

基于免疫 RBF 神经网络的深基坑施工变形预测

熊孝波^{1,2}, 桂国庆¹, 郑明新², 许建聪³, 马淑芝⁴

(1. 井冈山大学工学院, 江西 吉安, 343009; 2. 华东交通大学 土建学院, 南昌 330013;
3. 同济大学 土木工程学院, 上海 200092; 4. 中国地质大学 工程学院, 武汉 430074)

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。通过现场量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, 利用神经网络对支护结构的变形作出预测, 以保证基坑安全施工。研究了一种基于免疫识别原理的径向基函数神经网络学习算法, 该算法将所识别的数据作为抗原, 抗体为抗原的压缩映射并作为神经网络模型的隐层中心, 采用最小二乘法确定权值, 提高了 RBF 神经网络收敛速度和精度, 将人工免疫 RBF 神经网络应用于时间序列预测中, 工程实例计算证明了算法的有效性和可行性, 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; 人工免疫识别; RBF 神经网络; 变形预测

中图分类号: TU 470

文献标识码: A

Research on deformation prediction for deep foundation pit based on the artificial immune RBF neural network

XIONG Xiao-bo^{1,2}, GUI Guo-qing¹, ZHENG Ming-xin², XU Jian-cong³, MA Shu-zhi⁴

(1. Institute of Technology Jinggangshan University, Ji'an 343009, China; 2. School of Civil Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 3. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;
4. Engineering Faculty, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: Deep foundation pit is affected by several factors, and becomes the key problem in geotechnical engineering. The deformation must be controlled rigorously according to the actual situation surrounding environment and building safety grade. After analyzing the measured data of deformation, the prediction of deformation of supporting structure is made, and the safety of deep foundation pit is guaranteed. To insure the construction quality of the deep foundation pit, deformation observation of the supporting structure is carried out in many deep pit in order to predict the development of deformation accurately during construction. A radial basis function (RBF) neural network learning algorithm based on immune recognition principle is studied. In the algorithm, the input data are regarded as antigens, and antibodies are regarded as the compression mapping of antigenas, i.e. the hidden layer centers. The weights of the output layer are determined by adopting the least square method, which can improve convergence speed and precision of the RBF neural network. A new time series prediction method based on artificial immune RBF neural network is also presented, and its application is discussed. The simulation experiment indicates that this method is effective in time series prediction.

Key words: deep foundation pit; diaphragm wall; artificial immune recognition; RBF neural network; deformation prediction

1 引 言

人工免疫系统(Artificial Immune System)是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法, 它受生物免疫系统启发, 通过外界物质的自然防御机制的学习技术, 提供自组织和记忆等进化学习机制, 结合了神经网络和机器推理等系统的一些优点, 具有提供新颖的解决问题方法的潜力。其研究成果涉及数据

处理和优化学习等许多领域, 已经成为继神经网络、模糊逻辑和进化计算后人工智能的又一研究热点。径向基函数(Radial Basis Function)神经网络具有局部逼近特性, 即对输入空间的某一个局部区域只存在少数的神经元用于决定网络的输出, 具有较好的网络的推广能力和函数逼近能力, 可实现性能优越的非线性预测器。

在基坑工程中, 由于地质条件、荷载与施工条

件、外界因素的影响,使基坑变形成为一个灰色、模糊、随机的非线性工程问题。以变形大小作为控制手段的设计方法正受到人们的普遍重视,它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。孙钧、赵其华、熊孝波等^[1-8]通过研究得出:在基坑围护结构及支撑方案确定的情况下,施工参数是影响地连墙体变形大小的控制或决定因素。对深基坑工程的变形预测而言,输出层的变量只有一个,即墙体变形。输入变量的结构取决于影响墙体变形的主控因素的个数。一般来讲,在同一时间层次上,主要因素可归结为水压力、土压力、开挖深度、单层土方开挖厚度、沿墙体宽度以及对应墙体无支撑暴露时间等。但由于施工的动态特点,上述参数的获取在实际操作中会有困难,因此,实际工程施工反演预测中常采用与墙体变形有关的串行控制变量,来分析预测变形。已有的历史变形资料是各类影响因素的综合反映,故实际预测中采用同一位置的历史观测资料,去预测今后一定时间内的位移值,使得预测的可操作性加强。

本文根据 AIS 的抗原识别、抗体对已识别过的抗原的记忆效应原理采用了一种免疫识别算法,将一种人工免疫识别算法用于 RBF 神经网络基函数中心的选取,并将其与 K -均值聚类算法相比较,改进了网络性能,将其应用于地下连续墙变形时间序列的预测中。工程实例研究表明^[9-15],免疫算法具有更好的收敛性和更快的速度。

