

# 基于遗传-GRNN在深基坑地连墙测斜预测中的研究

王 雨, 刘国彬, 屠传豹

(同济大学土木工程学院, 上海 200092)

**摘 要:** 基坑工程由于受多种因素的影响, 目前已成为岩土工程中的重点和难点。在基坑工程施工中, 需要根据现场实际情况、周围环境、建筑安全等级等对变形进行严格控制。通过现场监测的深基坑围护结构变形信息资料, 对实测数据进行整理和分析, 利用神经网络对围护结构的变形做出预测的智能化施工成为基坑工程的发展趋势之一。研究了一种基于遗传算法的广义回归神经网络学习算法。该算法运用遗传算法寻找广义回归神经网络唯一参数光滑因子的最优解, 将最优解赋予广义回归神经网络进行预测。在时间序列预测中, 工程实例计算证明了遗传-广义回归神经网络预测的有效性和可行性, 为时间序列预测提供了一种新途径。

**关键词:** 深基坑; 地下连续墙; 变形预测; 遗传算法; 广义回归神经网络

**中图分类号:** TU47 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4548(2012)S0-0167-05

**作者简介:** 王 雨(1988-), 女, 北京人, 硕士研究生, 同济大学隧道及地下建筑工程专业。E-mail: wangy0729@hotmail.com。

## Deformation prediction for deep excavations based on genetic algorithms-GRNN

WANG Yu, LIU Guo-bin, TU Chuan-bao

(College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** Affected by various factors, the deep excavation has become one of the key problems in geotechnical engineering. In practice, the deformation must be controlled rigorously according to the actual situation, surrounding environment and building safety grade. The intelligent construction has become one of the tendencies of deep excavation engineering, that is, it is to predict the deformation of retaining structures by neural network by collecting and analyzing monitoring data which record the deformation information. The generalized regression neural network (GRNN) is studied based on the genetic algorithm (GA). In this algorithm, GA is adopted to search the optimal smooth factor which is the only factor of GRNN, and then the GA-GRNN is used for prediction. The simulation experiment indicates that the proposed method is effective in time series prediction.

**Key words:** deep excavation; diaphragm wall; deformation prediction; genetic algorithm; generalized regression neural network

## 0 引 言

在中国城市化进程不断提速、深化的过程中, 城市基础设施建设呈现向高层和地下发展的趋势。深基坑工程数量越来越多、深度不断增大。支护结构的变形量是基坑开挖过程中支护结构与土相互作用的直观反映, 又是各种突发事件发生的先兆, 如果能事先预测支护结构的变形量, 对保证基坑安全施工具有重要的意义。

由于受到荷载与施工条件、外界环境、地质条件等诸多不确定因素的影响, 基坑变形成为一个灰色、模糊、随机的非线性工程问题。由于神经网络具有并行分布式处理、非线性处理、自学习功能以及很好的

鲁棒性, 近年来许多学者都探索将神经网络应用于基坑变形预测, 其中大多数研究基于反向传播学习算法(BP网络, Back propagation network)。在尝试改进BP神经网络性能的同时, 也有学者尝试运用并优化其他神经网络<sup>[2-10]</sup>。

广义回归神经网络(GRNN, generalized regression neural network)是径向基神经网络的一种, 具有很强的非线性映射能力和柔性网络结构以及高度的容错性和鲁棒性, 适用于非线性问题, 可以处理不稳定的数据, 并在样本数据较少时预测效果也较好。GRNN需

要调整的参数只有一个光滑因子  $\sigma$  (亦称扩展速度, SPREAD), 具有较大的计算优势<sup>[11]</sup>。

本文以时间序列为网络输入, 将 GRNN 应用于预测软土地区某地铁站基坑的地下连续墙的测斜。为使 GRNN 网络性能最大化, 遗传算法 (GA, genetic algorithms) 被应用于寻找 GRNN 光滑因子  $\sigma$  的最优值。目前, 尚未有研究人员提出这种算法, 并应用到基坑工程实际中。工程实例研究表明, 遗传-广义回归神经网络 (GA-GRNN) 可以对基坑开挖不同阶段内的地下连续墙水平位移做出较为准确的预测, 且具有较快的运算速度和很好的收敛性、稳定性。

