

用 BP 神经网络预测土抗剪强度指标 c 、 φ

张高峰¹ 梁宾桥² 谌会芹³

(1. 河北道桥交通集团有限公司, 河北石家庄 050031; 2 信息电子产业第十一设计研究院有限公司华东分院, 江苏无锡 214071; 3 石家庄经济学院, 河北石家庄 050031)

【摘要】 提出了应用 BP 神经网络来预测土抗剪强度指标 c 、 φ 。结合工程实例, 详细介绍了该方法的建模过程, 结果表明预测结果和实测结果很接近, 神经网络在土性参数方面应用前景很广阔。

【关键词】 BP 神经网络; c 、 φ ; 预测

【中图分类号】 TB 115

Prediction of Shear Strength Parameters c & φ of Soil by BP Neural Networks

Zhang Gaofeng¹ Liang Binqiao² Chen Huiqin³

(1. Hebei Road and Bridge Transportation Co., Ltd., Shijiazhuang Hebei 050031; 2 East China Branch of the Eleventh Design & Research Institute of IT, Co., LTD, Wuxi Jiangsu 214071; 3 Shijiazhuang University of Economics, Shijiazhuang Hebei 050031 China)

【Abstract】 Based on the artificial neural network(ANN), the method for prediction of shear strength parameters c 、 φ of soil is presented. The predicting model in engineering is established in details. It is shown that the result of prediction is very close to the result of testing. So ANN would be widely used in the aspect of soil property parameters.

【Key Words】 BP neural networks; c 、 φ ; predicting

0 引言

许多岩土工程问题, 如承载力、稳定性、土压力都要涉及到土抗剪强度指标 c 和 φ , 进行可靠度分析时更是需要研究其概率分布模型及特征参数, 这就要求有足够的样本才能进行统计分析。如果能利用土的一些物理性质指标得出抗剪强度指标, 就能增大样本容量, 进而得出更符合实际的概率分布模型和特征参数。人工神经网络(简称 ANN)是人工智能领域的一个重要分支, 它具有极强的非线性大规模并行处理能力, 具有自组织、自学习及推理的自适应能力。本文正是利用 ANN 的这些优点, 将其引入土抗剪强度指标的预测中。

1 BP 神经网络

神经网络又称误差逆传播(Error Back Propagation 简称 BP)神经网络。一个多层 BP 网络由输入层、输出层和至少一个隐层组成, 各层有一个或多个神经元, 相邻两层神经元之间通过可调权值相连接, 且各神经元之间没有反馈。其信息由输入层依次向隐层传递, 直至输出层。第二个神经元以加

权形式综合它的全部或部分输入, 并根据非线性激活函数的形状产生相应的输出。从本质上, BP 神经网络的学习过程, 就是通过各层连接权的调整和组合, 以达到一种满意的巨量并行拓扑结构, 这种拓扑结构能将学习样本的给定输入矢量空间映射到给定的输出矢量空间。已经证明^[1], 只要有一个隐含层的 BP 网络就可以实现所期望的由输入矢量空间到输出矢量空间的映射, BP 网络所擅长的是处理那种规律隐含在一大堆数据中的映射逼近问题。

2 基于 BP 网络的 c 、 φ 预测模型

2.1 预测模型建立

本次学习训练样本来自某医院病房楼岩土工程勘察报告。该病房楼地下 2 层, 地上 19 层, 主体采用框架剪力墙结构。为了提供基坑支护计算参数, 进行了 40 个原状土样的直剪和不固结不排水三轴剪切试验, 以获得各土层的 c 、 φ 。试验情况见表 1。

表 1 试验分类表

试验方法	土样个数		
	粉土	粉质粘土	粘土
直剪	2	28	3
不固结不排水三轴剪		7	

分析影响土抗剪强度指标 c 、 φ 的主要因素首先是土的类别。在输入节点中可以用 1 代表粉质粘土, 2 代表粘土, 3 代表粉土, 将土的类别作为一个输入节点。其次是试验方法, 同一试样不同的试验方法得出的结果是不一样的。文献[2]和文献[3]指出 c 、 φ 与含水量 w 、孔隙比 e 和塑性指数 I_P 关系密切, 相同孔隙比的粘性土塑性指数越大内摩擦角越小; 塑性指数相同的粘性土孔隙比越大, 内摩擦角越小; 相同孔隙比的粘性土含水量越大, 粘聚力越小;

