

GM-BP 组合预测模型在桥梁施工监控中的应用

包龙生¹,冯元东¹,包宇扬²,于 玲¹

(1. 沈阳建筑大学交通工程学院,辽宁 沈阳 110168;2. 辽宁省交通高等专科学校道桥系,辽宁 沈阳 110122)

摘 要 目的 针对灰色理论模型在桥梁施工监控中预测误差大的情况,提出一种能够改进灰色理论模型并提高预测精度的方法。方法 利用灰色理论模型对原始数据进行初步拟合,预测后数据作为神经网络预测模型的输入值,利用神经网络模型的非线性拟合能力得出更精确的预测值,并将灰色理论-神经网络组合预测模型(GM-BP 组合预测模型)应用于华晨宝马大东工厂扩能项目铁路专用线 T 构工程施工监控中进行验证。结果 在华晨宝马大东工厂扩能项目铁路专用线 T 构工程施工监控中,GM-BP 组合预测模型预测结果的相对误差在 0.01%~0.1%,单灰色理论预测模型预测结果的相对误差 0.01%~0.41%。结论 GM-BP 组合预测模型弥补灰色理论模型的非线性拟合能力差的缺点,同时缩减了神经网络模型的数据需求量,在特征数据不规律且样本数量较少的情况下也能实现高精度预测,为施工监控的预测提供了有效方法,使其更好地应用于悬臂梁桥施工监控。

关键词 施工监控;多变量灰色预测模型;神经网络;组合预测模型

中图分类号 TU997;U445.7

文献标志码 A

Application of GM-BP Combination Prediction Model in Bridge Construction Monitoring

BAO Longsheng¹, FENG Yuandong¹, BAO Yuyang², YU Ling¹

(School of Transportation Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; Department of Road and Bridge, Liaoning Provincial College of Communications, Shenyang, China, 110122)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of the gray theory model in bridge construction monitoring, a method to improve the gray theory prediction model is proposed. Aiming at the shortcomings of traditional gray theory prediction models such as poor prediction results under irregular data conditions, a method of combining gray theory and neural network prediction models is proposed, and the grey theory-neural network combined prediction model (hereinafter referred to as GM-BP combined prediction model) is applied to the expansion of BMW Brilliance Dadong Plant. It can be verified in the construction monitoring of continuous T-structure engineering of special railway line of energy project. In the construction monitoring of the

收稿日期:2021-07-16

基金项目:“十三五”国家重点研发计划重点专项基金项目(2018YFC0809606)

作者简介:包龙生(1971—),男,教授,博士,主要从事桥梁工程结构方面研究。

continuous T-structure engineering of the railway dedicated line for the expansion project of BMW Brilliance Dadong Factory, the relative error of the prediction result of the GM-BP combined prediction model is between 0.01% and 0.1%, and the relative error of the prediction result of the single gray theory prediction model is between 0.01% and 0.41%. The GM-BP combined forecasting model makes up for the shortcomings of the gray theoretical model's poor nonlinear fitting ability, and at the same time reduces the data demand of the neural network model. It can also achieve high-precision forecasting in the case of irregular feature data and a small number of samples. It provides an effective method for the prediction of construction monitoring, so that it can be better applied to the construction monitoring of cantilever bridges.

Key words: construction monitoring; multivariable grey prediction model; neural network; combined forecasting model

悬臂法施工以地形适应性强、施工进度快、占用空间小等特点,在桥梁设计建设中得到了广泛应用。悬臂法施工过程中,两端同时进行施工,施工进度快,但两端挠度变化不同,标高调整难度大,施工监控就成为了必不可少的步骤,常用的监控方法有开环控制法、闭环控制法和自适应控制法,由于监控数据存在误差,所以在进行施工监控的同时利用数学模型对监控数据进行修正,保证监控效果更精确。灰色理论和神经网络作为非常成熟的数学模型已被应用于桥梁施工监测^[1]。

灰色理论系统由邓聚龙^[2]教授在1982年提出,目前灰色系统模型在施工控制、市政工程、经济分析、电力工程、工业机床等领域都已得到应用,是一种应用广泛且成熟的预测模型。在20世纪后期,灰色系统理论已作为重要的理论方法在桥梁领域得以应用。近些年来,许多研究人员通过残差修正法^[3]、最优初始条件法^[4]、累积法^[5]等方法对灰色系统模型进行改进,取得了更精确的预测成果。段宝福等^[6]将传统GM(1,1)改进为SCGM(1,1)动态模型对江苏南河大桥进行应力预测。张永水等^[7]将灰色理论应用于连续刚构桥的线型控制上。张朋宇等^[8]运用灰色理论对客运专线连续箱梁水平转体进行施工控制。包龙生等^[5]利用累积法改进灰色预测模型对辽宁丹东疏港大桥进行施工标高预测,通过累积法将GM(1,1)预测模型