## 1 GRNN 神经网络

GRNN 在结构上与 RBF 网络较为相似。它由 4 层构成如图 1 所示, 分别为输入层、模式层、求和层和输出层。对应网络输入  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ , 其输出为  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 。

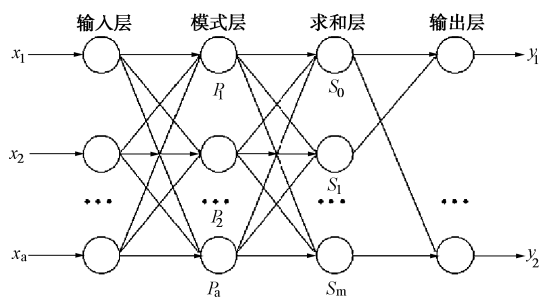


图 1 GRNN 结构图

Fig. 1 Structure of GRNN

影响广义回归神经网络的网络性能的关键因素是光滑因子  $\sigma$ , 其默认值为 1。光滑因子  $\sigma$  越大, 函数拟合就越平滑。但过大的  $\sigma$  意味着需要非常多的神经元以适应函数的快速变化。如果  $\sigma$  设定过小, 则意味着需要许多神经元来适应函数的缓慢变化, 设计的网络性能就不会很好。因此, 在 GRNN 网络设计时, 需要对不同的光滑因子值进行尝试<sup>[11-12]</sup>。

## 2 遗传算法

遗传算法把自然界“优胜劣汰, 适者生存”的生物进化原理引进优化参数形成的编码串联群体中, 按照所选择的适应度函数并通过遗传中的选择、交叉和变异对个体进行筛选, 使适应度值最好的个体被保留, 适应度差的个体被淘汰, 新的群体既继承了上一代的信息, 又优于上一代。这样反复循环, 直至满足条件。它具有无需辅助信息、高效启发式搜索、并行计算、可扩展性、不易陷入局部最优解等特点<sup>[13]</sup>。

## 3 GA-GRNN 时序预测具体步骤

- (1) 确定遗传算法参数;
- (2) 遗传算法初始化, 随机生成种群规模为  $N_{ind}$  的 GRNN 光滑因子初始种群  $P(g)$ , 进化代数  $g=0$ ;
- (3) 输入数据并进行数据预处理;
- (4) GRNN 读入染色体 (随机生成的光滑因子值) 进行网络学习, 将得到误差作为适应度函数式(1), 并对适应度进行评价;

$$J = \sum_{i=1}^m [F(X_i) - F^*(X_i)]^2, \quad (1)$$

$$\rightarrow \min \quad (i=1, 2, \dots, n)$$

式中,  $m$  为实测值总数;  $F^*(X_i)$  为第  $i$  点实测值;  $F(X_i)$  相应的数值分析计算值;  $n$  为种群规模

- (5) 遗传算法按照各个体的适应度大小进行选择、交叉和变异操作, 得到新的种群  $P(g+1)$ , 进化代数  $g=g+1$ ;

- (6) 判断是否达到最大进化代数, 若达到则计算结束, 返回当前适应度最高的个体; 否则转至步骤(4)直到满足终止条件;

- (7) 输出当前样本下 GRNN 最优光滑因子  $\sigma$ 。
- (8) 以最优光滑因子  $\sigma$  建立 GRNN 模型并进行时序预测, 得到预测数据;
- (9) 预测数据反归一化, 进行 GRNN 网络性能评估, 并存储数据。

