

# 应用遗传-神经网络方法预测软土路基沉降

李敏刚<sup>1,2</sup>, 张 焱<sup>1</sup>, 汪操根<sup>1</sup>, 李粮纲<sup>1</sup>

(1. 中国地质大学(武汉)工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 湖北煤炭地质局, 湖北 武汉 430000)

**摘要:**理论方法预测软土地基沉降与实际存在较大的差距,使得预测结果很难达到设计要求,不利于指导施工。将现有的理论方法同现场观测信息相结合,对软土地基变形作出更为准确的预测,有利于指导和控制工程施工。采用遗传算法和BP最优化法相结合的算法来训练网络,用遗传算法来优化BP神经网络中权值;用龚帕斯曲线来分解沉降时序,通过沉降趋势线偏移量来训练网络。采用这种方法预测软土路基沉降取得了较好的应用效果。

**关键词:**遗传算法;神经网络;沉降预测

中图分类号:TP183;U416.1 文献标识码:A 文章编号:1672-7428(2009)03-0045-03

**Soft Subgrade Settlement Prediction by Genetic-Neutral Network/LI Min-gang<sup>1,2</sup>, ZHANG Yi<sup>1</sup>, WANG Cao-gen<sup>1</sup>, LI Liang-gang<sup>1</sup>** (1. China University of Geosciences, Wuhan Hubei 430074, China; 2. Hubei Administration of Coal Geology, Wuhan Hubei 430000, China)

**Abstract:** There exists a large gap in the soft ground settlement between theory prediction and the practice, so it is difficult to meet the design requirements and is not conducive to guide the construction. Combination of existing theoretical prediction methods and field observation information is helpful to control the engineering construction. With the combination of genetic algorithm and BP optimization method to train the network, weights of BP neural network can be optimized; with Gong Paz curve to decompose the settlement timing, network was trained by offset of settlement trend line. Good application results were achieved in predicting soft ground settlement by using this method.

**Key words:** genetic algorithm; neural networks; settlement prediction

## 0 引言

在含水量高、孔隙比大、渗透性差、天然强度低的软土地基上进行工程建设时,为了达到建设工程的质量和安要求,需要对软土地基采取一定的处理措施。软基处理的目的是解决地基的稳定和变形问题。因此准确计算和控制固结沉降,对于软土地基设计与施工尤其重要。采用理论方法预测软土地基的沉降与实际存在较大的差距。特别是对于工后沉降计算精度要求高的这一类问题,由于不可避免地存在各种假设,地基处理施工过程对软土特性和整个地基变形的影响等,使预测结果很难达到设计要求,不利于指导施工。将理论计算方法与现场监测信息结合起来,利用遗传算法和BP最优化方法相结合的算法来训练网络,并应用于软基处理沉降监测。旨在对软土地基变形作出更为准确的预测,更进一步指导和控制工程施工。

## 1 基于遗传-神经网络预测模型的建立

### 1.1 沉降时序的分解

设  $u_i$  表示观测得到的沉降时序,它具有明显的趋势性。因此沉降时序可分解为:

$$u_i = w_i - v_i \quad (1)$$

式中: $w_i$ ——沉降趋势项; $v_i$ ——趋势偏离项的偏离量。

通过对沉降序列的大量研究表明,皮尔曲线可以较为准确的描述路基的沉降趋势。而趋势项的偏移量仍然为一个复杂的非线性序列,因而采用神经网络模型进行外推,同时为了克服传统神经网络模型的缺点,这里采用遗传算法来优化神经网络模型的权值。

### 1.2 沉降趋势偏移量的进化神经网络模型

#### 1.2.1 遗传算法与BP神经网络的结合

BP神经网络在本质上是一种由输入到输出的映射,它能够学习大量的输入与输出之间的映射关系而不需要任何输入与输出之间精确的数学表达式。只要用已知的模式对BP网络加以训练,网络就有输入输出对之间的映射能力。