2 RBF 神经网络

RBF 网络源于高维空间的多变量函数的插值理论,这类网络的学习等价于在多维空间中寻找训练数据的最佳拟合平面。一般由输入层、隐层和输出层 3 层组成,其结构如图 1 所示。

RBF 网络的输入输出关系为

$$y_j = f_j(x) = \sum_{i=1}^k w_{ji} \phi(\|X - C_i\|) \quad (1)$$

式中: $X \in R^n$ 为输入矢量; $(\cdot)$ 称为径向基函数,完成从 $R^n \rightarrow R^m$ 的非线性映射; $\|\cdot\|$ 为欧氏范数; w_{ji} ($1 \leq j \leq M$; $1 \leq i \leq L$) 为输出层的连接权值; C_i 为 RBF 的隐层中心。

选取高斯函数作为径向基函数,其形式为

$$\phi(\|X - C_i\|) = \exp\left(-\frac{\|X - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

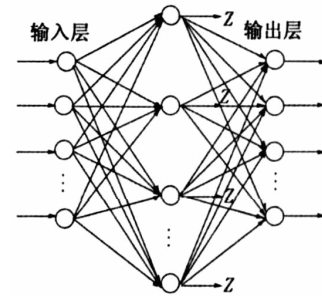


图 1 RBF 网络结构

Fig.1 Structure of RBF network

式中: σ^2 为径向基函数的方差(宽度参数), $\sigma = d_m / \sqrt{2L}$; L 为中心数; d_m 为所选中心之间的最大距离。

则输入第 p 个样本 $X_p = (x_1, x_2, \dots, x_N)_p$ ($p=1, 2, \dots, L$) 时隐层节点 i 的输出 z_{ip} 为

$$z_{ip} = \phi(\|X_p - C_i\|) = \exp\left(-\frac{\|X_p - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3)$$

基函数中心 C_i 的选取是影响 RBF 神经网络性能的关键因素,中心选取不当构造出来的 RBF 网络的性能一般不能令人满意。对基函数中心 C_i 的选择有两种方式:一种是根据经验选中心, L 个中心应具有“代表性”。样本点密集的地方中心点也适当多些,如果数据本身是均匀分布的,则中心 C_i 也均匀分布;另一种是用聚类方法把样本聚为 L 类,类中心就作为 RBF 的中心,最常用的是 K -均值聚类。对于随机分布的数据,经验法无法取得使网络性能理想的基函数中心,限制了经验法的适用范围; K -均值聚类需要预先指定聚类的数量。本文采用人工免疫识别算法确定基函数的中心。

3 人工免疫识别算法

根据免疫系统抗体识别抗原的原理,将所要处理的数据看作抗原,抗体作为抗原的一个内映像,通过对抗体的克隆和变异增加了对抗原的识别能力并产生抗体记忆压缩集合,当再次遇到相似的抗原时,迅速激活抗体记忆集合清除抗原。

定义: S^L 为由抗体、抗原所构成的形态空间, L 表示其维数。 $AB = \{Ab_i | i=1, 2, \dots, n\}$ 为抗体集合; $AG = \{Ag_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 为抗原集合,某一抗原 $Ag_i = \{y_1, y_2, \dots, y_L\}$ 或抗体 $Ab_i = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ 分别为集合中的一个向量或一个坐标点。

步骤 1: 抗原(所要处理的数据)输入,并产生初始抗体群,一般是用随机方法产生;

步骤 2: 计算亲和度,分别计算抗原和抗体之间及抗体和抗体之间的亲和度并排序。

抗原 Ag_i 和抗体 Ab_j 的亲合力 a_{ij} :

$$a_{ij} = 1 - \frac{\|Ab_i - Ag_j\|}{\max_{\substack{1 \leq i \leq n \\ 1 \leq j \leq m}} \|Ab_i - Ag_j\|}, \quad i=1,2,\dots,n; \quad j=1,2,\dots,m \quad (4)$$

式中: $\|Ab_i - Ag_j\|$ 为形态空间 S^L 中 Ab_i 与 Ag_j 两向量的范数, 本文采用欧几里德距离(Euclidean)表示。距离越小, 亲和力越大。

抗体 Ab_i 和抗体 Ab_j 的亲合力 s_{ij} :

$$a_{ij} = 1 - \frac{\|Ab_i - Ab_j\|}{\max_{\substack{1 \leq i \leq n \\ 1 \leq j \leq n}} \|Ab_i - Ab_j\|}, \quad i=1,2,\dots,n; \quad j=1,2,\dots,n \quad (5)$$