在深基坑地下连续墙的测斜预测中, 对同一测孔多点的预测运算过程相互独立。

## 4 工程实例

软土地区某地铁车站由西北向东南走向布置, 车站主体结构总长 303.1 m, 标准段总宽 21.5 m。车站主体围护结构东端头井采用 1000 mm 厚地下连续墙; 车站主体其他部分采用 800 mm 厚地下连续墙。标准段地下连续墙深约 38 m, 插入比 30 轴以西为 1:1.25, 30 轴以东为 1:1.28。盾构端头井 (西端) 地下连续墙深约 40.7 m, 插入比约为 1:1.2。盾构端头井 (东端) 地下连续墙深约 45.8 m, 插入比约为 1:1.28。

车站基坑采用明挖顺作法施工。支撑系统采用钢管支撑和混凝土支撑, 东、西端头井均设 6 道支撑, 第一道为 1200×800 混凝土支撑, 东端头井第四道支撑为混凝土支撑, 其他均采用  $\Phi 609 \times 16$  钢支撑; 标准段设 5 道, 第一道为 1200×800 混凝土支撑, 其他的均为  $\Phi 609 \times 16$  钢支撑。围护结构及测斜点布置如图 2 所示。

从 2010 年 11 月开始土方的开挖施工到 2011 年 4 月底开挖到底。现场监测获得了 2011 年 4 月以前的变

形数据。地下连续墙的 CX28 测斜孔在垂直向上每隔 0.5 m 设置一个点, 共计 73 个点。分别对未浇筑底板 (2010 年 12 月初)、浇筑底板 7 d 后(2011 年 1 月初)、浇筑底板 30 d 后 (2011 年 1 月底至 3 月) 3 个施工阶段分别取 14 时左右的监测值。近似视为等时距预测, 对下一个时间间隔日期的测斜值进行预测。数据选择及预测目标如表 1 所示。

表 1 预测样本及预测目标的选取

施工 状况	时间序号			样本 数量	时间间 隔/d
	样本 起始	样本 终止	预测 目标		
未浇筑底板	28	42	43	15	1
浇好底板 7 d 后	59	77	79	10	2
浇好底板 30 d 后	81	130	137	8	7

选择未经优化的广义回归网络 (模型 2) 以及遗传-BP 神经网络 (模型 3) 与 GA-GRNN (模型 1) 进行比较。模型 1 中遗传算法部分的关键因素取值如表 2 所示<sup>[12-13]</sup>。模型 2 光滑因子分别取边界值 0 和 1 同

时进行预测。

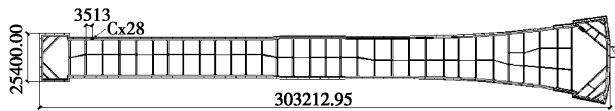


图 2 基坑测斜点布置图

Fig. 2 Layout of monitoring instruments

表 2 遗传算法重要参数的选择

参数	进化 代数	种群 规模	交叉 概率	变异 概率	代沟	光滑 因子
数值	50	20	0.7	0.1	0.9	(0,1)

首先以基坑开挖后第 28 天到第 42 天 (2010.12.01~2010.12.15) CX28 (共 73 个点) 在各个深度的测斜值为学习样本, 应用 3 种模型预测第 43 天 (2010.12.16) 的地下连续墙测斜。分别将各模型的预测值与实测值进行比较后得出图 3, 并绘制各测点相对误差图 (图 4)。