由于趋势项的偏移量序列为一个复杂的序列,

收稿日期:2008-09-05; 改回日期:2009-03-05

作者简介:李敏刚(1963-),男(汉族),湖北武汉人,中国地质大学(武汉)工程硕士,湖北煤炭地质局湖滨地质勘察基础工程公司副总经理、高级工程师,从事探矿工程和岩土工程技术与管理工作,湖北省黄石市新下陆182队(435005),lmg1963@sina.com;张焱(1982-),男(汉族),湖北利川人,中国地质大学(武汉)硕士,从事勘察与基础工程技术工作,湖北省武汉市鲁磨路。

其影响因素较多,性质复杂,在这里采用神经网络方法进行建模外推。针对人工神经网络学习过程的收敛时间过长,易陷入局部最小,以及搜索能力较差的特点,将遗传算法与人工神经网络相结合(见图1),使人工神经网络在学习过程中,应用遗传算法对神经元连接权值进行编码,并随机生成初始群体,进行交叉、变异操作,并计算能量函数,调整交叉、变异概率,迭代,对神经元连接权值进行动态调整,直至神经网络训练完成。

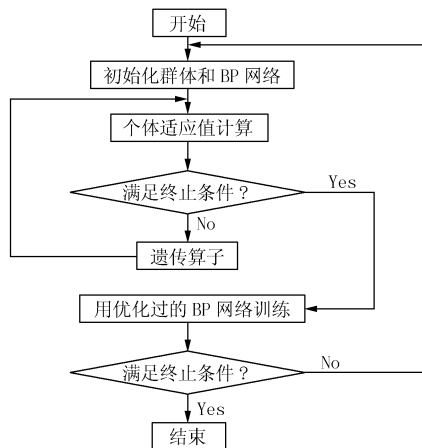


图1 遗传算法优化 BP 神经网络流程图

### 1.2.1.1 编码

在 BP 网络中,权值被看作是输入唯一的连接权。权值编码一般采用二进制编码方案。二进制编码即网络每个连接权值都用一定长的 0/1 串表示。在编码时,首先假定连接权在某一预定范围内变化,那么各连接权的实际值和字符串表示值之间关系如下:

$$w_i(i,j) = w_{\min}(i,j) + [\text{binreplace}(b)/(2^l - 1)] \times [w_{\max}(i,j) - w_{\min}(i,j)] \quad (2)$$

其中,binreplace( $b$ )是由  $L$  位字符串所组成的二进制整数, $w_{\min}(i,j)$ 和  $w_{\max}(i,j)$ 为各连接权的变化范围。然后将所有权值对应的 0/1 串连在一起,得到一个很长的二进制字符串,代表网络的一种权值组合,即一个个体。

### 1.2.1.2 种群规模 $P$

种群规模是决定遗传算法能否陷入局部解的主要因素。如果种群规模选的过小,则容易使算法陷入局部最优解,那么在此使用遗传算法来优化 BP 神经网络的权重就失去了意义;如果种群规模选的过大,那么又增加了算法的计算量,从而使收敛速度降低。通常种群规模的选择在  $P = 20 \sim 200$  之间,本文的种群规模设为  $P = 100$ 。

### 1.2.1.3 适应度计算

利用遗传算法优化 BP 神经网络初始权重的目的就是找到一组更接近于全局最小点的初始值,因此本文遗传算法操作的适应度函数,就是使网络的误差性能函数最小的函数。由于遗传算法只能朝着适应度函数增大的方向进化,因此,适应度函数可以定义成如下形式:

$$f_i = 1/\text{mse}(i) \quad i = 1, 2, \dots, P \quad (3)$$

式中: $P$ ——种群规模。

### 1.2.1.4 群体选择继承

计算完各个体的适应度后,选择适应度大的个体遗传到下一代,从而使问题的解越来越接近于最优解空间。在此应用目前最常用的选择算子适应度比例法。在该方法中,各个个体的选择概率和其适应度成正比。对于适应度为  $F$  的权值个体赋予其选择概率  $p$  为:

$$p = f_i / \sum_{i=1}^N f_i \quad (4)$$

式中: $N$ ——群体规模; $f_i$ ——各个个体的适应度值。

在实际学习中,一般将适应度最大的个体无条件地传给下一代。

### 1.2.1.5 交叉率 $P_c$

交叉率是指参与交叉操作的基因与基因总数的比值。较高的交叉率可以搜索较大的空间,从而避免算法陷入局部最优,但较高的交叉率会带来较长的运算时间。本文中遗传算法的交叉率设为  $P_c = 0.5$ 。

### 1.2.1.6 变异率 $P_m$

变异率是指参与变异操作的基因与基因总数的比值。变异率是保持群体多样性的有效手段,它控制了新基因的引入比例,若变异率过小,那么一些有用的基因就无法产生,而若变异率过大,则后代就可能失去从双亲继承下来的好的特性。本文变异率设为  $P_m = 0.005$ 。

### 1.2.1.7 进化代数

进化代数决定了进化计算的终止条件,当进化计算达到设定的进化代数时,进化过程结束。本文选取进化代数为 1000。

## 1.2.2 预测模型参数的选取

### 1.2.2.1 输入层样本

对于路基沉降问题一般为多输入单输出模式,设某一观测点有一随时间变化的总沉降数据序列  $S(i), i = 1, 2, 3, \dots, N$  ( $N$  为数据个数),由于观测的时间间隔并非等时间,故笔者采用三次样条插值,将非

等时间序列的观测数据转化为等时间序列的数据,将其作为输入样本进行学习、检验,并采用此模型进行预测。其预测模型可以表示为:

$$S(t) = \varphi[S(t-1), \dots, S(t-p)] \quad (5)$$

式中: $\varphi[\cdot]$ ——作用函数; $p$ ——模型的阶数,即输入节点数(等时间间隔延时步)。

可以构造  $N-p$  个样本,进行训练。

### 1.2.2.2 隐层数和隐层神经元数

BP网络中隐层数目和每个隐层中神经元数目对学习训练效果和预测精度有较大的影响。由于任何一个三层网络都可以逼近任何连续函数,故本文选择一个隐层。通过对程序进行一个循环控制,寻找检验效果比较好的隐层神经元数目。

### 1.2.2.3 节点单元作用函数的确定

采用S型函数作为节点函数就可以使神经网络模型逼近任何连续函数,通过对双曲线S型函数和对数S型函数比较,隐层选择双曲线S型函数,输出层选用线型传递函数训练网络更容易收敛。

## 2 工程应用

东莞水道滨江西路位于东莞水道的西岸,连接道滘镇与万江区的西部商贸开发区,道路全长3.4 km。地基土层为:地表以下0.8~3.4 m为淤泥,3.4~6.2 m为淤泥质砂,6.1~11.4 m为淤泥,11.4~13.8 m为淤泥质砂,13.8 m以下为中砂。本文采

用东莞水道滨江西路 K1 + 200、K1 + 950 观测点的实测沉降数据进行分析。采用遗传算法与BP神经网络相结合的方法,选取满载前的数据进行龚帕斯建模,得到预测沉降的龚帕斯趋势曲线(见图2)。