含水量相同的粘性土孔隙比越大, 粘聚力越小。注意到 I_P 是由 w_L 和 w_P 得来的, 所以可以将影响因素 I_P 换成 w_L 和 w_P 来考虑。

综合考虑最后确定土的类别、试验方法、土粒相对体积质量 d_s 、天然密度 ρ 、含水量 w 、饱和度 S_r 、孔隙比 e 、液限 w_L 、塑限 w_P 9 个节点作为输入层。由于粉土和粘土样本太少, 所以只考虑粉质粘土, 没有将土的类别作为输入层的一个节点。同样, 由于不固结不排水三轴剪切试验样本也太少, 所以试验方法也没有作为输入层的一个节点来考虑。所以实际有 7 个输入节点。输出层有两个节点 c 、 φ 。这样有效样本共计 28 个(全部来源于原始资料), 随机选取了 5 个样本用来检测网络学习和成绩, 其余 23 个样本作为训练样本。训练样本和检测样本分别见表 2 和表 3。

表 2 训练样本

土样编号	序号	d_s	$\rho / (\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	$w / \%$	$S_r / \%$	e	$w_L / \%$	$w_P / \%$	c / kPa	$\varphi / (^\circ)$
1-1	1	2.73	1.99	20.7	86.1	0.656	29.9	13.5	28	10
1-2	2	2.72	1.96	25.4	87.2	0.699	25.4	15	13	26.5
1-4	3	2.72	2.05	25.1	91.9	0.592	25.1	11.6	18	18
2-1	4	2.72	1.95	23.3	88.0	0.720	27.5	16.3	22	24
2-3	5	2.73	1.93	21.9	82.6	0.724	31.0	14.1	35	21
2-4	6	2.72	2.03	20.0	89.5	0.608	26.6	14.9	21	21
2-11	7	2.73	2.15	18.5	100	0.505	31.8	15.2	46	26
3-1	8	2.73	2.02	21.6	91.7	0.643	33.1	16.5	16	17.5
3-2	9	2.72	2.00	18.6	82.5	0.613	5.2	13.6	22	27
4-4	10	2.73	1.82	28.8	84.4	0.932	30.2	15.9	14	24
6-2	11	2.73	1.90	29.0	92.7	0.854	31.2	17.0	14	27
6-6	12	2.72	1.98	26.6	97.9	0.739	28.9	16.0	20	20
7-2	13	2.72	1.95	21.6	84.4	0.696	25.5	13.2	16	22
7-3	14	2.72	1.87	27.3	87.2	0.852	27.3	14.4	20	22
7-4	15	2.73	1.96	22.2	86.3	0.702	31.3	15.3	17	21
7-5	16	2.73	2.02	22.0	92.5	0.649	31.5	15.0	28	21
7-10	17	2.72	2.08	20.1	95.7	0.571	21.0	10.2	3	23
8-3	18	2.72	1.99	21.2	87.8	0.657	23.0	12.8	16	26
8-11	19	2.73	2.11	17.7	92.4	0.523	27.6	12.6	45	21
B1-1	20	2.72	2.00	24.3	95.8	0.690	26.9	15.4	15	26.5
B2-1	21	2.72	1.99	21.9	89.4	0.666	25.8	13.8	17	23
B2-4	22	2.73	1.97	23.3	89.7	0.709	29.1	14.8	29	20
B2-5	23	2.72	2.09	16.7	87.5	0.519	24.0	12.7	20	21

表 3 检测样本

土样编号	序号	d_s	$\rho / (\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$	$w / \%$	$S_r / \%$	e	$w_L / \%$	$w_P / \%$	c / kPa	$\varphi / (^\circ)$
2-2	1	2.72	1.99	23.6	93.2	0.689	25.3	14.1	17	23
8-1	2	2.72	1.93	26.8	92.6	0.787	28.3	15	20	24
B2-2	3	2.72	1.89	23.7	82.6	0.78	26.1	15.2	13	25
8-2	4	2.73	1.85	26.7	83.8	0.87	32.3	17.2	19	21
B2-3	5	2.74	1.98	23.8	91.5	0.713	34.5	15.8	37	15

注: 岩土勘察报告来自煤炭工业某设计研究院

2.2 网络的实现过程

笔者利用 VisualC++ 程序语言编写了 BP 神经网络, 输入界面和输出界面分别见图 1 和图 2。经过多次调试得到一组最优的网络参数: 7 个输入层节点、9 个隐层节点、2 个输出层节点、学习率为 0.2、动量项为 0.2、终止条件是迭代 400 次。

