

DOI:10.3969/j.issn.1672-1144.2018.06.033

一种小波-模糊控制 Elman 网络的 隧道位移预测模型

李宝东¹,任艺鹏²,张立新¹,赵亚龙²,王述红²,路小科¹

(1.中交隧道工程局有限公司,北京 100020;

2.东北大学 资源与土木工程学院,辽宁 沈阳 110819)

摘要:传统的神经网络对于隧道位移的预测精度较低,有时计算结果会存在较大的误差。基于此,根据模糊控制原理,将 Elman 网络与小波变换相结合,针对隧道开挖过程中位移的动态变化和非线性,提出新的预测模型。通过小波将监测隧道位移变形序列分解成具有不同属性和频率的子序列,采用 Elman 神经网络对子序列进行预测,建立起网络,叠加预测结果、计算残差并测试网络精度,利用模糊控制方法对残差进行控制,考虑前向已检测样本的步骤及误差值,控制输出后续待检测样本的预测值和误差,修正后可以得到小波变换下的模糊控制 Elman 网络位移预测模型,通过与单一网络预测结果、有限元模拟结果以及实测序列进行对比,发现新的模型相比于其他网络以及有限元计算结果,精度和准确率更高,能更准确地预测隧道变形。

关键词:小波变换;Elman 神经网络;隧道位移;时间序列;模糊控制

中图分类号: TU45

文献标识码: A

文章编号: 1672-1144(2018)06-0176-05

A Tunnel Displacement Prediction Model Based on Wavelet - Fuzzy Control Elman Network

LI Baodong¹, REN Yipeng², ZHANG Lixin¹, ZHAO Yalong², WANG Shuhong², LU Xiaoke¹

(1. CCCC Tunnel Engineering Co. Ltd., Beijing 100020, China;

2. School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China)

Abstract: The traditional neural network has low prediction accuracy for tunnel displacement, and sometimes there is a large error in the calculation results. Based on this, according to the fuzzy control principle, the Elman network is combined with the wavelet transform to propose a new prediction model for the dynamic change and nonlinearity of the displacement during tunnel excavation. The wavelet transform deformation sequence is decomposed into sub-sequences with different attributes and frequencies. The sub-sequence is predicted by Elman neural network, and the prediction results are superimposed. The network accuracy and the residuals are calculated by fuzzy control method. Considering the steps and error values of the forward detected samples and through controlling the predicted values and errors of the subsequent samples, the fuzzy control Elman network displacement prediction model under wavelet transform can be corrected. By comparing with single network prediction results, finite element simulation results and measured sequences, it is found that the new model has higher precision than other networks and finite element calculation results, and can predict tunnel deformation more accurately.

Keywords: wavelet transform; Elman neural networks; tunnel displacement; time series; fuzzy control

隧道开挖过程中稳定分析一直是岩土工程界研究的重点之一,隧道是个非常复杂的非线性系统,围

岩等级,开挖方式,施工工艺等因素都会对隧道稳定产生影响。隧道在发生破坏前都会发生较为明显的

收稿日期:2018-07-21

修稿日期:2018-08-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51474050);辽宁省高等学校优秀人才支持计划项目(LN2014006);地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室项目(SKJGP2014K011);国家自然科学基金云南联合重点资助项目(U1602232)

作者简介:李宝东(1975—),男,北京朝阳区人,高级工程师,主要从事施工技术研究。E-mail:891395295@qq.com

通讯作者:任艺鹏(1993—),男,陕西汉中,人,硕士研究生,研究方向为边坡稳定,隧道开挖。E-mail:renyipeng66@126.com

位移变化,因此准确对隧道开挖过程中位移变化进行预测,就显得尤为重要。

近年来,计算机技术发展迅速,神经网络,遗传算法等方法也被用于隧道位移的预测。经查阅文献,总结关于隧道的预报预测方法,一般分为以下几种:(1)神经网络与各类算法相结合,包括 BP 网络和统计模型结合^[1-3],SVM 和鱼群算法^[4-6];(2)考虑隧道位移的模糊性,采用时间序列及其衍生方法关于隧道位移的预测,包括灰色理论与时间序列^[7],非等距时间序列模型^[8];(3)小波变换和神经网络,包括小波变换和神经网络^[9],小波分析和灰色模型^[10]。这几种方法原理上存在着不同,但本质上都是为了提高预测精度,且优缺点共存。

