

# 基于改进 BP 算法在地基处理方法优选中的应用

闫志芳

内蒙古大学创业学院 交通与环境学院

**摘要:** 对于解决如何对湿陷性黄土地基处理的方法进行择优选择, 本文基于传统BP算法进行了适当的改进, 对传递函数、误差函数和训练算法这几个内容进行了修正。BP网络模型的创建是借助于一种MATLAB软件, 对修正的BP网络和传统BP网络模型分别用以往工程的数据进行了训练和验证。结果表明, 改进的BP网络模型对于湿陷性黄土地基处理方法优选具有良好的预测能力。通过已经训练好了的修正BP网络模型用来预测一些新建的地基处理方案, 根据预测结果进行进一步的设计并进行施工, 通过检测地基处理效果, 表明选择的这种地基处理方案是能够符合规范要求的, 而且取得的效果也是十分满意的。

**关键词:** 湿陷性黄土; 地基处理方案; BP神经网络; 方法优选

【DOI】10.12254/j.issn.2096-6539.2024.18.032

近些年, 各个地区高层建筑拔地而起, 那么对于湿陷性黄土地区而言, 建设这种类型的房屋也是势在必行。如何选择一个相对较优的地基处理方法不管对于开发商或者施工方面而言都是一个棘手的问题。针对处理不良土质所选择的地基处理方案, 它是一个涵盖面广、综合性强的工作。所以, 既要考虑技术问题, 还有考虑成本、工期问题, 这就成了迫在眉睫的问题了。选择合适的地基处理方法是一个涉及了很多个目标的综合性的策略问题, 所以需要对在湿陷性黄土地区新建的建筑物地基处理方法的选择进行综合性的评价。评价通常由两步组成: 第一步是选取评价指标, 第二步是对所选择各个指标进行设定权重。为了实现这两步, 本文借助软件建立了修正BP神经网络模型, 对于新建建筑物的地基处理方法进行了预测。然后设计单位进行进一步的设计并加以施工, 在完成了全部地基处理施工后, 检测了复合地基的承载力和灌注桩中单桩承载力, 以及检测了黄土中的湿陷性是否消除、建筑物沉降是否满足规范要求。最终结果表明: 模型所选择的地基处理方法是符合要求的, 而且实现了方案选择的智能化水平。

## 一、综合评价指标体系的建立

### (一) 影响地基处理方法优选的评价

地基处理方法的选择是否客观、是否全面、是否解决实际问题与评价指标的选择有着必然的联系, 因此, 选择合适恰当的指标是做出科学理性决策的基本前提。本文通过分析湿陷性黄土的特殊性质<sup>[1]</sup>、影响地基处理方法选择的因素<sup>[2]</sup>以及评价指标选取的原则, 最终选择出以下几个决定地基处理方案选择的综合评价指标有: 地基土的湿陷类型、建筑结构形式、结构单位面积负荷、单位地基处理面积的单方造价以及对周围环境的影响程度<sup>[3]</sup>。

### (二) 确定计算权重的方法

人工神经网络<sup>[4]</sup>是一种模仿人的神经结构和信息处理过程的人为构造系统, 能够解决许多具有非线性关系因素之间的问题。它具有自组织、自学习的特点, 便于联想、综合和推广<sup>[5]</sup>。在近一些年来, 土木工程领域中采用人工神经网络来解决问题的情况越来越多<sup>[6-7]</sup>。在人工神经网络中, 其中BP网络模型是它的核心内容, 这种网络模型是通过误差反向传播法来实现多层神经网络权值优化的一种模型<sup>[8]</sup>。本文选用BP神经网络确定各指标的权重来优选地基处理方法。但是人们在运用这种传统的BP网络模型时, 发现它存在一些缺陷, 因此, 本文是基于传统的BP网络模型, 对传递函数、误差函数以及训练算法这几个方面进行了修正。

