

湿陷性黄土场地强夯夯沉量的预估

李彬¹, 张豫川^{1,2}

1 兰州大学西部灾害与环境力学教育部重点实验室, 兰州(730000)

2 西安理工大学, 西安(710048)

E-mail: vagrantxin@163.com

摘要: 本文采用BP神经网络预测方法对强夯夯沉量进行定量预估。以湿陷性黄土地区的大量强夯工程实例为对象,分析、选择了影响夯沉量的五大主控因素作为BP神经网络模型的基本特征量,建立夯沉量与其之间的相关关系的BP网络模型,对夯沉量进行了预测分析。结果表明:BP神经网络模型能真实反映强夯夯沉量与主控因素之间的非线性关系,预测结果与实际值之间的相对误差小于10%。证明了该模型对于强夯夯沉量预测的有效性。

关键词: 强夯; 夯沉量; BP神经网络; 湿陷性黄土

中图分类号: TU444 **文献标识码:** A

1 引言

强夯法于上世纪60年代末首创于法国,又名动力固结法或动力压实法。该方法是反复将很重的锤提升到高处使其自由下落给地基以冲击和振动,从而提高地基的强度并降低其压缩性^[1]。夯锤的冲切压实作用在地面形成较深的夯坑,平整后势必造成场地地面标高的明显降低,开夯面标高至止夯面标高的差值即为夯沉量(场地夯沉量)。经过强夯处理后的地基土表面是一层非常坚实的硬壳层,基础直接坐落在该层上,既大大提高了地基土强度,也避免了因止夯面标高与基础底面标高的错位而造成的土体回填或开挖。因此,开夯前对夯沉量估算准确与否,将直接影响止夯面标高与基础底面标高的相对位置,进而影响到挖高填低的夯后工作量。所以正确预估夯沉量对于缩短工期,节约工程造价,具有很重要的现实意义。

夯沉量的确定一般通过试夯或公式法来确定。试夯得到单点夯沉量(夯坑深度),然后推算夯沉量,但试夯往往反映的只是局部地层条件,并且还受试夯施工参数的影响,时间上也有相对滞后性;计算公式方面,国内外学者的研究较少。湿陷性黄土地基强夯夯沉量的计算,陕西省的标准《强夯法处理湿陷性黄土地基规程》(DBJ24—9—90)规定的公式比较实用^[2],主要通过夯前、夯后土的干密度及土的夯实厚度得到。此公式形式比较简洁,但由于夯后处理厚度内土的平均干密度用处理厚度底面标高处夯前土的干密度和强夯后夯面土计算干密度估算,使得计算结果与实际值存在一定的偏差。因此,有待于找到更有效更切合实际的估算夯沉量的方法。

影响强夯夯沉量的因素众多,并且存在高度的非线性,要找到一个同时考虑诸多变量影响的强夯夯沉量的理论公式在目前的技术条件下几乎是不可能的。采用BP神经网络预测方法对强夯夯沉量进行定量预估,避免了人为寻找经验表达式的劳动,简单实用,而且在建模过程中无需对土的各种性质进行假设,能真实反映土的各方面性质的影响,是比较准确、可靠的。

2 夯沉量的影响因素

2.1 夯沉量的影响因素分析

采用BP神经网络预测方法关键是基本特征量的确定,选择对夯沉量影响大的基本特征量作为输入参数。根据工程实践对夯坑深度和夯坑周围地面变形的观测结果,湿陷性黄土地基被夯击后地面变形特点为:夯坑深度的增幅随着夯击数的增大有明显的减小,夯坑深陷,夯坑周围基本无隆起或早期有少量隆起。由此特点分析夯沉量的影响因素,首先是夯击能,