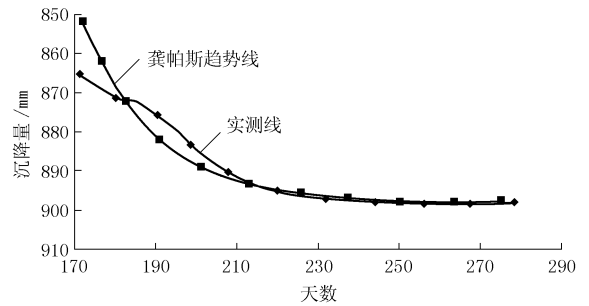


图2 K1+950 监测点实测曲线及龚帕斯趋势线

通过实测曲线和趋势线对比可以得到趋势项的偏移量(见表1)。将偏移量样本采用matlab编写标准遗传神经网络,并对建立的网络进行训练学习。网络采用10-16-1的结构,最大循环次数设定为2000次,网络总输出误差设定为0.01,其中包括取初始种群为100、染色体编码长度为8,交叉概率为0.5,变异概率取0.005,进化代数1000,在权值完成学习后,确定权值的大小,从而外推后期的偏移量,通过趋势值和外推偏移量求和来求得预测值。

表1、表2列出了基于遗传神经网络的沉降预测值和浅岗法、指数曲线法以及双曲线法的预测值。

表1 K1+200 观测点实测值与各模型预测值及预测精度对比

天数	实测值/mm	基于遗传神经网络的龚帕斯曲线法			浅岗法			指数曲线法			双曲线法		
		预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%
260	681	681.53	-0.53	-0.08	690.51	-9.51	-1.4	682.02	-1.02	-0.15	676.73	4.27	-0.14
266	681	681.74	-0.74	-0.11	690.71	-9.71	-1.43	685.11	-4.11	-0.60	679.89	1.11	-0.22
272	681	681.86	-0.86	-0.13	690.86	-9.86	-1.45	688.20	-7.20	-1.06	682.87	-1.87	-1.13
278	682	683.03	-1.03	-0.15	690.98	-8.98	-1.32	691.06	-9.06	-1.33	685.7	-3.70	-0.59
284	682	683.84	-1.84	-0.27	691.06	-9.06	-1.33	693.71	-11.71	-1.72	688.38	-6.38	-1.14
280	682	684.68	-2.68	-0.39	691.13	-9.13	-1.34	696.15	-14.15	-2.08	690.93	-8.93	-0.66

表2 K1+950 观测点实测值与各模型预测值及预测精度对比

天数	实测值/mm	基于遗传神经网络的龚帕斯曲线法			浅岗法			指数曲线法			双曲线法		
		预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%
280	898	898.08	-0.08	-0.01	891.04	6.96	0.77	879.94	18.06	2.17	897.91	0.09	0.01
286	898	898.23	-0.23	-0.03	891.04	6.96	0.77	884.00	14.00	1.68	898.66	-0.66	-0.07
292	898	897.87	0.13	0.01	891.04	6.96	0.77	887.75	10.25	1.20	899.37	-1.37	-0.15
298	898	897.70	0.30	0.03	891.04	6.96	0.77	891.20	6.80	0.79	900.04	-2.04	-0.23
304	898	897.46	0.54	0.06	891.04	6.96	0.77	894.38	3.62	0.42	900.67	-2.67	-0.30
310	898	897.64	0.36	0.04	891.04	6.96	0.77	897.32	0.68	0.08	901.26	-3.26	-0.36

通过文中的曲线图和数据,可以看出基于遗传神经网络智能算法能较好地揭示出路基沉降中所包含的规律。它在具有较好的数值逼近能力的基础

上,也保持了良好的外推预测能力。

在沉降预测误差精度方面,浅岗法、指数曲线法  
(下转第52页)

压机循环泥浆排渣,混合器的埋入深度在60 m以内,进尺效率为0.15 m/h。使用BES760型和VHP750E型的空压机,混合器的埋入深度可达90 m,获得进尺效率为0.25 m/h以上。在上部砂层等松散地层中钻进时,过大的泥浆循环量,会造成钻头的围圈与孔壁的环状间隙泥浆的流速过大,对孔壁造成冲刷,不利于孔壁的稳定。