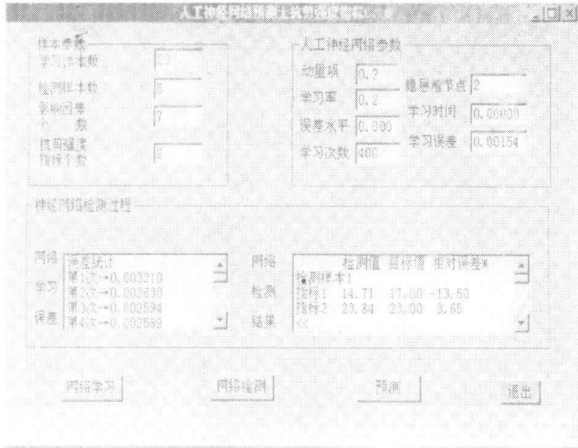


图 1 参数设置界面

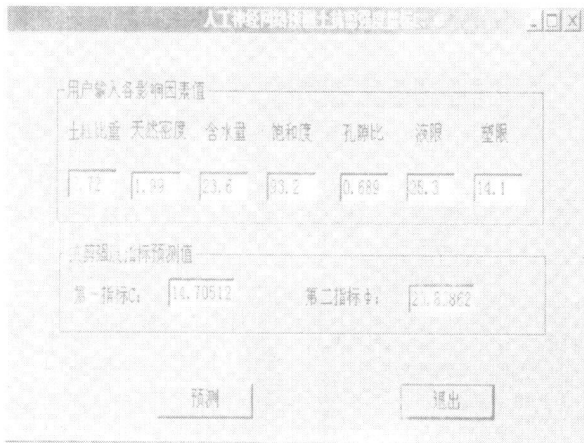


图 2 结果输出界面

图 1 界面上的“样本参数”部分, 笔者针对所采集的数据, 程序中的默认值已经分别设为 23、5、7 和 2 m。界面上的“人工神经网络参数”部分包含七项: 动量项、学习率、误差水平、学习次数、隐层增节点、学习时间、学习误差, 其中前五项是用户输入值, 后两项是程序的运行结果。每一项已经设定了默认值, 用户可以根据需要更改。当上述两部分输入完毕, 点击“网络学习”按钮, 则中部“神经网络检测过程”的左侧编辑框中显示了网络学习的误差。接着点击“网络检测”按钮, 则右侧编辑框中显示了网络的检测结果, 如果检测结果不满足用户要求, 更改“人工神经网络参数”部分的参数, 再一次训练网络, 直到用户满意。

用户得到满意的检测结果后点击“预测”按钮弹出图 2 界面, 它是利用已经训练好的神经网络进行土抗剪强度指标 c 、 φ 的预测。用户输入各影响因素值, 然后点击“预测”按钮, 则土抗剪强度指标 c 、 φ 值就显示在中部的编辑框中。

最终得到的结果见表 4。最大相对误差 -35.7%, 最小误差 -0.2%。

表 4 c 、 φ 预测值与实测值的比较

土样编号	实测 c /kPa	预测 c /kPa	相对误差/%	实测 φ /($^\circ$)	预测 φ /($^\circ$)	相对误差/%
2-2	17	14.7	-13.5	23	23.84	3.7
8-1	20	12.86	-35.7	24	23.94	-0.2
B2-2	13	14.12	8.6	25	23.31	-6.8
8-2	19	19.98	5.2	21	21.84	4
B2-3	37	34.87	-5.8	15	18.14	20.9

从另一方面我们来对神经网络的预测结果进行评价。文献[2-3]通过统计回归分析得出: 含水量相同的粘性土孔隙比越大, 粘聚力越小; 相同孔隙比的粘性土含水量越大, 粘聚力越小。当含水量不变孔隙比增加(饱和度减小)时网络预测结果是粘聚力先增加后减小, 但变化很小(见表 5)。含水量增加孔隙比不变(饱和度增加)时网络预测结果是粘聚力减小(见表 6)。可见神经网络预测的结果具有一定的可靠性。

表 5 w 不变, e 增加, c 的预测值

e	S_r /%	预测值 c /kPa	备注
0.689	93.2	11.4	$d_s=2.72$
0.720	89.2	12.4	$\rho=1.99 \text{ g/cm}^3$
0.760	84.5	14.4	$w=23.6\%$
0.800	80.2	13.1	$w_L=25.3\%$
0.840	76.4	13.2	$w_p=14.4\%$

表 6 w 增加, e 不变, c 的预测值

w /%	S_r /%	预测值 c /kPa	备注
23.6	93.2	11.4	$d_s=2.72$
24.0	94.7	8.8	$\rho=1.99 \text{ g/cm}^3$
24.3	95.9	6.9	$e=0.689$
24.6	97.1	5.3	$w_L=25.3\%$
25.0	98.7	4.0	$w_p=14.4\%$