这是影响夯沉量最主要的因素之一。单击夯击能对夯沉量起决定性作用，但同时又受锤底面积的影响。强夯时，黄土一般无高孔隙水压力问题，夯坑深陷，强夯后土体被密实部分主要在锤下，侧向较少，锤底面积越小，产生的夯坑深度越大。故用单点单位面积夯击能 MH/A 来描述单点夯沉量比夯击能 MH 更确切合理；强夯处理湿陷性黄土的机理是压实原理，室内击实试验和工程实践都显示，夯坑深度与击数的关系可用双曲线或指数型式表达，夯沉量随击数增加而增大^[3]；夯点间距是表征土体被加固量的参数，夯点间距过小，并不能使夯沉量有明显增加，夯点间距过大，不但对夯沉量的影响比较大，对土体加固的均匀性影响也很大。夯点间距是影响夯沉量的因素，但对单点夯沉量（夯坑深度）却没有影响。我们可用两种途径得到场地夯沉量，一是预测单点夯沉量，然后根据其与夯沉量的关系，推算出夯沉量，这时，夯点间距不作为预测输入；二是直接预测夯沉量，夯点间距应为预测输入。通过两种方法的 BP 神经网络预测比较，然后利用傅志斌、汪稔^[4]建立的计算模型确定的夯坑沉降值与地面夯沉量的关系计算夯沉量，两种方法的精确度相差不大。而采用第一种方法，不仅可以和试夯进行单点夯沉量的比较和验证，也可以适应不同夯击遍数采用不同夯击能的情况。

土质特性是决定强夯效果的内因，土体含水量 W 、土体孔隙比 e 、干重度等因素都会对夯沉量有影响。由于湿陷性黄土强夯加固是动力压实作用的结果，故与土体密实程度直接相关的孔隙比、天然干重度的影响最为显著；虽然压实原理要求土体达到最佳含水量时才能达到最大的密实度，但实际工程中，土体含水量只能控制在一定的范围内，而含水量对黄土的抗剪强度起决定性作用，所以，含水量也是影响夯沉量的主要因素。

综上所述，单位面积夯击能、单点夯击数、土体含水量 W 、土体孔隙比 e 和干重度等五个因素作为描述强夯处理湿陷性黄土的单点夯沉量是合适的，能够作为 BP 神经网络预测方法的输入参数。

2.2 平均夯坑深度与夯沉量的关系

场地夯沉量可粗略的由各夯点的有效夯入体积之和除以场地总面积获得。傅志斌、汪稔^[4]引入极限孔隙比的概念，建立了较为可靠的计算模型确定夯坑沉降值与地面夯沉量的关系。因此，可以根据场地的平均夯坑深度值计算而得到整片场地的夯沉量值。具体公式如下：

$$\bar{s} = a \cdot \bar{H} \cdot m \quad (1)$$

式中 \bar{s} —— 场地平均沉降量

a —— 沉降换算系数（一般取 0.75~0.92 之间）

\bar{H} —— 夯坑沉降平均值

m —— 夯坑覆盖率，矩形布点时 $m = \frac{A_n}{l_1 \cdot l_2}$ ，梅花型布点时， $m = \frac{2A_n}{l_1 \cdot l_2}$ 。

l_1 、 l_2 —— 夯点行距和列距

A_n —— 夯锤底面积

3 神经网络模型的建立和运用

3.1 神经网络模型概述及算法原理

人工神经网络是 80 年代后期迅速发展起来的一门新兴学科,它最主要的特征是大规模并处理、信息的分布式存储、连续时间非线性动力学、全局集体作用、高度的容错性、自组织、自学习实时处理[5]。人工神经网络模型有许多种,本文采用的是目前应用最广泛的 BP (Back Propagation)网络模型。BP 网络是一种无反馈前向网络,它是由一组相互连接的运算单元组成,其中每一个连接都有相对应的权值。网络结构如图 1 所示。BP 神经网络的算法又称为

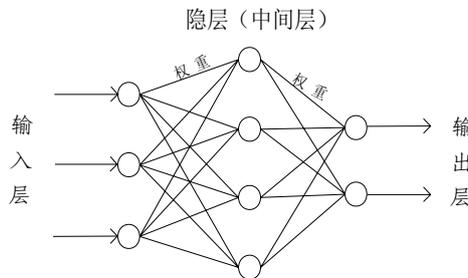


图 1 BP 神经网络结构模型

误差逆传播算法,该算法是把训练样本从输入层输入,通过每个节点对应的阈值、函数以及节点之间连接权值的运算,经过输入层、隐含层传播到输出层得到计算输出,该输出和其对应的期望输出比较,得出误差。如果误差不符合要求,将误差沿输入相反的方向进行传播并沿误差降低方向调节权值和函数的阈值。用多个训练样本对网络进行反复的训练,直至误差符合要求,网络训练完毕达到稳定[6]。具体算法过程简述如下:

以三层神经网络为例,输入信息记为 P_L ($L=1, 2, 3, \dots, L$) 输出为 T_n ($n=1, 2, 3, \dots, N$) 中间隐层有 M 个神经元,其每个神经元的分配形式为:

$$d_m = \sum_{l=1}^L W_{lm}^1 P_L + \theta_m, (m = 1, 2, 3, \dots, M) \quad (2)$$

式中: W_{lm}^1 ——第一层 l 神经元到第二层 m 神经元的权值

θ_m ——第二层 m 神经元的触发阈值

第二层 m 神经元的输出 C_m 是其输入 d_m 的函数。一般取为 sigmoid 函数 $F(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。同样定义第三层(输出层)的神经元输入 g_n 和输出 T_n 分别为:

$$g_n = \sum_{m=1}^M W_{mn}^2 C_m + \psi_n, (n = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

$$T_n = F(g_n) \quad (4)$$

得到的输出值 T_n 与实际值 Y_{nj} (归一化后)的误差按误差反向传播算法进行反学习。在反学习过程中,要求网络全局误差函数 E

$$E(W_m^1, W_m^2) = \sum_{n=1}^N (T_{nj} - Y_{nj})^2 / 2 < \sigma \quad (5)$$

式中: σ ——预先设定的误差标准临界值

如果满足(5)式的误差要求即停止训练,不满足的话,反向调整网络的权值和阈值,直到达到设定的误差标准值 σ 为止。最后得到稳定的训练网络即为所求。

3.2 BP 网络结构的建立及运行

BP 模型对夯沉量进行预测的主要过程见图 2。通过 MATLAB 的神经网络工具箱函数构

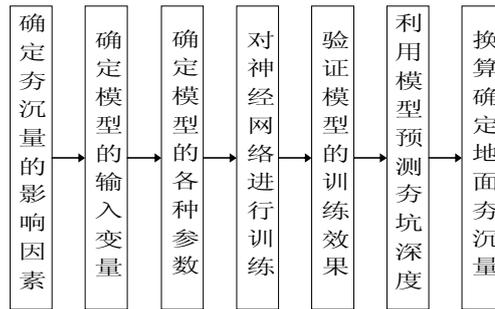


图 2 利用 BP 网络对夯沉量预测的步骤

建了 BP 神经网络模型，采集的比较典型的工程实例数据共有 25 组，取前 20 组作为试验数据用于网络训练，后 5 组数据进行预测验证，所用 BP 神经网络设计为 3 层前向网络：输入层、隐层、输出层。输入神经元数为 5，即单位面积夯击能 Q 、夯击击数 N 、土体含水量 W 、土体孔隙比 e 、干重度 γ_d 等上述分析的五大主要影响因素。输出神经元数为 1，即为单点夯沉量（夯坑深度）。通过多次试算确定隐层结点数为 13。模型主要参数设定为：学习速率 0.03，最大训练次数 10 000，训练设定误差精度为 $1e-5$ 。模型权值和阈值的初始值为随机赋值。按照前面设定的参数，利用 BP 算法来训练所建立的网络。在训练过程中当满足目标精度要求或达到最大迭代次数时，自动停止训练。选取表 1 的 20 组数据作为预测神经网络模型的训练学习样本，经过训练后，获得稳定的连接权值、训练参数值和合适的网络结构，模拟数据和原始数据之间的误差均在设定的控制标准之内，训练效果较为理想。

表 1 训练样本

样本 编号	单位面积 夯击能(KN/m)	夯击 击数	含水量 w	干重度 γ_d	孔隙比 e	平均夯 坑深度(m)	来源
1	1600	17	15.3	14.1	0.931	5.58	文献[7]
2	1300	22	13.6	14.1	1.031	4.09	文献[7]
3	930	20	15.3	14.1	0.931	2.03	文献[7]
4	600	15	15.3	14.1	0.931	1.71	文献[7]
5	1568	13	16.7	14.7	0.832	3.34	文献[7]
6	1224	14	16.7	14.7	0.832	3.66	文献[7]
7	1633	7	12.2	13.6	0.996	2.74	文献[7]
8	1633	18	9.5	12.9	1.088	3.13	文献[8]
9	306	12	21.6	13.3	0.93	1.13	文献[9]
10	482	6	15.4	13.1	1.339	0.65	文献[9]
11	1633	8	7.4	13.9	0.909	2.68	文献[10]
12	1633	12	8.4	14.1	0.983	1.94	文献[10]
13	816	14	7.4	13.9	0.909	1.97	文献[10]
14	408	8	7.4	13.9	0.909	0.76	文献[10]
15	500	12	20.0	13.1	1.085	1.1	文献[11]
16	667	15	14.1	12.4	1.208	1.08	文献[11]
17	612	9	15.4	14.7	1.075	1.18	文献[12]
18	612	7	15.4	14.7	1.075	1.05	文献[12]
19	612	15	15.1	14.1	0.955	2.07	实例
20	612	15	14.7	14.4	0.863	1.04	实例