#### 5.4 钢护筒内钻进方法

设计要求在护筒内使用 $\varnothing 3.20$  m的钻头钻进,以保证钢护筒内壁不能附着有地层的砂土,更好地保证钢护筒参与灌注桩的承载力。考虑到钢护筒的椭圆度和钢护筒沉放时的垂直度的偏差,不能保证 $\varnothing 3.20$  m的钻头顺利通过,施工过程中采用在 $\varnothing 2.80$  m钻头的基础上加设活动翼板和钢丝刷的方法进行改制。在 $\varnothing 2.80$  m钻头的外围圈加设活动翼板,使钻头直径达到3.0 m,活动翼板与 $\varnothing 2.80$  m钻头的外围圈使用M32 mm的螺栓固定。在活动翼板外侧固定钢丝刷,使钢丝刷外端所在的直径达到3.2 m,钢丝刷用 $\varnothing 28$  mm的钢丝绳焊制。使用 $\varnothing 3.20$  m的钢丝刷钻头钻进至设计标高(钢护筒底角位置),提钻拆除活动翼板,再恢复正常钻进 $\varnothing 2.80$  m钻孔。通过钢丝绳的柔性来调整钻头的直径,以满足护筒的椭圆度和护筒垂直度偏差的要求,同时又保证钢丝刷能够刷除钢护筒内壁附着地层的砂土。经超声波仪器检测,钻孔直径与钢护筒内径

一致,钢护筒内壁未附着地层砂土的痕迹,满足了设计要求。

## 6 结语

(1)大直径钻孔工程施工选择主要施工设备时,必须根据钻孔参数(孔径、孔深、垂直度)及施工区域的工程地质情况来确定。主墩钻孔施工前期投入的ZYD-300型钻机和JT-300型钻机在设备能力上不能完全满足工程对质量、安全、工期的需要,后来经过重新调整选择才保证主墩钻孔施工的顺利进行。

(2)钻进工艺参数——钻压、转数、泥浆循环量是钻孔施工作业中的重要参数。钻压是保证获得理想进尺效率、保证钻孔垂直度的关键因素。钻压一定、设备能力允许的条件下,在合理的转数范围内,可以通过提高转数获得进尺效率。钻压不足时企图用提高转数的方法来获得高进尺,不能取得理想的效果。泥浆循环量是钻孔施工中取得进尺效率的保证,在软岩地层、易糊钻地层中较易钻进,必须有足够的泥浆循环量把破碎下来的钻渣及时携离孔底排至地表,才能获得理想的进尺。

## 参考文献:

- [1] 靖向党. 钻孔工程[M]. 北京:冶金工业出版社,1999.

(上接第47页)

以及双曲线法的误差多数分布在0.5%~2%之间,误差相对较高。而基于遗传BP神经网络的龚帕斯预测模型的预测误差均低于0.5%。

另外,预测精度除了受模型样本的影响,还受遗传算法反演模型参数时目标函数的构造、选择率、交叉率等参数的选取以及BP神经网络的结构影响。

## 3 结论

(1)针对人工神经网络学习过程的收敛时间过长,易陷入局部最小,以及搜索能力较差的特点,在人工神经网络的学习过程中,应用遗传算法对神经元连接权值进行动态调整,能有效提高神经网络学习速度,增强网络的搜索能力,获得全局最优解。

(2)基于遗传-神经网络沉降预测方法,采用龚帕斯曲线来分解沉降时序,利用沉降趋势线偏移量来训练网络。与传统的沉降预测方法相比,该方法能有效提高预测精度,在软基处理沉降预测方面有良好的应用前景。

## 参考文献:

- [1] 陈国良,王煦法,等. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社,1996.
- [2] 吴大志. 高速公路路基沉降计算方法[D]. 长沙:中南大学,2000.
- [3] 雷英杰,张善文,李续武. 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. 8-28.
- [4] 钟才根,丁文其,等. 神经网络模型在高速公路软基沉降预测中的应用[J]. 中国公路学报,2003,16(2):31-34.