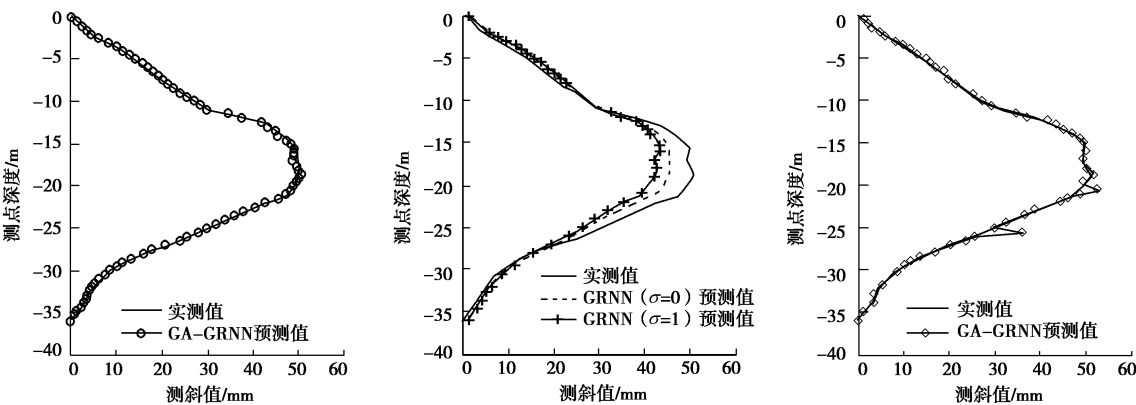


图 3 GA-GRNN、GRNN 以及 GA-BPNN 对 CX28 点开挖第 43 天测斜预测值与实测值的分别比较

Fig. 3 Comparison between predicted and observed values of inclinometer at CX28 on 43th day since excavation based on GA-GRNN, GRNN, GA-BPNN

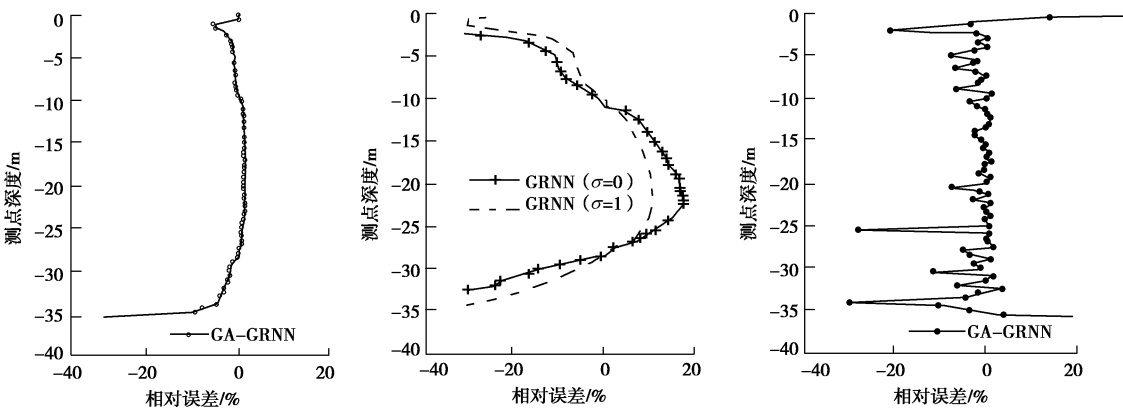


图 4 GA-GRNN、GRNN 以及 GA-BPNN 对 CX28 点开挖第 43 天测斜预测相对误差

Fig. 4 Relative errors of predicted values of inclinometer at CX28 on 43th day since excavation based on GA-GRNN, GRNN and GA-BPNN

GA-GRNN 的预测值与实测值基本相符。未经优化的 GRNN 预测曲线与实测值相比均偏差明显。GA-BPNN 在大多数点与可准确预测实测值,却在个别的出现了较大预测误差。

对 GA-GRNN 预测相对误差进行分析可知,20 个点的预测相对误差小于 1%,68 个点小于 5%,71 个点小于 10%。相对误差大于 10%的 2 个点,出现在地下连续墙底部的 CX28-72 和 CX28-73,因绝对误差小于 0.2 mm 而与实际测斜曲线偏差不明显。剔除这 2 点后,模型 1 预测平均相对误差为 1.64%。在埋深 15~20 m 处,预测值的拟合曲线与实测值拟合曲线偏差较大,最大绝对误差为 0.67 mm,出现在 CX28-36、CX28-38 以及 CX28-39 点。