### 1. 传递函数的改进

人工神经网络中的传递函数是运用于每一个隐含层和每一个输出层, 对最终求和后的计算结果进行函数运算的一种函数。当前, Sigmoid型传递函数是人们应用最多的一种传递函数, 因为它很好的表达了在神经网络模型中各个输入神经元与各个输出神经元它们之间的非线性映射的这一关系。相对而言, 对数函数(log-sigmoid)反而是传统的BP神经网络模型应用最多的一种传递函数, 其数学形式为 $L(x)=1/(1+e^{-x})$ , 其输出范围为(0, 1), 导数为 $L'(x)=1/(e^x(1+e^{-x})^2)$ , 其值域范围为(0, 1/4], 那么权值修正范围也就是在这个给定范围内进行取值, 这样收敛速度明显很缓慢。为了解决这一问题, 应尽量选用导数较大的激活函数, 因此, 本文基于原来对数函数这一传递函数, 加入了一个陡度因子 $\lambda$ , 它的传递函数就变为 $f(x)=1/(1+e^{-\lambda x})$ 。 $\lambda$ 越大, 传递函数就越陡峭,  $f'(x)$ 就越大, 这样的话, 传递函数导数的值域就得以扩大, 也就加大了权值修正范围, 对于误差函数的收敛速度也有所加快。取 $\lambda=2$ 时, 得到的就是另外一种很普遍的Sigmoid型函数, 被称作是双曲正切函数(tan-sigmoid), 其数学表达式为 $\tanh(x)=2/(1+e^{-2x})-1$ , 该函数的输出范围是(-1, 1), 导数为 $\tanh'(x)=4/(e^{2x}(1/e^{2x}+1)^2)$ , 其值域范围为(0, 1]。

### 2. 误差函数的确定

本文采用均方误差函数为:

$$E(n) = MSE(n) = \frac{1}{NM} \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^M (t_{km}(n) - y_{km}(n))^2$$

在公式中,  $E(n)$ 为第 $k$ 个训练样本输入后产生的误差值,  $n$ 为迭代次数,  $N$ 为训练样本的个数,  $M$ 为输出层神经元个数,  $t_{km}$ 为网络期望输出值,  $y_{km}$ 为网络实际输出值。均方误差函数是在所有训练样本输入后, 才对权值进行修正, 可以和其他网络的性能做比较, 助于提高梯度下降法在寻找最优权值时的稳定性。

### 3. 训练算法的改进

本论文提出了一种对学习率进行自动修正的方法，使每一个权值都有一最优的学习率对其进行调整，可大大提高网络的收敛速度。

这种对学习率进行自动修正的方法是：在权值进行每次迭代的时候，学习率对该权值的修正值取决于该权值在当前迭代过程中出现误差梯度的方向以及误差梯度在最近一直下降时的方向，如果目前迭代使用的权值的误差是降低的，而且与误差最近一直降低的趋势一致，就增加学习率；相反，如果目前迭代使用的权值的误差是降低的，而且与误差最近一直降低的趋势不一致，就降低学习率。第 $n$ 次迭代的当前误差梯度表示为 $d(n)$ ，它是整个训练样本集的合成导数；第 $n$ 次迭代误差函数一直减少的方向为 $f(n)$ ，其数学表达式为：

$$f(n) = \theta f(n-1) + (1-\theta)d(n-1) \quad (1)$$

该表达式中， $\theta$ 是用来体现以前的梯度对 $f(n)$ 的影响大小， $1-\theta$ 是用来体现最近一次梯度对 $f(n)$ 的影响大小。通过这种方法，可以计算出BP神经网络中每一个权值的 $f(n)$ 。为了分析目前误差的梯度方向和最近一次的历史梯度的方向，需 $f(n)$ 与 $d(n)$ 相乘。如果 $f(n)d(n)$ 是正值，则说明最近的和当前方向是一致的，那么就可以通过增加学习速率来优化权值；如果 $f(n)d(n)$ 是负值，则说明最近的和当前方向相反，其数学式表达为：

$$\eta(n) = \begin{cases} \eta(n-1) + \kappa & d(n)f(n) > 0 \\ \eta(n-1) \times \phi & d(n)f(n) \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中， $\eta$ 是学习率， $n$ 是迭代次数， $\kappa$ 和 $\phi$ 这两个参数取 $[0, 1]$ 。只要把第 $n$ 次迭代后的新的学习率确定了，那么优化后的BP算法就能得到新的权值优化值和下一次迭代过程中使用的权值是：

$$\Delta w(n) = -\eta(n)d(n) \quad (3)$$

$$w(n+1) = w(n) + \Delta w(n) \quad (4)$$

式中， $\Delta w(n)$ 为第 $n$ 次迭代时的权值修正量。

## 二、建立地基处理方法优选模型

### (一) BP网络模型的建立

#### 1. 样本的选取及预处理

从陕西省铜川市查阅到了某已建住宅小区使用的30个成功的地基处理案例，统计得到这些建筑物采用的地基处理方案分别有：灰土垫层、灰土挤密桩以及先素土挤密后灌注桩这三种方法。从这30个样本中提取出地基处理方法优选评价指标的原始数据，前20个样本用于训练已优化的网络模型，剩余10个样本用于验证该神经网络模型的可行性。