式中: $\|Ab_i - Ab_j\|$ 意义同上。抗体越相似, 亲和力越大, 抗体之间的激活抑制作用就越强。

步骤 3: 对抗体进行克隆和变异。按亲和度的大小来克隆抗体的数目, 并用 N_c 表示:

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round}(N - \text{norma} \|Ab_i - Ag_j\| N) \quad (6)$$

式中: N 为抗体数目; $\text{round}(\cdot)$ 为最近整数取整函数; $\text{norma}(\cdot)$ 为归一化函数。

克隆细胞要经历变异过程:

$$Ab_i^* = Ab_i - \alpha(Ab_i - Ag_j) \quad (7)$$

式中: $\alpha = 1 - e^{-\|Ab_i - Ag_j\|}$, 为抗体变异率。

步骤 4: 重新计算变异后的抗体与抗原的亲合力。

步骤 5: 选择一定比例的高亲和力抗体, 建立一个抗体记忆矩阵 M_p , 清除亲和力低于一定阈值的抗体(抗体死亡)。

步骤 6: 抗体抑制: 在记忆矩阵 M_p 中, 根据式(5)计算抗体与抗体间的亲合力, 亲合力越大, 抗体越相似, 抑制作用越强。根据下式选择抑制阈值清除相似抗体。

$$t_s = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N s_{ij}}{N(N-1)/2} \quad (8)$$

式中: s_{ij} 为抗体间的亲和力; N 为抗体的总个数。

步骤 7: 对已得到的所有抗体矩阵 $Ab_1 \leftarrow [Ab_1, M_p]$ 进行抗体总体抑制, 即搜索不同克隆集合中的相似抗体并将其去除。

步骤 8: 若满足终止判断条件, 则输出抗体矩阵; 否则, 再产生一部分抗体加入记忆矩阵 $Ab \leftarrow [Ab, \text{rand}(Ab)]$ 作为下一代免疫计算的抗体, 转到步骤 2 继续运算。

4 基于免疫 RBF 神经网络时序预测方法

曾洪飞等^[11]在此基础上通过 Matlab 编程语言建立了预测深基坑工程墙体位移的 RBF 神经网络模型, 经过工程实例验证了该模型的正确性, 说明 RBF 神经网络在对深基坑工程监测项目的预测是可行和有效的。蔡曦等^[14]研究了一种基于免疫识别原理的径向基函数神经网络学习算法, 该算法将所识别的数据作为抗原, 抗体为抗原的压缩映射并作为神经网络模型的隐层中心, 采用最小二乘法确定权值, 提高了 RBF 神经网络收敛速度和精度, 并将人工免疫 RBF 神经网络应用于时间序列预测中。周颖等^[15]提出了一种人工免疫学习算法, 将该算法用于 RBF 神经网络隐层中心点数量的调节, 结果表明该混合算法具有较强的泛化能力, 而且精度高、效果好。郑俊杰等^[12]结合武汉地区预应力混凝土管桩静载荷试验资料, 运用 MATLAB 编写了免疫算法程序对预应力混凝土管桩的极限承载力进行了预测分析, 展望了免疫算法在岩土工程中的前景。

4.1 免疫 RBF 神经网络学习算法

将人工免疫识别算法用于选择 RBF 神经网络的隐层中心, 得到一种网络学习算法:

(1) 利用免疫识别算法确定 RBF 神经网络的隐层中心。在该算法中, 将输入数据作为抗原, 网络的隐层中心点作为抗体, 运用上述的免疫算法, 得到多样性的抗体记忆集合即为隐层网络的中心点。因抗体记忆集合是抗原的一个压缩聚类映射, 即 RBF 网络的隐层中心能够以较少的数量覆盖整个输入空间。这样, 当 RBF 网络再次识别类似的数据时, 由于记忆中心点的存在, 收敛速度明显提高。