本文基于模糊控制原理,将 Elman 网络与小波变换相结合,针对隧道开挖过程中位移的动态变化和非线性,提出新的预测模型。通过小波将监测隧道位移变形序列分解成具有不同属性和频率的子序列,采用 Elman 神经网络对子序列进行预测,建立起网络,叠加预测结果、计算残差并测试网络精度,利用模糊控制方法对残差进行控制,考虑前向已检测样本的步骤及误差值,控制输出后续待检测样本的预测值和误差,修正后得到小波变换下的模糊控制 Elman 网络位移预测模型。

1 小波变换-模糊控制 Elman 网络模型

1.1 小波变换

等间隔非平稳信号的处理,小波方法^[11]较为适用。由于隧道位移序列是按照相同监测频率测得的数据,因此为等间隔序列,小波变换对于等间隔序列具有非常好的适配性,通过小波分解将位移序列分解成多个子序列,子序列分为高频序列和低频率列。令小波基函数为 $\psi(t)$,经过连续变换函数为 $\psi(a)$,则有 $\psi(a)$ 为:

$$\psi_{a,\epsilon(t)} = a^{-\frac{1}{2}} \psi\left\{\frac{t-\epsilon}{a}\right\}, a > 0, \epsilon \in R \quad (1)$$

式(1)中尺度因子为 a ,平移因子为 t, ϵ 为时间变量。对该式在时域上积分可得连续小波变换的积分公式,如式(2)。

$$WT_{f(a,\epsilon)} = a^{-\frac{1}{2}} \int_{\psi_{a,\epsilon(t)}} f(t) \psi\left\{\frac{t-\epsilon}{a}\right\}, a > 0, \epsilon \in R \quad (2)$$

对隧道位移时间序列 $S(t)$,执行式(1)、式(2)所示步骤,就可以得到不同频率小波变换下的隧道位移时变序列。高频序列和低频率列进行叠加,可以

得到原始隧道位移序列。

1.2 Elman 神经网络

基本的 Elman 神经网络^[12]由于承接层的存在,因此具有更强的记忆功能,这是与传统网络相比的优势所在。Elman 网络中延迟单元的存在,使得 Elman 网络具有较强的泛化能力,对时间序列预测问题具有很好的解决能力。网络结构形式如图 1 所示, $Y(k), X(n), U(k-1)$ 分别是网络输入层、隐藏层和输出层。缺点是输入层、隐含层、神经元的准确选取往往要经过多次测试才能得到较合理的选值,且参数选取一定程度上具有的主观性,有时预测结果会发生失真现象。

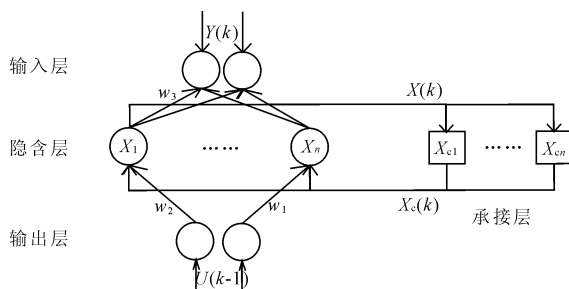


图 1 Elman 神经网络

1.3 模糊控制

由于 Elman 网络存在上述问题,而且隧道位移的预测属于带有模糊性质的预测,故本文采用模糊控制系统与 Elman 网络相结合,对预测模型误差进行修正。模糊控制视隧道位移系统是一个带有模糊性质的系统,通过控制预测位移误差和误差变化率,达到控制位移序列的输出。

定义变量、模糊化、模糊推理、知识库等几部分构成模糊控制器的主要组成部分。工作原理如下:系统先获取控制变量,修正模糊控制器,行为过程采取将模糊系统作为控制对象,将模糊控制系统产生的信号反馈并作用于被控对象,至此,控制系统一个步骤得到完成,被控对象得到控制。模糊化则是将系统控制过程中的模糊量转化为精确量,模拟人的模糊推理能力,对数据进行识别。专家的经验以及相应控制语言变量的隶属度函数构成了知识库,控制原理图如图 2^[13]所示。