由于网络模型输入值都是数据，因此需要把评价指标体系中非数据化指标进行量化。本论文借鉴数值法的渐进式分类法将主要影响因素数值量化<sup>[9]</sup>，对于黄土湿陷类型这一指标，有自重湿陷性黄土与非自重湿陷性黄土之分，因此选用用1和0.5来表示不同的湿陷性类型；选择的建筑物的建筑结构形式也是多种多样，其中有：框-筒结构、框剪结构、框架结构、剪力墙结构和砖混结构这五种形式，对应采用0.9、0.5、0.3、0.7、0.1表示；噪声和对原状土的扰动是影响周围环境的两个主

要因素，主要包括无影响，轻微影响以及有明显影响，对应用0、0.5、1衡量。将所有样本中涉及的数据需要转换在 $[-1, 1]$ 之间，利用以下公式进行样本的归一化：

$$x'_k = \frac{2x_k - x_{\max} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (k=1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

式中， $x_k$ 代表输入或者输出样本数据， $x_{\min}$ 代表数据变化范围的最小值， $x_{\max}$ 代表数据变化范围的最大值， $x'_k$ 代表归一化处理后的值。

### 2. 改进的BP网络模型结构

Robert Hecht-Nielsen曾经发现：对于一个含有输入层、隐含层、输出层的BP神经网络模型就可以实现任意维的映射关系，同时Lippmann提出如果模型中包含两个隐含层，任意的分类问题都能够加以解决，而且隐含层层数的变多，能够有效的减少误差，精度得以提升，带来的不利因素就是网络变得复杂，模型的训练时间增加不少，更容易陷入局部极小且难以训练<sup>[10-13]</sup>。因此，确定网络模型的总层数为三层。第一层是输入层，由于影响地基处理方法选择的主要因素有5项，因此，输入层的节点数确定为5。第二层是个隐含层，对于隐含层节点的确定，由于缺乏严格的理论依据指导，设计人员大多是凭借经验公式来确定，常用的公式如： $\sqrt{0.43ln+0.12l^2+2.54n+0.77l+0.35+0.51}$ ， $\sqrt{n+l+\alpha}$ ， $\log_2 n$ ， $\sqrt{nl}$ ， $2n+1$ 。式中， $l$ 为输出层节点数， $n$ 为输入层节点数， $\alpha$ 是一个常数。

本文确定的隐含层中节点数为2，然后依次增加节点数，每增加一个节点数所得到的循环次数和以及得到的均方误差，见表1。

表1 隐含层包含不同节点数的循环次数和均方误差对比

隐含层节点数	循环次数	均方误差
2	10000	0.407
3	7422	0.01
4	5398	0.01
5	10000	0.406
6	10000	0.412

从表中的数据可以确定，选择4个隐含层节点可以减少循环次数，并且均方差最小。第三层是输出层，由于是选择地基处理方案，所以对于输出层的节点数设置成1即可。需要对各个地基处理方法进行量化，灰土垫层对应着数据是0.2，灰土挤密桩对应着数据是0.5，先素土挤密后灌注桩对应着数据是0.8。具体的对应情况以及地基处理方法选型的神经网络模型结构图如表2所示。

表2 地基处理方法神经网络预测结果准确的数值范围

地基处理方法	地基处理方法 数量化	网络预测结果准确的 数值范围
灰土垫层	0.2	[0,0.3)
灰土挤密桩	0.5	[0.3,0.6)
灌注桩	0.8	[0.6,0.9)

## (二) 训练并验证优化后的网络模型

本文选取20组数据为训练样本，其余10为验证样本。使用的期望误差为0.01。学习率的取值为[0, 1]中的任意值。在MATLAB7.10软件平台上，借助MATLAB语言以及自带的神经网络工具箱创建了两种模型，分别是改进的BP模型以及传统BP模型，利用归一化后的20组训练样本对模型进行迭代训练，直到达到设定的期望误差或者最大循环次数为止。训练完成后，显示的误差下降曲线如图1所示：

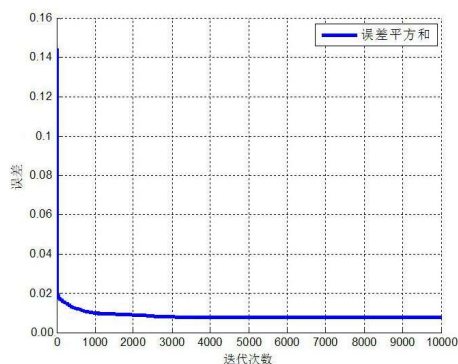


图1 改进BP网络误差下降曲线

从训练的结果来看：优化后的BP神经网络模型在训练效率方面是由于传统的模型的，例如优化后的模型达到允许误差只训练了3660次，而传统模型达到允许误差就训练了5398次。再次，从两条误差下降曲线中可以得到：在刚开始训练的时候，优化后的BP网络模型的误差下降速度明显快于未优化的模型。