(2) 隐层中心确定后, 利用式(3)计算隐层输出。

(3) 应用最小二乘法估计网络输出层的权值, 进而得到网络的输出。

4.2 基于免疫 RBF 神经网络时序预测方法

预测模型样本时间序列如表 1 所示, 改进的人工免疫 RBF 神经网络用于时间序列预测的具体步骤。

(1) 样本选取。将已知的时间序列样本数据分成训练段和检验段。

(2) 网络结构设计。确定网络的输入向量、输出向量的维数, 隐含层节点数; 利用基于免疫原理的识别算法确定 RBF 网络模型的数据中心。

(3) 网络拓扑设计。选择网络输出层的激活函

数(隐含层选用高斯基函数)。

(4) 网络初始化。设置网络的初始权值和目标误差值。其中,网络初始权值可取 $(-0.1,0.1)$ 之间的随机数,目标误差值根据预测所需精度适当选取。

(5) 网络训练。利用人工免疫算法确定高斯基函数的中心和宽度参数,递推最小二乘法确定连接权值,训练网络,拟合学习段时间序列,直到网络收敛于一定的标准;否则,可重新改变网络的初始权值甚至网络的拓扑结构,直至训练结果满意。

(6) 网络预测。利用检验段数据检验训练好的网络模型对未来时间序列进行预测。

表 1 预测模型样本时间序列

Table 1 The sample time series of the prediction model

样本号	输入层	输出层
1	$X_1, X_2, \dots, X_8$	X_9
2	$X_2, X_3, \dots, X_9$	X_{10}
...	...	...
38	$X_{38}, X_{39}, \dots, X_{45}$	X_{46}

5 工程实例研究

润扬长江大桥南汊北锚碇基础为重力式箱式结构,平面尺寸为长 69 m,宽 50 m,最大开挖深度为 48 m。基础底板底高程为 -41.5 m,顶板高程为 $+3.0$ m,顶底板厚均为 5.0 m。三纵四横隔墙将箱体结构分为 20 个隔舱,舱内充填砂、混凝土、水。深基坑的围护结构采用厚 1.2 m 嵌入基岩的地下连续墙与 11 道钢筋混凝土内支撑及节点处的 16 根 $\phi 1.2$ m 和 16 根 $\phi 0.6$ m 钢管混凝土立柱桩。

在整个地连墙的纵剖面上,长边是最可能产生较大位移的关键部位,从而成为本工程安全监测的重点。其中 A-A 剖面位于其关键部位(图 2、图 3),因此,在此剖面上进行了大量的现场位移监测工作,得到了北锚碇深大基础工程施工变形情况的丰富资料。作为工程应用研究来讲,本文只讨论地连墙长边中点的变形建模情况。其他部位监测位移动建模同理可得。

从 2001 年 11 月开始土方的开挖施工到 2002 年 5 月开挖到底。在地连墙长边,即北侧,现场监测获得了 2002 年 6 月以前的变形数据。地连墙的 P6 孔测点在垂向上每隔 0.5 m 设一个点,共计 92 个点。取 2 月 16 日之前的监测位移利用上述方法,对此后 8 d 基坑墙体 P6 孔(24 m)位移进行连续多步滚动预测,以指导工程实践,并以此来检验所建模型的性能。

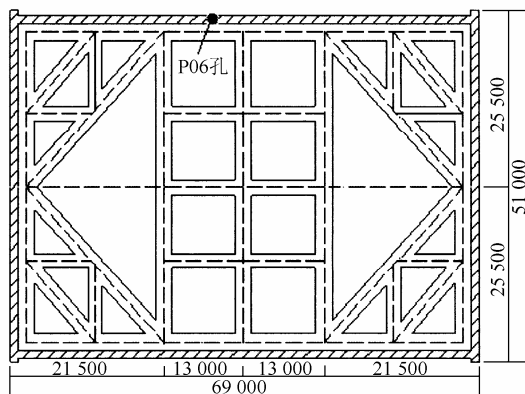


图 2 深基坑支护平面图(单位: mm)

Fig.2 Plane map of deep foundation pit support structure(unit: mm)

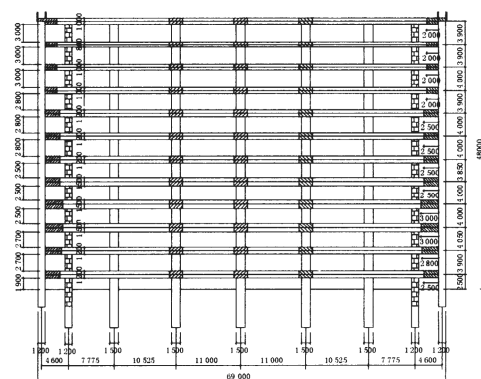


图 3 深基坑支护剖面图(单位: mm)

Fig.3 Section map of deep foundation pit support structure(unit: mm)