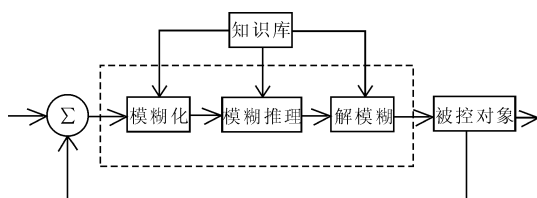


图 2 模糊控制器

1.4 小波变换 - 模糊控制 Elman 网络在隧道位移中的预测

小波变换 - 模糊控制 Elman 网络在隧道位移的预测思路是:

(1) 对经测量得到的序列 $S(t)$ 进行小波分解, 得到低频序列 a_1 , 以及高频率序列 d_1, d_2, d_3 , 并采用 Elman 网络对各序列进行预测, 叠加之后得到预测结果 $y_{测}(t)$, 计算残差, 得到误差序列 $e(t)$

$$e(t) = S(t) - y_{测}(t) \quad (3)$$

(2) 采用传统的二维模糊控制器对 $y_{测}(t)$ 进行处理, 以误差 $e(t)$ 和误差变化率 $e_c(t)$ 作为控制系统的输入变量, 以位移变化修正值 β 为输出, 对误差进行修正, 如式(5) 所示:

$$e_c(t) = e(t) - e(t - 1) \quad (4)$$

$$e_c(t) = \frac{e^2(t - 1) - e^2(t - 3)}{e(t - 1) + 2e(t - 2) + e(t - 3)} \quad (5)$$

(3) 将位移预测序列 $y_{测}(t)$ 与修正误差值 $\lambda(t)$ 叠加, 如式(6) 所示, 得到修正后的位移序列, 即为最终位移修正序列

$$y_{低}(t) = y_{测}(t) + \lambda(t) \quad (6)$$

流程图如图 3 所示, 整体预测网络图见图 4。

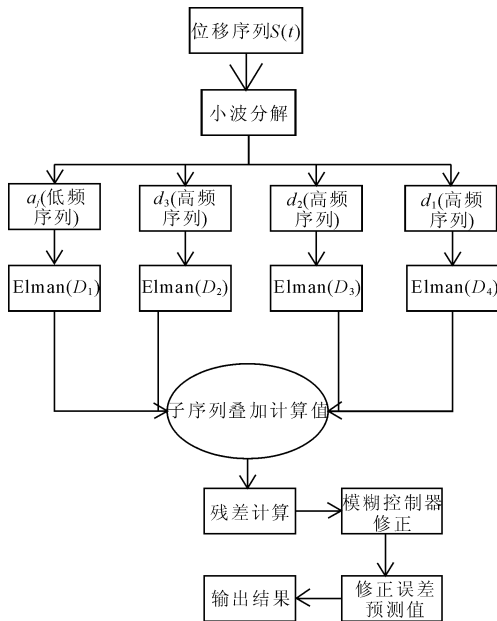


图 3 小波 - 模糊控制 Elman 网络

2 隧道开挖位移预测

2.1 工程简介

本文采用重庆三环高速公路合川至长寿段兴隆隧道作为算例, 兴隆隧道进洞位于重庆市木耳镇良桥村, 出洞位于重庆市木耳镇金岗村农业开发园区内。该隧道为并行双洞小间距隧道。施工过程采取