未经优化的 GRNN 网络虽然可以快速得到收敛的预测值,但是平均相对误差达到 21%。

GA-BPNN 在大多数点的预测都十分准确,平均相对误差为 5.43%。然而出现了误差极大个点,如 CX28-52 点的预测值与实测值相差达到 7.85 mm。

经比较可知,GA-GRNN 预测效果优于 GA-BPNN,优于未优化的 GRNN。其中,GA-GRNN 预测效果明显好于未经优化的 GRNN,证明了运用遗传算法优化 GRNN 网络的必要性和有效性。运用 3 种模型对 CX28 同一基坑断面的 CX03 同理预测,亦可得相同结论。篇幅有限,不再赘述。

由于优化 GRNN 网络的必要性和有效性已经得证,现剔除模型 2。应用 GA-GRNN 及 GA-BPNN 模型参照表 1 进行预测。选取其中具有代表性的 CX28-39 (该点为最大变形以及预测绝对误差最大所在位置)的预测结果列于如表 3。

表 3 GA-GRNN (模型 1) 与 GA-BPNN (模型 3) 预测值的计算精度的比较 (CX28-39)

Table 3 Comparison of precision between predicted values of GA-GRNN and GA-BPNN

时间 序列	实测值 /mm	预测结果/mm		相对误差/%	
		模型 1	模型 3	模型 1	模型 3
43	50.79	50.12	51.47	1.32	1.33
79	67.53	67.00	66.25	0.78	1.90
137	69.06	69.05	69.77	0.01	1.03

GA-GRNN 在 3 个阶段内均的预测均与实测值误差较小,体现了较好的预测准确性,同时较之 GA-BPNN 有着更小的相对误差,特别在对第 137 天的位移预测相对误差达到了 0.01%。

一方面,广义回归神经网络具有很强的非线性映射能力、柔性网络结构、可以处理不稳定的数据的特点,并在样本数据较少时预测效果也较好。另一方面,

遗传优化过的 BP 网络,虽然较未优化的 BP 网络有着更高的预测精度,仍然具有样本量少、样本分布不均匀而造成预测误差大的问题。

选择 CX28-39 进行预测模型运算速度的比较。应用 GA-GRNN 以及 GA-BPNN 对测点第 43 天测斜在同一台计算机上进行预测,并记录预测时间。GA-GRNN 预测时间为 GA-BPNN 的 1/38,运算速度具有明显优势。

## 5 结 论

本文采取了遗传算法 - 广义回归神经网络 (GA-GRNN),结合工程实例对软土地区深基坑工程地下连续墙在不同深度和不同施工阶段内的测斜进行预测。

(1) GA-GRNN 可以实现较高精度的对软土地区地下连续墙测斜进行预测。

(2) 由于 GRNN 自身所具有高度的容错性和鲁棒性,GA-GRNN 在预测中体现出的准确性和稳定性优于遗传-BP 网络。

(3) GA-GRNN 计算中矩阵维数远小于遗传 - BP 网络,因此在计算中有着明显的运算速度上的优势。

(4) 值得指出的是,神经网络是运用数学原理对围护结构变形进行预测。在施工工况发生突然变化的情形下,预测会出现较大误差。此时应结合基坑变形的力学原理进行分析,以实现基坑变形的准确预测。

综上所述,遗传 - 广义回归神经网络用于预测深基坑工程施工变形中具有良好的性能,值得在工程中推广应用。

## 参考文献:

- [1] 刘国彬,王卫东. 基坑工程手册[M]. 2 版. 北京: 中国建筑工业出版社, 2009: 183 - 226. (LIU Guo-bin, WANG Wei-dong. Excavation engineering manual[M]. 2nd ed. Beijing: China Architecture & Building Press, 2009: 183 - 226. (in Chinese))
- [2] 熊孝波,桂国庆,郑明新,等. 基于皮尔 - 遗传神经网络的深基坑施工变形预测[J]. 岩土工程学报, 2008, 30(增刊): 220 - 224. (XIONG Xiao-bo, GUI Guo-qing, ZHENG Ming-xin, et al. Deformation prediction for deep foundation pits based on pearl curve and genetic neural network[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2008, 30(S0): 220 - 224. (in Chinese))
- [3] 王玉雯,陈颖辉,师庭飞. 改进的 BP 网络在深基坑变形预报中的应用[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(15): 3791 - 3794. (WANG Yu-wen, CHEN Yin-hui, SHI Ting-fei. The