利用所选的样本进行学习,免疫识别算法的抑制阈值选取为 0.15,输入数据为抗原向量,网络基函数的中心点为抗体,网络的输出即为预测值。应用上述方法对预处理后的深基坑地下连续墙施工变形时间序列作预测(均方误差控制在 0.01),并将其与使用 K-均值算法选取基函数中心的 RBF 网络进行比较,运用 Matlab 进行计算,所得预测结果如表 2 所示。

表 2 免疫 RBF 神经网络模型(模型 1)计算精度与进化神经网络模型(模型 2)计算精度的比较(P6)

Table 2 Comparison between immune recognition RBFNN value and ENN value (P6)

序号	实测值 /mm	模型 1 计算结果 /mm	模型 2 计算结果 /mm	模型 1 计算误差/%	模型 2 计算误差/%
1	117.1	116.5	115.6	0.52	1.30
2	118.1	118.6	116.8	0.42	1.12
3	121.8	123.4	124.6	1.31	2.49
4	121.3	123.8	125.8	2.06	3.67
5	121.8	125.3	126.7	2.87	3.89
6	122.9	127.2	128.1	3.49	4.12
7	122.9	128.8	129.8	4.80	5.68
8	123.9	130.6	132.2	5.41	6.63

由上述结果可以发现,基于免疫 RBF 神经网络方法可以得到地连墙位移较好的预测值,可以在工程中得到较好的应用,是一种进行位移等类似监测信息建模的好方法,值得在岩土工程应用中大力推广。

6 结 语

本文应用人工免疫识别算法,将输入数据作为抗原,网络的隐层中心点作为抗体,通过克隆、变异等免疫运算,得到输入数据的中心并作为 RBF 神经网络的隐层基函数中心,比 K -均值算法选取基函数中心收敛速度更快,精度更高,从而改进了 RBF 网络的性能。将这种免疫 RBF 网络用于地下连续墙施工变形时间序列的预测,由工程实例的结果可以看出,本文提出的深基坑施工变形预测建模的免疫 RBF 神经网络智能算法较好地揭示出深基坑施工变形中所包含的本质规律。实际工程应用的结果也显示了其较优良的性能,是进行深基坑施工变形预测的一种较理想的方法,值得在实际工程中推广应用。

参 考 文 献

- [1] 孙钧. 城市环境土工学[M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2005.
- [2] 熊孝波. 深大基础工程施工变形智能预测与控制研究[博士学位论文 D]. 上海: 同济大学, 2003.
- [3] 熊孝波, 孙钧, 赵其华. 润扬大桥南汊北锚碇深基坑工程施工变形智能预测与控制研究(I) [J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(12): 1 966—1 970.
- [4] 熊孝波, 孙钧, 徐伟, 等. 润扬大桥南汊北锚碇深基坑开挖工程实践[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(2): 157—162.
- [5] 孙钧, 赵其华, 熊孝波. 润扬长江公路大桥北锚碇基础施工变形的智能预测——工程实录研究[J]. 岩土力学, 2003, 24(增刊): 1—7.
- [6] 熊孝波, 桂国庆, 许建聪, 等. 可拓工程方法在地下工程预测中的应用[J]. 解放军理工大学学报, 2007, 8(6): 695—701.
- [7] 熊孝波, 赵其华, 朱忠隆. 基于等维灰数递补 GM(1,1) 模型的桩基极限承载力动态预测研究[C]//第六届全国青年岩土力学与工程会议暨岩土工程系列学术研讨会之十论文集. 上海: 同济大学出版社, 2007.
- [8] 熊孝波, 桂国庆, 郑明新, 等. 深基坑支护方案的模糊物元评价方法研究[J]. 防灾减灾工程学报, 2008, 28(增刊): 待刊.
- [9] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1 540—1 549.
- [10] 曾洪飞, 周健, 贾斌. RBF 神经网络在深基坑监测预测中的运用[J]. 上海地质, 2004(2): 44—47.
- [11] 莫宏伟. 人工免疫系统原理与应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003.
- [12] 郑俊杰, 郭嘉, 鲁燕儿. 基于免疫算法的单桩极限承载力预测[J]. 华中科技大学学报, 2006, 23(2): 5—8.
- [13] 肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望[J]. 计算机学报, 2002, 25(12): 1 281—1 293.
- [14] 蔡曦, 胡昌华, 蔡光斌. 基于人工免疫 RBF 神经网络的时间序列预测方法研究[J]. 电光与控制, 2007, 14(4): 109—112.
- [15] 周颖, 郑德玲, 裘之亮, 等. 一种人工免疫与 RBF 神经网络结合的混合算法的应用[J]. 计算机工程与应用, 2004(1): 39—40, 46.