中的白化响应式替换为内涵型预测公式,将预测误差均值从0.044%优化为0.033%,应用于实际工程并取得了很好效果。

悬臂梁施工阶段采集的数据由于施工、测量等阶段产生误差的原因,会出现数据波动的情况,同时灰色系统的非线性拟合能力较差,原始误差对模型精度有较大影响,所以灰色理论预测模型对标高预测效果不佳。基于此,笔者分别研究灰色预测模型和神经网络预测模型的预测原理及预测效果,建立GM-BP组合预测模型,以提高预测精度;并在沈阳华晨宝马工厂施工过程中采集原始数据并建立组合预测模型对背景工程的标高进行预测。研究表明:GM-BP组合模型的预测结果比单灰色理论系统的预测结果更加精确;通过模型对原始数据进行拟合,得到了标高与变量之间的数学关系;模型建立后,在未获得实测数据时,可为监控工作提供预测数据;综合数学模型、有限元模型和实测值的分析结果,多角度地进行监控工作,保证了桥梁施工的安全进行。

1 GM-BP 组合预测模型的构建

1.1 GM-BP 组合预测模型的建立原理

灰色理论预测模型和BP神经网络预测模型都存在自身的缺点。灰色理论预测模型在建模时对数据量要求小,容错性大;但是灰色理论预测模型的非线性拟合能力差,不

适用于长期预测,在系统不稳定的状态下,误差较大。神经网络预测模型的非线性能力更强,但是需要庞大且广泛的数据进行训练。

根据灰色系统理论和神经网络模型在建模过程中就包含有灰箱系统,含有灰色部分的特点,我们可以用灰色系统考察神经网络,同时也可以神经网络技术来研究灰色系统^[9]。通过对两种单模型的研究,可知二者在预测的机理和信息处理上有相似处,采用神经网络和灰色理论为组合模型的方式,可以吸取两种单模型的优势,融合为组合预测模型^[9]。

1.2 GM(1,1) 预测模型的建立

GM(1,1) 预测模型建模原理是对某一数据序列用累加的方式生成一组趋势明显的新数据序列,按照新的数据序列的增长趋势建立模型进行预测,然后再运用累减的方法进行逆向计算,恢复原始数据序列,进而得到预测结果,建模步骤如下:

设 $X^{(0)}$ 为原始数列, $X^{(1)}$ 为 $X^{(0)}$ 的一次累加后生成的数据序列, $Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值等权生成序列。

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(n_1)\}^T. \quad (1)$$

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \cdots, x^{(1)}(n_1)\}^T. \quad (2)$$

$$Z^{(1)} = \{z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \cdots, z^{(1)}(n_1)\}^T. \quad (3)$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \cdots, n. \quad (4)$$

$$z^{(1)}(k) = 0.5(x^{(1)}(k-1) + x^{(1)}(k)),$$

$$k = 2, 3, \cdots, n_1. \quad (5)$$

则称式(6)为 GM(1,1) 模型^[12]。

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b. \quad (6)$$

GM(1,1) 模型的参数辨识为

$$P = [a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y. \quad (7)$$

其中, $Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}.$

建立白化微分方程:

$$\frac{dx_1^{(1)}}{dt} + ax_1^{(1)} = b. \quad (8)$$

式中: a 为发展系数, b 为灰色作用量。

白化方程的解为

$$x^{(1)}(t) = (x^{(1)}(1) - \frac{b}{a})e^{-a(t-1)} + \frac{b}{a}. \quad (9)$$

模型时间响应序列为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}. \quad (10)$$

则累减还原值为

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) = (1 - e^a)(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak}. \quad (11)$$

还原值即为 GM(1,1) 模型的预测值。

1.3 GM-BP 组合预测模型

在 GM(1,1) 预测模型的基础上,运用神经网络模型,将 GM(1,1) 预测模型的预测结果进行拟合,利用神经网络的非线性拟合能力,提高模型的预测精度。GM-BP 组合预测模型的建立过程如下:

(1) 通过 GM(1,1) 预测模型将截面温度、环境温度、悬臂重量、应变及弹性模量等相关因素的原始数据进行预处理,分别得到各种相关因素的灰色模型预测值;

(2) GM(1,1) 预测模型预测值通过式(12)进行归一化处理;

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \quad (12)$$

(3) 建立神经网络系统,设置训练参数:最大训练次数,训练要求精度,神经网络的学习率;

(4) 将归一化后的数据作为 BP 神经网络的输入值,将实际标高归一化后数据作为输出值对神经网络进行训练;

(5) 将需要预测的数据输入训练好的神经网络得到归一化的预测值,最后将归一化的预测值反归一化得到预测标高。

2 预测模型在桥梁监控中的应用

现阶段,施工监测中大多使用单模型对施工监控中数据进行预测和修正,但每个模型都有自身不能克服的缺点,笔者将灰色理

论预测模型与 GM-BP 组合预测模型的预测结果相对比,体现组合预测模型对单模型的缺点的改进效果。

2.1 工程背景

沈阳华晨宝马大东工厂扩能项目铁路专用线工程,位于沈阳市大东区,自沈阳东站东侧咽喉引出,与待建沈白客专及改建沈吉铁路并行敷设。

主梁采用预应力混凝土连续箱梁结构,跨度为(56+56)m,一联全长112m。中支点截面中心处梁高6m;边跨14m直线段,截面中心处梁高3.0m,桥梁悬臂半立面图及尺寸如图1所示。

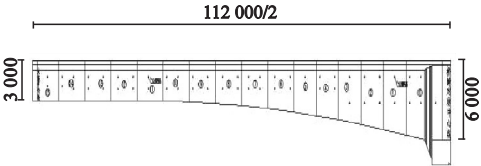


图1 桥梁悬臂半立面图

Fig.1 Half elevation of bridge cantilever

在利用数学模型对标高进行预测的同时,需要对结构的变形进行计算验证,数学模型与有限元模型结合验证,确保监控顺利进行,笔者借助 MIDAS Civil 进行有限元建模,建立有限元模型如图2所示,14号块张拉阶段桥梁竖向变形如图3所示,14号块张拉阶段桥梁内力如图4所示,14号块张拉阶段桥梁竖向应力如图5所示。



图2 桥梁有限元模型图

Fig.2 Finite element model of bridge

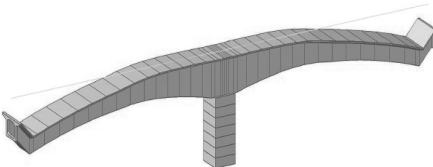


图3 桥梁变形图

Fig.3 Deformation diagram of bridge

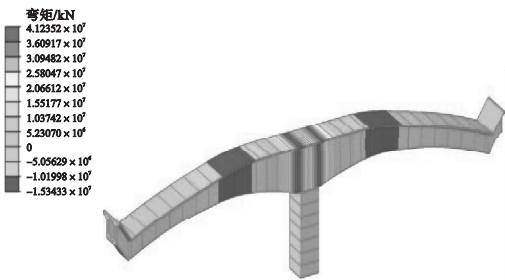


图4 桥梁内力图

Fig.4 Internal force diagram of bridge

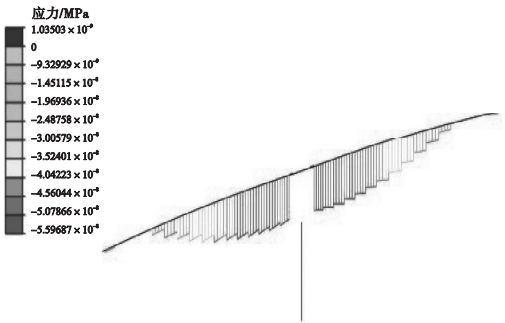


图5 桥梁应力图

Fig.5 Stress diagram of bridge

在施工监控过程中采集实测数据,应用灰色关联度法选取实测标高、截面温度(弦式应变传感器数值)、环境温度、弹性模量、应变值(弦式应变传感器数值)以及悬臂重力多组数据,经筛选作为原始数据,如表1所示。

2.2 多变量灰色预测模型构建与预测

笔者采集数据有多种相关因素,为保证对比性和数据的统一性,灰色理论预测模型选用多变量灰色预测模型^[4],通过 MATLAB 软件建立多变量灰色预测模型对背景工程的标高进行预测,并对其预测精度进行检验,模型计算过程如下:

(1)将各个变量根据式(4)进行累加处理后,组成累加矩阵 B, Y ;

表 2 多变量灰色预测模型对标高预测结果与精度检验

Table 2 Elevation prediction results and accuracy test of multivariable grey prediction model				
所在位置	Z/m	Z ₀ /m	ε/m	$\frac{\varepsilon}{Z_0}/\%$
0 号块	69.033 0	69.033	0.00	0.00
1 号块	68.922 6	68.997	0.07	0.11
2 号块	68.967 4	68.945	-0.02	-0.03
3 号块	68.880 1	68.896	0.02	0.02
4 号块	68.858 7	68.805	-0.05	-0.08
5 号块	68.707 6	68.761	0.05	0.08
6 号块	68.733 8	68.651	-0.08	-0.12
7 号块	68.468 6	68.584	0.12	0.17
8 号块	68.495 0	68.512	0.02	0.02
9 号块	68.662 5	68.426	-0.24	-0.35
10 号块	68.059 0	68.336	0.28	0.41
11 号块	68.364 8	68.272	-0.09	-0.14
12 号块	68.153 2	68.158	0.00	0.01
13 号块	68.124 3	68.094	-0.03	-0.04
14 号块	67.835 7	67.992	0.16	0.23
15 号块	68.143 6	67.907	-0.24	-0.35

注:Z 为 GM(0,5) 预测模型预测值;Z₀ 为实测值;ε 为 GM(0,5) 预测模型预测误差。

由多变量灰色预测模型的预测结果可知,由于灰色理论的非线性拟合能力较差,当数据离散度较大时,GM(0,5) 预测模型的预测结果相对误差在 0.01% ~ 0.41%,稳定性较差,误差较大,预测效果不理想。

2.3 GM-BP 组合预测模型构建与预测
首先按照 1.2 节的步骤建立 GM(1,1) 预测模型对所有变量数据进行预测,预测数据结果见表 3。

表 3 GM(1,1) 预测模型对变量预测结果表
Table 3 Prediction results of GM(1,1) prediction model on variables

位置	环境温度/℃	截面温度/℃	悬臂重力/kN	应变/10 ⁻⁶	弹性模量/Pa
0 号块	23.00	31.20	893.16	3 626.00	35 700.00
1 号块	27.89	35.02	3 567.62	3 576.44	36 231.49
2 号块	26.89	34.41	3 903.84	3 556.34	36 197.33
3 号块	25.93	33.81	4 271.74	3 536.36	36 163.20
4 号块	25.00	33.23	4 674.31	3 516.48	36 129.10
5 号块	24.10	32.65	5 114.82	3 496.72	36 095.03
6 号块	23.24	32.09	5 596.85	3 477.07	36 061.00
7 号块	22.41	31.53	6 124.30	3 457.53	36 027.00
8 号块	21.60	30.99	6 701.46	3 438.10	35 993.03
9 号块	20.83	30.45	7 333.01	3 418.78	35 959.09
10 号块	20.08	29.92	8 024.08	3 399.57	35 925.19
11 号块	19.36	29.40	8 780.28	3 380.46	35 891.32
12 号块	18.67	28.90	9 607.74	3 361.46	35 857.48
13 号块	18.00	28.40	1 0513.18	3 342.57	35 823.67
14 号块	17.36	27.90	11 503.95	3 323.79	35 789.89
15 号块	16.73	27.42	12 588.09	3 305.11	35 756.14

GM(1,1)预测模型的预测结果作为神经网络的输入项,实际标高值作为输出项,得到预测值,神经网络采用3层拓扑结构,3个隐藏神经元,迭代次数限制100次,目标误差 10^{-3} ,构建模型进行训练。

(1)选取训练集与测试集。神经网络经多次训练选取6号块、7号块、9号块、10号块和15号块数据作为测试集,其他号块数据作为训练集时得到最佳效果。

(2)对数据根据式(12)进行归一化处理,对训练集和测试集进行归一化处理得到矩阵 P 和 T 如下:

$$P = \begin{bmatrix} 0.721 & 0.842 & 0.872 & 0.824 & 0.289 \\ 1.000 & 0.498 & 0.000 & 0.562 & 0.000 \\ 0.117 & 0.128 & 0.233 & 0.114 & 0.823 \\ 0.414 & 0.470 & 0.551 & 0.437 & 0.497 \\ 0.659 & 0.765 & 0.807 & 0.741 & 0.323 \\ 0.058 & 0.064 & 0.169 & 0.056 & 0.907 \\ 0.235 & 0.261 & 0.360 & 0.236 & 0.674 \\ 0.597 & 0.689 & 0.743 & 0.661 & 0.361 \\ 0.783 & 0.920 & 0.936 & 0.910 & 0.257 \\ 0.176 & 0.194 & 0.296 & 0.174 & 0.745 \\ 0.846 & 1.000 & 1.000 & 1.000 & 0.229 \\ 0.000 & 0.000 & 0.106 & 0.000 & 1.000 \end{bmatrix},$$
$$T = \begin{bmatrix} 0.000 & 0.000 & 0.106 & 0.000 & 1.000 \\ 0.294 & 0.329 & 0.424 & 0.300 & 0.610 \\ 0.536 & 0.424 & 0.679 & 0.583 & 0.402 \\ 0.475 & 0.300 & 0.615 & 0.508 & 0.447 \\ 0.354 & 0.610 & 0.488 & 0.367 & 0.551 \end{bmatrix}.$$

(3)将训练集输入神经网络进行训练,将测试集输入训练后的神经网络得到预测数据矩阵 S ,最后将矩阵 S 反归一化处理得到预测值矩阵 Y :

$$S = [0.009 \ 0.377 \ 0.675 \ 0.597 \ 0.446],$$
$$Y = [67.918 \ 68.331 \ 68.667 \ 68.579 \ 68.410].$$

将需要预测的号块相关因素输入训练好的神经网络,反归一化后得到各个预测值,GM-BP组合预测模型预测结果与精度检验

结果见表4。其中, Z_1 为GM-BP组合预测模型预测值, Z_0 为实测值, ε_1 为GM-BP组合预测模型预测误差, ε_1/Z_0 为GM-BP组合预测模型相对误差。

表4 GM-BP组合预测模型预测精度检验

Table 4 Prediction accuracy test of GM-BP combined prediction model

所在位置	Z_1/m	Z_0/m	ε_1/m	$\frac{\varepsilon_1}{Z_0}/\%$
0号块	69.032	69.033	0.001	0.00
1号块	68.930	68.997	0.067	0.10
2号块	68.904	68.945	0.041	0.06
3号块	68.866	68.896	0.030	0.04
4号块	68.814	68.805	-0.009	-0.01
5号块	68.747	68.761	0.014	0.02
6号块	68.667	68.651	-0.016	-0.02
7号块	68.579	68.584	0.005	0.01
8号块	68.492	68.512	0.020	0.03
9号块	68.410	68.426	0.017	0.02
10号块	68.331	68.336	0.005	0.01
11号块	68.253	68.272	0.019	0.03
12号块	68.171	68.158	-0.013	-0.02
13号块	68.085	68.094	0.009	0.01
14号块	67.999	67.992	-0.007	-0.01
15号块	67.918	67.907	-0.011	-0.02