- application for improved BP network in deformation monitoring and prediction caused by deep excavation[J]. Science Technology and Engineering, 2010, **10**(15): 3791 - 3794. (in Chinese))
- [4] 赵启嘉. 基于动态递归神经网络及相空间重构理论的深基坑工程变形预测研究[D]. 上海: 同济大学, 2008. (ZHAO Qi-jiao. Research on deformation prediction of deep excavation by recurrent neural network and phase space reconstruction[D]. Shanghai: Tongji University, 2008. (in Chinese))
- [5] 袁金荣, 池毓蔚, 刘学增. 深基坑墙体位移的神经网络动态预测[J]. 同济大学学报, 2000, **28**(3): 220 - 224. (YUAN Jin-rong, CHI Yu-wei, LIU Xue-zeng. Dynamic prediction on displacement of diaphragm wall in deep foundation excavation engineering using artificial neural networks[J]. Journal of Tongji University, 2000, **28**(3): 220 - 224. (in Chinese))
- [6] 刘勇健, 李彰明, 张建龙, 等. 基于遗传-神经网络的深基坑变形实时预报方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, **23**(6): 1010 - 1014. (LIU Yong-jian, LI Zhang-ming, ZHANG Jian-long, et al. Real time prediction method based on genetic algorithm and neural network for deformation caused by deep excavation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, **23**(6): 1010 - 1014. (in Chinese))
- [7] 熊孝波, 桂国庆, 郑明新, 等. 基于免疫RBF神经网络的深基坑施工变形预测[J]. 岩土力学, 2008, **28**(增刊): 598 - 602. (XIONG Xiao-bo, GUI Guo-qing, ZHENG Ming-xin, et al. Research on deformation prediction for deep foundation pit based on the artificial immune RBF neurai network[J]. Rock and Soil Mechanics, 2008, **28**(S0): 598 - 602. (in Chinese))
- [8] 林 鸣, 徐 伟. 深基坑工程信息化施工技术[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2006. (LIN Ming, XU Wei. Deep foundation informatization construction technology[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2006 (in Chinese))
- [9] 谢秀栋, 方建瑞, 李志高. 基于遗传算法的SMW围护结构水泥土刚度系数计算[J]. 岩土工程学报, 2008, **28**(增刊): 1422 - 1424. (XIE Xiu-dong, FANG Jian-guo, LI Zhi-gao. Computation on rigidity coefficient of cemented-soil based on genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2008, **28**(S0): 1422 - 1424. (in Chinese))
- [10] 袁金荣, 赵福勇. 基坑变形预测的时间序列分析[J]. 土木工程学报, 2001, **34**(6): 55 - 59. (YUAN Jin-rong, ZHAO Fu-yong. Predicting deformation of foundation pit using ANN[J]. China Civil Engineering Journal, 2001, **34**(6): 55 - 59. (in Chinese))
- [11] HAGAN Martin T, DEMUTH Howard B, BEALE Mark H. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002. (HAGAN Martin T, DEMUTH Howard B, BEALE Mark H. Neural network design[M]. Beijing: China Machine Press, 2002. (in Chinese))
- [12] 张德丰. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009. (ZHANG De-feng. MATLAB neural network application design[M]. Beijing: China Machine Press, 2009. (in Chinese))
- [13] 雷英杰, 张善文, 李续武, 等. MATLAB遗传算法工具箱及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005. (LEI Ying-jie, ZHANG Shan-wen, LI Xu-wu, et al. MATLAB genetic algorithm toolbox and its application[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2005. (in Chinese))
- [14] NARENDRA B S, SIVAPULLAIAH P V, SURESH S, et al. Prediction of unconfined compressive strength of soft grounds using computational intelligence techniques: A comparative study[J]. Computers and Geotechnics, 2006, **33**: 196 - 208.

(本文责编 李运辉)