03.002.
- MA Hongxia, CONG Linhu. Prediction of missile degradation condition based on improved unequal interval grey model [J]. Computer and Modernization, 2016(3): 5-10. DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2016.03.002.
- [22] 赵望达, 李卫高, 熊涵予, 等. 一种新型 BP 神经网络模型在火灾探测信息处理中的应用 [J]. 铁道科学与工程学报, 2015(5):1212-1218. DOI: 10.3969/j.issn.1672-7029.2015.05.034.
- ZHAO Wangda, LI Weigao, XIONG Hanyu, et al. Improved neural network model application in fire detection [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2015(5):1212-1218. DOI: 10.3969/j.issn.1672-7029.2015.05.034.
- [23] 崔东文. 改进 Elman 神经网络在径流预测中的应用[J]. 水利水电工程学报, 2013(2):71-77. DOI: 10.3969/j.issn.1009-640X.2013.02.012.
- CUI Dongwen. An improved Elman neural network and its application to runoff forecast [J]. Hydro-Science and Engineering, 2013(2):71-77. DOI: 10.3969/j.issn.1009-640X.2013.02.012.
- [24] 张超群, 郑建国, 钱洁. 遗传算法编码方案比较[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3):819-822. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2011.03.005.
- ZHANG Chaoqun, ZHENG Jianguo, QIAN Jie. Comparison of coding schemes for genetic algorithms [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3):819-822. DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2011.03.005.
- [25] 于莹莹, 陈燕, 李桃迎. 改进的遗传算法求解旅行商问题[J]. 控制与决策, 2014, 29(8):1483-1488. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2013.0598.
- YU Yingying, CHEN Yan, LI Taoying. Improved genetic algorithm for solving TSP [J]. Control and Decision, 2014(8):1483-1488. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2013.0598.
- [26] ABUDU S, KING J, ABUDUKADEER K. Comparison of performance of statistical models in forecasting monthly stream flow of Kizil river, China [J]. Water Science and Engineering, 2010, 3(3):269-281. DOI: 10.3882/j.issn.1674-2370.2010.03.003.

(编辑 苗秀芝)