为了验证网络的性能，利用剩余10组数据对优化和未优化的两个模型分别进行地基处理方案的预测。得到的结论是：优化后的BP网络模型得到的out\_out=[0.8, 0.5, 0.5, 0.5, 0.8, 0.5, 0.2, 0.8, 0.8, 0.5]，正确率为90%。未优化的BP模型得到的输出值out\_out=[0.8, 0.5, 0.5, 0.8, 0.8, 0.5, 0.2, 0.5, 0.8, 0.5]，正确率为70%。说明改进的BP神经网络模型具备优良的泛化能力。

## 三、实例应用

某拟物牡丹园1#住宅楼，结构形式选用的是框架剪力墙结构，地面以上18层，地下1层，建筑面积为16239.59m<sup>2</sup>。地基土类型属于自重湿陷性黄土，而且该地基的黄土湿陷性等级为IV级，地基需要处理的面积大约为1732m<sup>2</sup>。预算单位地基处理面积的造价为1100元，单位面积负荷为320kPa。由于该建筑物处于新区，周围无既有建筑物，故对环境的影响没有要求。

将归一化后的各种指标对应的数据输入到已经训练过的优化后的BP神经网络模型中，进行地基处理方法的预测，最终改进后的模型的得到的值是0.5，应选择对应的地基处理方案是灰土挤密桩这种地基处理方案。然后设计人员基于模型选择的灰土挤密桩这种地基处理方案进行深入设计。根据设计图纸完成地基的施工，紧接着检测单位对处理效果进行进一步的检测，检测结果表明：灰土挤密桩的地基承载力特征值达到了330kPa，符合设计时的规定；灰土挤密桩中的桩间土的湿陷性系

数都比0.015小，表明选择灰土挤密桩的地基处理方式可以消除湿陷性；沉降观测结果资料表明：该建筑物沉降均匀、沉降的速率为0.024mm/日，符合对应规范的要求。

## 四、结论

本文在传统BP算法的基础上，改进了传递函数的选用，以及对误差函数与训练算法进行了相应的优化。将优化后BP神经网络模型应用于地基处理方案的优选上，最终可得到以下结论：

(1) 就训练结果可以得出，优化后的BP网络模型无论在训练所需次数上，还是达到函数收敛的速度上，都比传统BP网络模型优越。

(2) 从验证结果看，从预测的正确性来说，优化后的BP网络模型的正确率偏高，提高了模型的泛化能力，体现了改进模型的有效性；另一方面，也说明了模型的实用性和科学性。

(3) 改进的BP算法能从实例样本中提取特征、获取知识，可以实现地基处理方法优选与影响因素之间的非线性映射。因此，可快速、准确、有效地确定地基处理方法，并达到了智能化水平从而提升了方案优选的智能化水平。

## 参考文献

- [1] 钱鸿缙, 王继唐, 罗宇生. 湿陷性黄土地基[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1985.
- [2] 李灵芝. 寒区公路软土地基处理方案的技术经济评价[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2007.
- [3] 闫志芳. 湿陷性黄土地区建筑物地基处理方案优选研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2014.
- [4] 张薇. 低应变动测桩完整性的神经网络模型研究[D]. 天津: 天津大学, 2001.
- [5] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其MATLAB仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [6] Lazarevska Marijana; Knezevic Milos; Cvetkovska Meri; Trombeva Gavriloska Ana. Application of artificial neural networks in civil engineering[J]. Tehnički vjesnik, 2014, 21(6): 1353-1359.
- [7] Lagaros Nikos D. Artificial Neural Networks Applied in Civil Engineering[J]. Applied Sciences, 2023, 13(2): 195-228.
- [8] 从爽. 面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2003.
- [9] 李平. 神经网络在高层建筑桩基工程中的应用研究[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2009.
- [10] 贺昌政, 李晓峰, 俞海. BP神经网络模型的新改进及其应用[J]. 数学的实践与认识, 2002, 32(4): 554-561.
- [11] 梅青海. 基于人工神经网络的桩基础选型研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2004.
- [12] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993.
- [13] 何璠. 基于BP神经网络的环境质量评价模型研究[D]. 四川大学, 2006.