由表4可知,GM-BP组合预测模型的预测值与实际值的相对误差在0.01%~0.1%之间,预测差值稳定,预测效果良好。

神经网络经多次训练,得到误差最小的网络,网络训练情况见图6~图8所示。

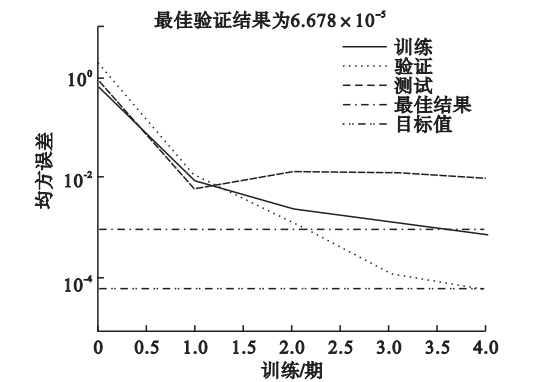


图6 神经网络误差

Fig. 6 Error diagram of neural network

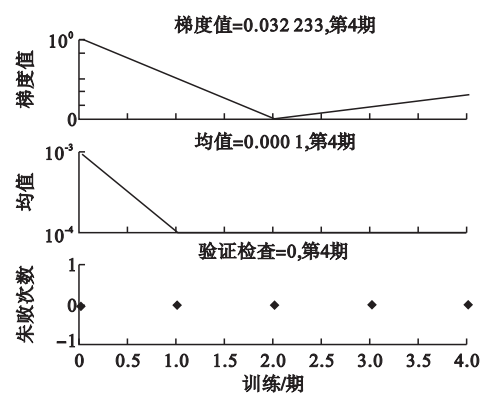


图7 神经网络训练状况

Fig. 7 Training status of neural network

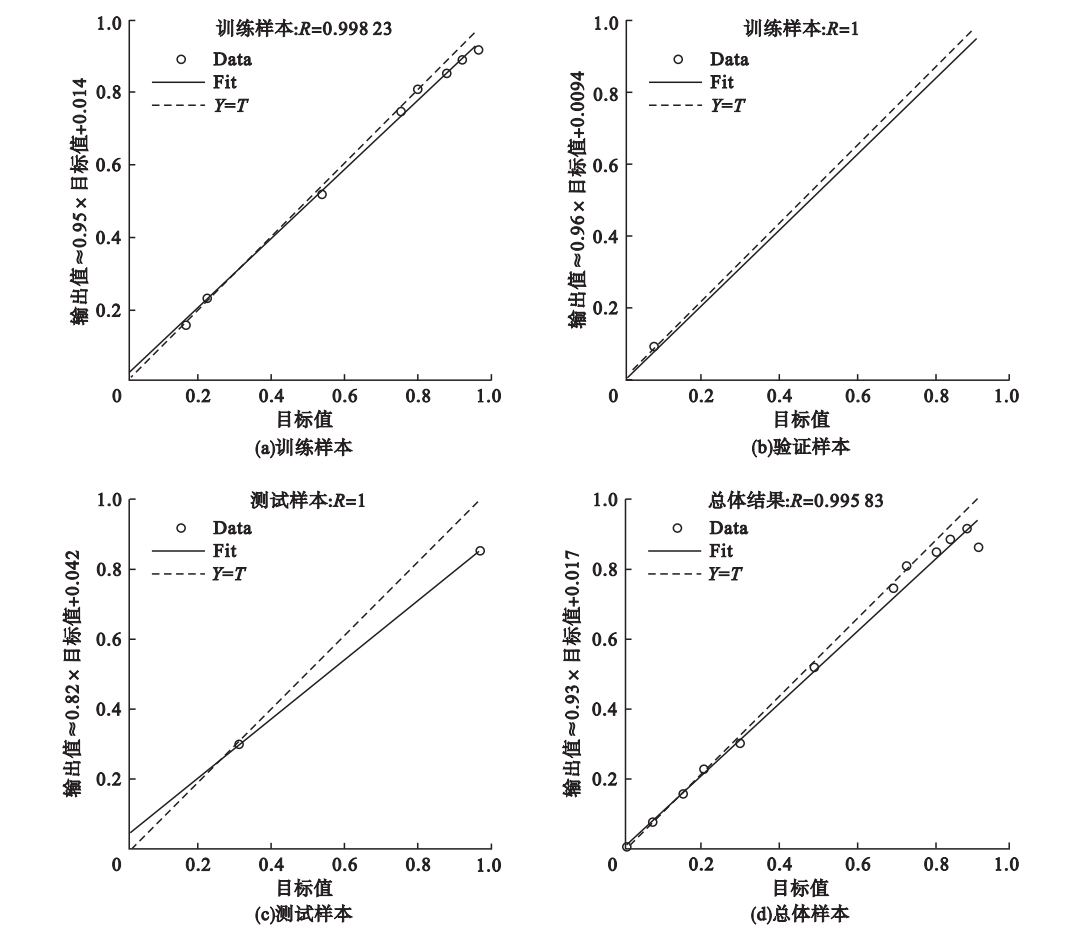


图8 神经网络回归曲线

Fig. 8 Regression curve of neural network

3 预测效果对比

通过对 GM(0,5) 预测模型与 GM-BP 组合预测模型的预测分别与实测值进行对比,情况见图 9。

由图 7 可知,当训练进行到第 4 期时达到最优训练情况,停止训练,图 6 中测试曲线为模型训练的结果线;由图 7 可知,Gradient 为梯度下降法的函数,在训练过程中曲线保持不下降甚至上升的情况,说明训练已经达到最佳,无需再进行训练,此时模型会停止训练,图 7 中在第 4 期训练后出现曲线不下降的情况;图 8 为回归曲线图,图中 R 越接近 1,训练的结果越好。