3 结论

- 1) 以岩土工程勘察报告资料为基础, 采用 BP (下转第 44 页)

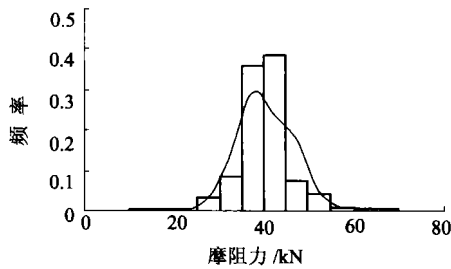


图3 摩阻力分布直方图

通过对样本的统计分析,得出单位摩阻力的均值为 40.572 kN,方差为 5.823²。运用 χ^2 检验法,对样本的分布进行假设检验,可知单位摩阻力服从正态分布。

同时,利用区间估计的方法估计了在置信水平为 90%和 95%下摩阻力的置信区间,计算出单位摩阻力置信区间为:当在 90%的置信度下,摩阻力均值的置信区间为(40.572±0.514);在 95%的置信度下,均值的置信区间为(40.572±0.43)。此置信区间为在泥岩地质条件下确定单位摩阻力提供了一定的经验依据,可供设计千斤顶时参考。

在以上数理统计分析的基础上,采用一元线性回归分析方法,对顶力计算公式进行线性回归分析,得出本工程在泥岩地质条件下较为实用的经验计算公式:

$$P = 36.03 \times L + 1156.62 \quad (3)$$

式中: P 为总顶力, kN; L 为顶进距离, m。

上述经验回归公式计算所得顶力与现场实测顶力比较,拟合得很好,见图 4。

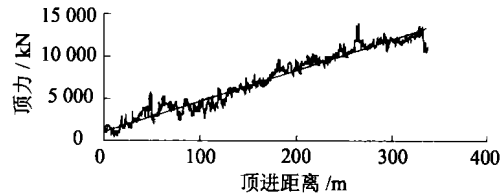


图4 经验公式计算顶力与实测顶力比较图

6 结论

通过理论分析,结合现场实测数据,对泥岩地质条件下,采用土压平衡顶管掘进技术中的核心部分顶力计算进行了理论分析,并通过分析实测顶力和单位摩阻力,得出泥岩地质条件下采用土压平衡顶管掘进技术单位摩阻力的取值范围,为类似工程提供了参考。最后,综合以上分析得出顶力的线性回归方程,可作为今后同类工程顶力计算的经验公式。

参 考 文 献

- [1] 余彬泉,陈传灿. 顶管施工技术[M]. 北京:人民交通出版社,1998.
- [2] GB 50268—97. 给排水管道工程施工及验收规范[S].
- [3] 何莲,刘灿生,帅华国. 顶管施工的顶力设计计算研究[J]. 给水排水,2001,27(7):87-89.
- [4] 何佩秋. 顶管工程的设计与施工[J]. 特种结构,1998,15(4):16-18.
- [5] 吴德伦,蔡珍红. 岩石地层非开挖柔性管顶进过程的力学问题研究[J]. 特种结构,2001,18(3):4-6.
- [6] 安关峰,殷坤龙,唐辉明. 顶管顶力计算公式辨析[J]. 岩土力学,2002,23(3):358-361.
- [7] 黄宏伟,胡昕. 顶管施工力学效应的数值模拟分析[J]. 岩石力学与工程学报,2003,22(3):400-406.

收稿日期:2005-11-14

(上接第38页)

网络可以较准确地预测土抗剪强度指标,预测值和试验值吻合较好,具有较高的可靠性。

2) 由于 BP 网络程序本身的运行效率有待进一步提高,所以可以改进 BP 网络程序,以期得到更满意的结果。

3) 考虑到训练样本数对网络的预测精度的影响,笔者采集的实测数据较少,一定程度上影响了网络的性能。对于不同场地、不同的地质条件,模型使用者可根据实际的情况适当调整训练参数。

参 考 文 献

- [1] 张立明. 神经网络在模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1993:13-15.
- [2] 翟静阳,冷伍明. 粘性土物理力学性质指标的变异性及相互关系[J]. 铁道建筑技术,2001(1):49-51.
- [3] 阮波,冷伍明. 粘性土物理力学性质指标的统计分析[J]. 大坝观测与土工测试,1998,22(1):5-7.

收稿日期:2005-06-27