注：以上工程实例为笔者亲身参与的兰州西 330KV 变电所地基处理工程。

最后用 5 组非训练样本数据代入网络对预测模型进行检验，结果如表 2（图 3）所示。从表 2 的结果可以看出用 BP 神经网络预测的结果平均预测误差为 7.4%，预测值与实测值吻合较好。表明所建 BP 神经网络模型较好地反映了输入与输出参数之间的映射关系。因此，利用 BP 模型预测单遍夯击的平均夯坑深度值是可靠的。即通过换算关系式（2）得到的场地最终夯沉量预估值是可靠的。

表 2 测试样本结果对照表

样本 编号	实际夯坑 深度(m)	预测值(m)	绝对 误差(cm)	相对 误差(%)	数据 来源
21	4.72	4.62	10	2.1	文献[7]
22	3.12	2.98	14	4.4	文献[13]
23	0.58	0.63	- 5	8.4	文献[13]
24	1.56	1.77	- 21	13.7	文献[14]
25	0.83	0.90	7	8.6	文献[15]

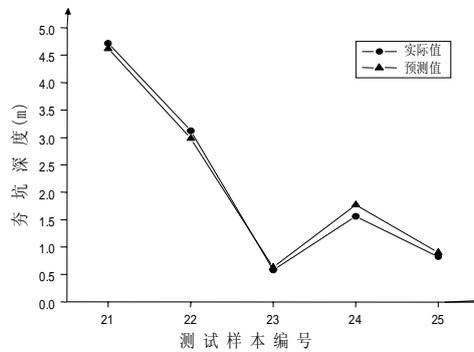


图 3 夯坑深度的实际值与预测值

4 工程应用

某工程位于甘肃庆阳市郊，场区地貌单元为黄土塬，地形平坦开阔,起伏较小，最大黄土覆盖层厚度上百米。场地湿陷性黄土的湿陷程度由上向下逐渐减弱，一直渐变为非湿陷性黄土。湿陷性黄土下限深 16 m 左右，为自重湿陷性黄土场地，湿陷等级为III级。该工程采用高能级强夯施工。第 1、2 遍为点夯，夯击能 15000kN·m，夯锤直径为 2.5m，点夯间距 9.0m，呈正方形布置。第 3 遍点夯击能为 8000kN·m，夯间距 9.0m,呈正方形布置。具体施工布置如图 4 所示。

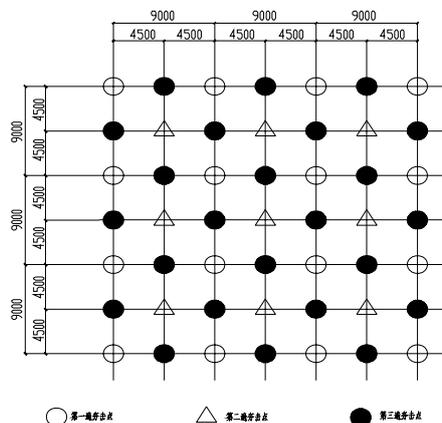


图 4 强夯夯点施工布置图

表 3 施工参数及场地土物理力学性质指标

	单位面夯 能(kN/m)	夯击 击数	含水 量 w(%)	孔 隙 比 e	干重度
第一遍夯	3061	13	12.2	0.96	13.6
第二遍夯	3061	11	12.2	0.96	13.6
第三遍夯	1633	8	12.2	0.96	13.6