由图 9 可知,GM-BP 组合预测模型的预测结果最大误差为 0.066 8 m,最大相对误差为 0.1%,最小误差为 0.004 9 m,最小相对误差为 0.01%;GM(0,5) 预测模型的最大误差 0.25 m,最大相对误差为 0.41%,最小误差

差为 0.00 m,最小相对误差为 0.01%。GM(0,5)预测模型预测结果在 7 号块后离散性开始增大,说明 GM(0,5)预测模型在原始数据不规律时,预测效果不佳。GM-BP 组合预

测模型离散性更小,效果更加稳定,即克服了灰色理论模型的非线性拟合能力差的缺点同时通过预处理数据克服了神经网络需要大量训练数据的缺点。

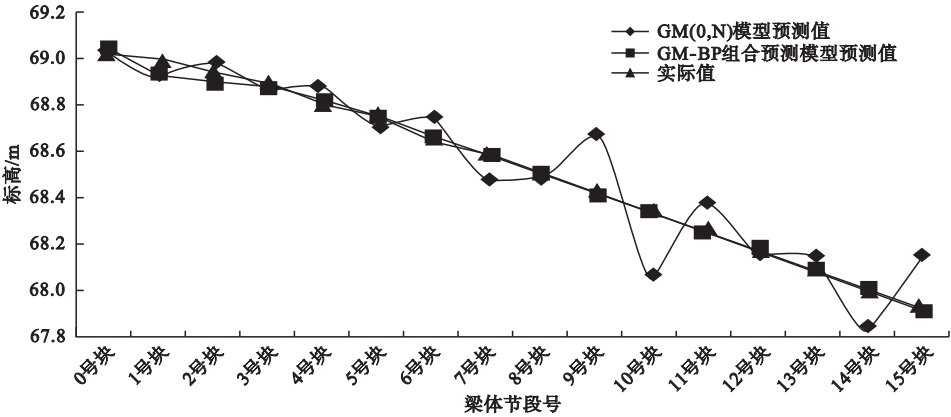


图 9 GM(0,5)预测模型与 GM-BP 组合预测模型预测结果对比

Fig. 9 Comparison results between GM (0,5) prediction model and GM-BP combined prediction model

4 结 论

(1)灰色理论模型在对波动性较大的数据进行预测时,由于灰色理论模型的非线性拟合能力较差,导致预测结果精度降低;运用BP神经网络模型将灰色理论模型的预测结果进行拟合,通过神经网络模型的非线性拟合能力,提高预测结果的精度,更有利于实际应用。

(2)GM-BP 组合预测模型在改进灰色理论模型的同时缩减了神经网络模型数据需求量,GM-BP 组合预测模型很好地结合了两种模型的优点。

(3)通过实际工程的检验,多变量灰色预测模型预测结果最大相对误差为 0.41%,GM-BP 组合预测模型的最大相对误差为 0.1%,多变量灰色理论预测模预测结果误差较大,不稳定;GM-BP 组合预测模型的预测结果更精确,效果稳定,可以更好地为施工监控提供理论与实践支持。

参考文献

[1] 周子博. 基于累积法的灰色模型在桥梁施工监控上的研究[D]: 沈阳: 沈阳建筑大学,

2018.
(ZHOU Zibo. Research on grey model based on cumulative method in bridge construction monitoring [D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University,2018.)
[2] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉: 华中科技大学出版社,2002.
(DENG Julong. Fundamentals of grey theory [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press,2002.)
[3] 陈巧玲,张相林. 基于残差修正的组合模型在电力负荷预测中的应用[J]. 技术与市场, 2016,23(7): 13-15.
(CHEN Qiaoling, ZHANG Xianglin. Application of combined model based on residual correction in power load forecasting [J]. Technology and market, 2016, 23 (7): 13-15.)
[4] 钟路,江琼,张诚,等. 基于最优初始条件和动态辨识参数的灰色时程数据预测[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2004,4(5):685-687.
(ZHONG Luo, JIANG Qiong, ZHANG Cheng, et al. Prediction of time-displacement data based on best initialization condition and dynamic identifying parameter [J]. Journal of Wuhan university of technology(transportation science & engineering),2004,4(5):685-687.)
[5] 包龙生,周子博,于玲. 基于累积法的GM(1,1)模型在桥梁施工监控上的应用[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2018,34(2): 239-246.
(BAO Longsheng, ZHOU Zibo, YU Ling. Application on GM (1,1) model based on cumulative method in bridge construction monitoring [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2018, 34 (2):