新奥法进行施工。现场图如图 5 所示。

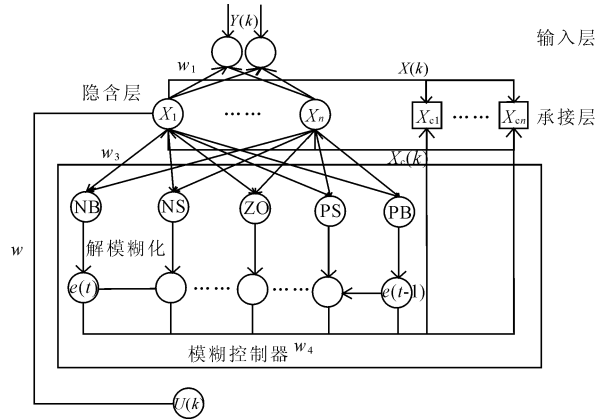


图 4 预测网络

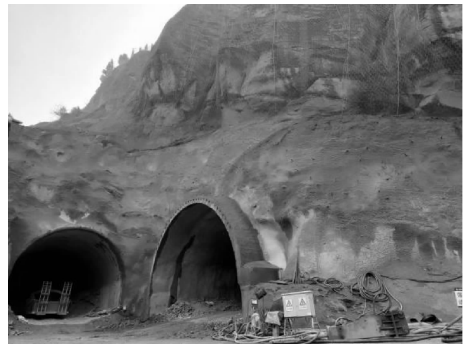


图 5 兴隆隧道

在左侧隧道拱顶设置测点, 按照相同的测量频率对开挖过程中隧道进行检测, 全程采用徕卡 1201 + 高级全站仪, 对拱顶竖向位移进行检测, 并选取 2017 年 9 月施工以来左侧隧道 3 号断面拱顶监测的 60 个位移样本, 前 38 个高程变化序列作为训练样本, 构建 Elman 神经网络, 后 22 组位移数据则作为测试样本, 监测网络的预测能力。

2.2 有限元位移模拟迭代

采用 FLAC^{3D} 对隧道进行建模, 按照施工开挖顺序步对拱顶测点位移进行计算, 并与预测位移进行比较, 模型如图 6 所示。

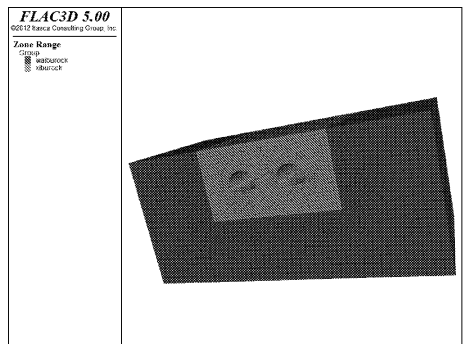


图 6 双洞小间距隧道模型

按照时步对隧道进行开挖,开挖全过程拱顶位移变化如图 7 所示,3 号断面位移云图见图 8,对 3 号断面两隧道拱顶位移监测数据进行分析,提取左洞拱顶位移值。

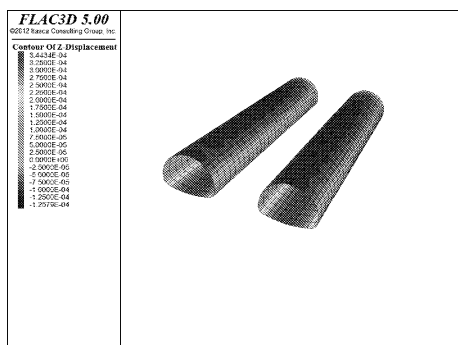


图 7 小间距隧道位移变化

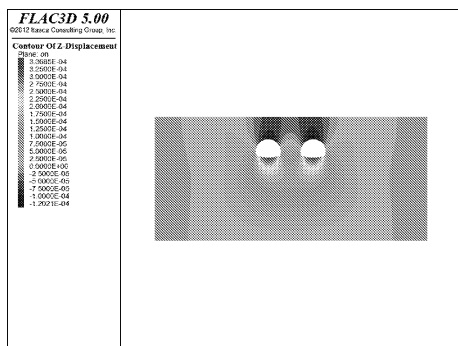


图 8 3 号断面位移云图

2.3 小波分解 - 模糊控制 Elman 模型预测

由图 9 分解结构图所示,并按照小波分解式(1)、式(2),采用 MATLAB 小波工具箱对数据进行小波分解,采用双正交小波 db3^[14]作为母小波,对拱顶位移序列进行三尺度小波分解,可以得到低频序列 a_3 ,以及高序列 d_1 、 d_2 、 d_3 ,如图 10 所示。