以表 3 的各单遍夯击参数为输入数据,运用以上训练好的 BP 神经网络模型,预测得到第一遍夯击的平均夯坑深度为 4.22m,第二遍夯预测夯坑深度值为 3.28m,第三遍夯击预测夯坑深度为 2.10m。代入公式(2)得到最终地面沉降量为 2.84m。现场实际测量各遍夯坑深度值分别为 4.03m, 3.51m, 1.96m, 实测地面最终沉降量为 2.65m, 预测值与实测值之间的绝对误差为 6.27%。基本与工程实际相吻合。

5 结 语

(1) 本文引入 BP 神经网络方法进行强夯夯沉量预测分析,比传统的试验夯方法具有快速、准确和实用的优点,且避免了理论计算难以摆脱的假设和复杂的计算。实践表明:运用该模型进行预测精度误差在 10%以内,完全符合岩土工程的精度要求。通过预测值可预先知道地基处理后的地面沉降量,为沉降控制及夯前基础的设计方案提供参考。

(2) 应该出的是,本文采用的 BP 神经网络模型是建立在具有丰富的施工经验和精确的统计资料基础上的,否则建立的这种人工智能模型的合理性和准确度将受到质疑。

参考文献

- [1] 龚晓南. 《地基处理手册》(第二版) [M], 北京: 中国建筑工业出版社, 2000。
- [2] 郑翔. 强夯法在处理湿陷性黄土地基中的应用研究[D], 西安: 西安建筑科技大学, 2007。
- [3] 罗嗣海, 杨泽平, 龚晓南. 强夯的地面变形规律初探[J], 地质科技情报, 2000, 19(4): 92-96。
- [4] 傅志斌, 汪稔. 强夯软基加固地面沉降实用计算方法[J], 土工基础, 2000, 14(3): 31-32。
- [5] 周继成. 《人工神经网络》[M], 北京: 科学普及出版社, 1993。
- [6] 王爽. BP 神经网络的算法改进及应用[J], 电脑知识与技术, 2009, 5(4): 933-936。
- [7] 王铁宏. 《全国重大工程项目地基处理工程实录》[M], 北京: 中国建筑工业出版社, 1998。
- [8] 安明, 杨印旺. 高能级强夯法加固湿陷性黄土地基深度的探讨[J], 施工技术, 2005(增刊): 137-139。
- [9] 叶开智, 廖正杰. 强夯法处理湿陷性黄土地基的工程实践[J], 路基工程, 2005, (3)。
- [10] 郑建国, 张豫川. 《湿陷性黄土地区地基处理工程实录》[M], 北京: 中国建筑工业出版社, 2003。
- [11] 马堃. 强夯法在处理湿陷性黄土地基中的应用[J], 西北水力发电, 2006, 22(5): 54-56。
- [12] 邹艳琴. 湿陷性黄土地区强夯地基处理效果分析研究[J], 建筑科学, 2008, 24(9): 32-33。
- [13] 薛玉, 韩晓雷. 8000 kN·m 能级强夯处理湿陷性黄土实践研究[J], 水利与建筑工程学报, 2008, 6(2): 9-10。
- [14] 黄雪峰, 陈正汉. 高能量强夯在处理湿陷性黄土地基和不良地质体工程中的应用研究[J], 后勤工程学院学报, 2007, (1): 5-9。
- [15] 杨国荣. 山西运城机场飞行区湿陷性黄土地基的强夯加固[J], 岩土工程界, 2002, 6(4): 61-63。

Prediction of dynamic compaction's ground surface subsidence quantity

LI Bin, Zhang Yuchuan

Key Laboratory of Western China's Disaster and Environmental (Ministry of Education), Lanzhou University, Lanzhou (730000)

Abstract

This paper used BP neural network prediction method and established BP neural network prediction model of ground surface subsidence quantity. Taking a large number of Dynamic Compaction projects in Collapsible loess region for example, analyzed the impacts of ground surface subsidence are five main factors. Take the five major factors as basic feature volume of the BP neural network model and established BP network model of correlation between these factors and ground surface subsidence quantity. The predictive analysis was carried out. The results showed that BP neural network model can truly reflect the non-linear relationship between the main factors and the ground surface subsidence quantity. The relative error between the predicted results and measured results was less than 10%. It is showed that the predict model for dynamic compaction's ground surface subsidence quantity is effective.

Keywords: Dynamic Compaction; ground surface subsidence; BP neural network; collapsible loess