- 239-246.)
- [6] DUAN Baofu, CHENG Bozhai, XIAN Heweng. Application of grey system method in stress monitoring and control of continuous girder bridge construction [J]. Advanced materials research, 2012, 2074: 1046-1049.)
- [7] 张永水, 顾安邦. 灰色系统理论在连续刚构桥施工控制中的应用[J]. 公路, 2001(6): 42-45.
(ZHANG Yongshui, GU Anbang. Application of grey system theory in construction control of continuous rigid frame bridge [J]. Highway, 2001(6): 42-45.)
- [8] 张朋宇. 客运专线连续箱梁水平转体施工控制及灰色理论预测[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2019.
(ZHANG Pengyu. Construction monitoring and grey theory prediction for horizontal rotation of the passenger line dedicated continuous box beam. [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2019.)
- [9] 罗党, 王浚婷. 灰色神经网络下的多变量土壤含水量预测模型[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2017, 38(5): 70-75.
(LUO Dang, WANG Huiting. Multivariable soil water content prediction model based on grey neural network [J]. Journal of north China university of water resources and electric power(natural science edition), 2017, 38(5): 70-75.)
- [10] LIU Chunxia, SHU Tong, CHEN Shou, et al. An improved grey neural network model for predicting transportation disruptions [J]. Expert systems with applications, 2016, 45(33): 331-340.)
- [11] LI Xia, JIN Xin, GUO Pan. Research on forecasting model of daily discharge in karst area based on mea grey neural network [J]. Journal of physics (conference series), 2020, 1549(2): 22-87.)
- [12] 张志明, 焦影. 基于灰色 GM(1,1) 模型与 BP 神经网络的员工数量预测分析: 以中兴通讯公司为例[J]. 济宁学院学报, 2019, 40(5): 22-28.
(ZHANG Zhiming, JIAO Ying. Prediction and analysis of employee number based on grey GM(1,1) model and BP neural network: taking ZTE as an example [J]. Journal of Jining university, 2019, 40(5): 22-28.)
- [13] 孟雪, 赵燕容, 黄小红, 等. 基于灰色 GM(1,1) 和神经网络组合模型的基坑周边地面沉降预测分析[J]. 勘察科学技术, 2018, 4(6): 39-44.
(MENG Xue, ZHAO Yanrong, HUANG Xiaohong, et al. Prediction and analysis of ground settlement around foundation pit based on GM(1,1) and neural network model [J]. Site investigation science and technology, 2018, 4(6): 39-44.)
- [14] 毕硕本, 邱湘开, 汤智. 基于季节指数调整的 GM-BP 模型对中国大米集贸市场价格的预测分析[J]. 价格月刊, 2021, 4(7): 55-60.
(BI Shuoben, QIU Xiangkai, TANG Zhi. Prediction and analysis of the price of China's rice market based on the GM-BP model adjusted by seasonal index [J]. Prices monthly, 2021, 4(7): 55-60.)
- [15] 鞠津京. 基于 PSO 的 GM-BP 神经网络在基坑预测中的研究[J]. 勘察科学技术, 2020, 4(6): 17-20.
(JU Jinjing. Research on GM-BP neural network based on PSO in foundation pit prediction [J]. Site investigation science and technology, 2020, 4(6): 17-20.)
- [16] KANG H Y, KIM H R. Impact of blended learning on learning outcomes in the public healthcare education course: a review of flipped classroom with team-based learning. [J]. BMC medical education, 2021, 21(1): 78-78.)
- [17] ZHANG Junguang, WAN Dan. Integrated buffer monitoring and control based on grey neural network [J]. Journal of the operational research society, 2019, 70(3): 516-529.)
- [18] SHEN Liang, WEN Zhicheng. Network security situation prediction in the cloud environment based on grey neural network [J]. Journal of computational methods in sciences and engineering, 2018, 19(1): 153-167.)
- [19] 包龙生, 漆宪, 于玲. 基于 BP 神经网络的桥梁有限元模型修正[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2018, 14(3): 182-186.
(BAO Longsheng, QI Xian, YU Ling. Bridge finite element model modification based on BP neural network [J]. Highway traffic technology(applied technology edition), 2018, 14(3): 182-186.)
- [20] PAN Ersheng, LI Hui, WANG Yongli, et al. Forecasting of power grid investment capability based on grey neural network combination model [J]. IOP conference series (earth and environmental science) 2018, 186(4): 12-47.)
(责任编辑: 刘春光 英文审校: 范丽婷)