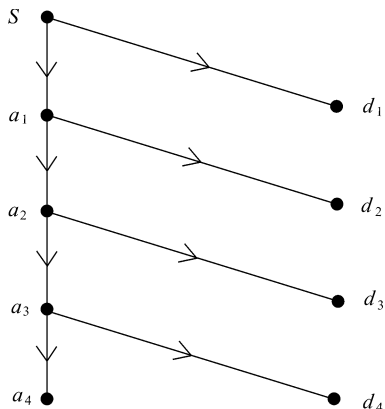


图 9 分解模式

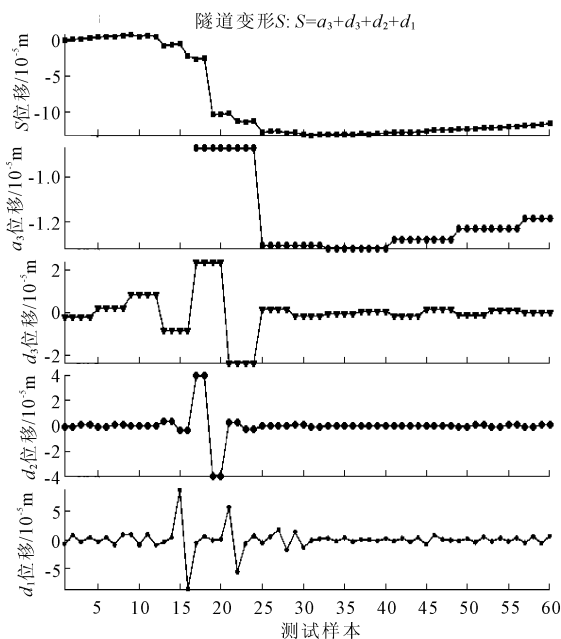


图 10 拱顶位移序列

子序列分别采用 Elman1, Elman2, Elman3, Elman4 进行训练,选取预测 Elman 网络信息分别如表 1 所示,采用不同输入层、隐含层神经元个数,来动态调整和测试网络。

表 1 Elman 模型参数

模型	Elman1	Elman2	Elman3	Elman4
输入层	2	2	4	3
隐含层	11	12	8	9
神经元个数	1	1	1	1

2.4 几种方法最终预测误差比较

评价指标采用平均误差 (Average Error, AE),均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 两项指标^[15]对几种预测方法进行精度判别,两种计算方法如下:

$$\Delta_{ae} = \frac{1}{n} \left(\sum_i^n |t_i - d_i| \right) \quad (7)$$

$$\Delta_{mse} = \sqrt{\frac{1}{n} \left(\sum_i^n t_i - d_i \right)^2} \quad (8)$$

式中: Δ_{ae} 表示平均误差; Δ_{mse} 表示均方根误差; n 值为样本的个数; t_i 为预测数值; d_i 为实测拱顶位移值,取 $n = 22$,几种方法采取同样的处理办法,下表 Elman 简称 E(Elman),有限元简称 F(FLAC^{3D}),小波 - 模糊控制 Elman 网络简称 W - FE(Wavelet - Fuzzy Elman) 对比结果如表 2 所示。

表 2 误差结果分析

误差类型	不同分析方法误差		
	E	F	W - FE
AE	3.0986×10^{-7}	3.5014×10^{-7}	2.8223×10^{-7}
RMSE	5.6041×10^{-12}	6.9859×10^{-12}	1.9799×10^{-12}

为了更直观观察预测结果,将几种预测方法测试结果,绘制成图 11。

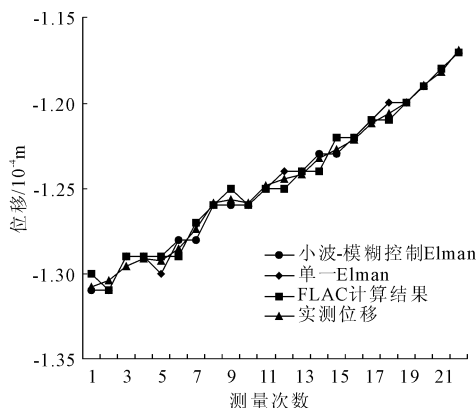


图 11 预测结果对比图

由表 2 可以看出,使用 FLAC^{3D}模拟出的结果误差最大,单一 Elman 网络精度较高,但结合小波 - 模糊控制 Elman 网络的方法精度较单一 Elman 和 FLAC^{3D},有了显著的提高,由图 11 可看出,小波 - 模糊控制 Elman 网络与拱顶位移变化曲线具有较高的贴合度,并减少了突变点的产生,较前两种方法,精度有了较大的提高。

3 结论

本文提出一种新型的隧道位移预测方法,在小波变换下,将模糊控制和 Elman 网络结合,实现了对隧道位移的预测,与其他方法相比,主要有以下优点:

(1) 小波变换将隧道位移序列分解成一个个子序列,通过 Elman 网络对时间序列的敏感性,对子序列进行训练,并由模糊控制器对位移系统进行控制,通过控制误差 E 和误差变化率 E_c 来实现对位移预测网络的修正,最后将子序列叠加得到输出结果,小波 - 模糊控制 Elman 预测精度要比单一 Elman 和有限元等方法高,对比试验结果比较明显,适合隧道位移变化预测。

(2) 隧道位移序列属于具有模糊性的非线性序

列,小波 - 模糊控制 Elman 考虑了小波处理时域和频域函数的优点以及模糊控制器模糊的特征,并结合 Elman 网络的记忆性,能较好地表征和预测隧道位移序列。

参考文献:

- [1] 龙浩,高睿,孔德新,等.基于 BP 神经网络 - 马尔科夫链模型的隧道围岩位移预测[J].长江科学院院报,2013,30(3):40-43,55.
- [2] 高攀科,谢永利.隧道软弱围岩的改进 BP 神经网络位移反分析[J].郑州大学学报(工学版),2013,34(1):23-26.
- [3] 林大炜,林从谋,黄逸群,等.小净距 2 扩 4 隧道变形规律的 BP 小波神经预测[J].华侨大学学报(自然科学版),2014,35(2):207-211.
- [4] 何延兵,刘辉.红层蠕变特性及隧道围岩位移 PSO - SVM 预测研究[J].公路工程,2016,41(2):75-79.
- [5] 胡军,曹进海,葛凯华,等.基于 IAF - SVM 的隧道位移反分析研究[J].现代隧道技术,2017,54(5):54-60.
- [6] 陈桦深.基于支持向量机的隧道围岩位移变形预测分析研究[D].重庆:重庆交通大学,2015.
- [7] 陈思阳,朱彦鹏,黄丽华.隧道围岩位移的混沌时间序列预测分析[J].现代隧道技术,2015,52(3):75-81.
- [8] 何亚伯,梁城.非等距时间序列模型在隧道拱顶位移预测中的应用[J].岩石力学与工程学报,2014,33(S2):4096-4101.
- [9] 胡纪元,文鸿雁,周吕,等.基于小波神经网络的隧道变形预测模型研究[J].公路工程,2014,39(4):26-29.
- [10] 杜磊,杜晶.灰色预测在隧道位移监测中的运用[J].江西建材,2016(18):176-177.
- [11] 王宁伟,朱丰,韩旭,等.基于小波去噪的灰色马尔科夫基坑变形预测[J].水利与建筑工程学报,2015,13(4):215-219.
- [12] 沈娴,江春然,闫晶,等.基于 Elman 神经网络的铸造 7050 铝合金的均匀化研究[J].热加工工艺,2018(17):99-101.
- [13] 邵晓红,王丽娜.基于模糊控制修正 Elman 神经网络的电力负荷短期动态预测[J].世界科技研究与发展,2016,38(2):264-269.
- [14] 李琳琳,岳春芳,任磊.基于小波分解的径向基神经网络径流预测研究[J].水利与建筑工程学报,2014,12(4):200-203.
- [15] 姚传安,姬少龙,余泳昌.基于小波变换 Elman 神经网络的短期风速组合预测[J].可再生能源,2012,30(8):42-45,49.