

文章编号:1000-582X(2008)09-1078-05

BP 神经网络在建筑工程估算中的应用分析

傅鸿源, 杨毅

(重庆大学 建设管理与房地产学院, 重庆 400030)

摘要:利用 BP(back propagation)神经网络的基本原理建立工程估算模型, 依赖专家经验获取待确定造价的工程特征, 在对 15 个典型实际工程样本分析的基础上, 利用 EXCEL 软件的宏命令编制 BP 神经网络模块, 模拟从工程特征到工程造价的非线性映射关系, 并将其运用于实际工程估算, 精度达到建筑工程估算要求, 为实际工程中对估算快速、准确的要求提供一种新方法。

关键词:人工神经网络; 工程估算; 案例推理

中图分类号: TU723.3

文献标志码: A

Analysis of building cost estimation based on back propagation neural networks

FU Hong-yuan, YANG Yi

(College of Construction Management and Real Estate, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: A building cost estimation model was established based on back propagation (BP) neural networks. The project characteristics determining the cost estimation were obtained from expert experiences. Based on the analysis of 15 typical actual project samples, the BP neural network model subsequently was developed with the EXCEL macro-commands to simulate the non-linear relationships between the project characters and the costs. The model was applied to the cost estimation of actual projects. The results satisfy the requirements of cost estimation. This new method for cost estimation is efficient and accurate.

Key words: artificial neural networks; building cost estimation; case-reasoning

在一个项目的立项阶段, 成本是决定其是否可行的一个重要依据, 对于建筑工程来说, 能够快速、准确地了解工程造价也是非常重要的。目前关于建筑工程估价方法有很多, 诸如生产能力估算法、比例估算法、定额估算法、模糊数学评测法、专家评审法等, 这些方法在某种特定的工程类型及环境下, 有其合理成分, 但是在估算精度、速度乃至应用范围上具有局限性, 随着计算机技术的迅速发展, 一种基于过去相似工程案例, 并按其工程特征

分类, 通过对经验工程的计算分析来推理待估工程是一种较为有效的方法。近些年来兴起的人工神经网络模型的一个明显特征就是具有通过学习最佳逼近非线性映射的能力^[1]。因此, 案例中工程特征到工程造价的非线性映射关系通过神经网络来进行模拟、求解是可行的。笔者研究的目的是尝试通过以上途径, 在建筑项目前期立项决策时, 能够提供一个快速且准确的工程造价估算方法。

收稿日期: 2008-05-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(59278369)

作者简介: 傅鸿源(1946-), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, 主要从事工程项目管理、城市规划系统工程研究,
(Tel)023-65120388; (E-mail)fhy806@126.com.

1 BP 神经网络模型

1.1 网络结构

人工神经网络系统是模拟人脑中的神经元工作原理的一种方法,典型的生物神经元具有称为树突的部分,它从细胞体中伸向其它神经元并在突触的联结点上接受信息,然后将这些信息累加起来,当细胞体中累加的激发信息超过某一阈值时细胞被激活,该细胞的轴突部分向其他神经细胞发出相应的信息^[1-3]。对于此过程的模拟人工神经网络有很多种方法,BP(back propagation)神经网络是其中的一种较为简单但是应用很广泛的一种方法,前人的研究成果已经证明,仅含有一个隐含层(即三层 BP 神经网络系统)可以任意逼近连续函数,只要该隐含层中的每一个神经元都含有一个连续 Sigmoid 非线性函数即可^[1]。三层 BP 神经网络由输入层,一层隐含层和输出层组成,各层采用全互连接,同一层中各单元不连接,其模型结构如图 1。其中: I_1, I_2, \dots, I_m 表示样本输入; $f^{(1)}, f^{(2)}, \dots, f^{(3)}$ 表示输入层、隐含层、输出层的激发函数; $w(1,1), w(1,2), \dots, w(1,m), w(2,1), w(2,2), \dots, w(2,r), w(3,1), w(3,2), \dots, w(3,n)$ 表示三层中上一层的各神经元到下一层各神经元的连接权值; O_1, O_2, \dots, O_n 表示结果输出。

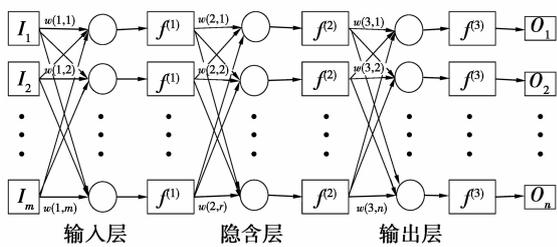


图 1 三层 BP 神经网络结构图

由图 1 可知,BP 网络的运行过程首先是输入样本,然后赋予初始的连接权值和阈值,通过信号的正向传递,计算样本的误差,误差的定义为

$$E_{n\tau} = \frac{1}{2p} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^n (O_{dk} - O_{kp}^{(3)})^2, \quad (1)$$

式中: O_{dk} 为输出层各节点的期望值, $k=1,2,\dots,n$; $O_{kp}^{(3)}$ 为输出层各节点的实际输出; d 为样本的序号; p 为样本输入的个数。

在计算出误差之后,BP 网络把学习时输出层出现的与期望值不符的误差,归结为各层各个节点连

接权值和阈值的“错误”,通过把输出层误差逐层向输入层反向传递,把误差“分摊”给各个结点,计算各节点的误差,由此调整各个权值和阈值,直至达到期望的误差^[4-6]即可。如图 2 所示。

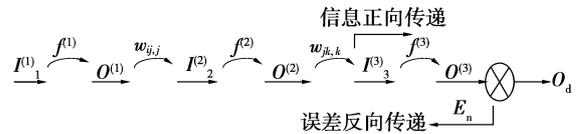


图 2 信息传递和误差反馈

1.2 算法流程

由上面的 BP 网络的基本结构可知算法是一个不断的计算“误差”进而调整阈值和连接权值的过程。常规的 BP 算法中采用最速下降法^[7-10],即按误差函数负梯度方向修改各值,以连接权值为例,修正量 $\Delta w_{ji}(\tau+1), \Delta w_{kj}(\tau+1)$ 和 $E_n(\tau)$ 的负梯度关系为

$$\Delta w_{ji}(\tau+1) \propto \eta \frac{\partial E_n}{\partial w_{ji}}, \quad (2)$$

$$\Delta w_{kj}(\tau+1) \propto \eta \frac{\partial E_n}{\partial w_{kj}}, \quad (3)$$

式中 η 是学习率。

由式(1)-(3)可推导出 $\Delta w_{ji}(\tau+1), \Delta w_{kj}(\tau+1)$ 具体的值,推导过程见文献^[1]。

$$\Delta w_{ji}(\tau+1) = \frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p^{(2)} \cdot O_{jp}^{(1)},$$

$$\Delta w_{kj}(\tau+1) = \frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p^{(3)} \cdot O_{jp}^{(2)},$$

式中: $\delta_p^{(3)} = (O_{dk} - O_{kp}^{(3)}) f^{(3)'}(I_{kp}^{(3)})$; $\delta_p^{(2)} = \sum_{k=1}^n \delta_p^{(3)} \cdot w_{kj} \cdot f^{(2)'}(I_{jp}^{(2)})$;其中 $I_{kp}^{(3)}, I_{jp}^{(2)}$ 分别为输出层和隐含层的初始输出。

因此可知在下一轮学习中的连接权值

$$w_{kj}(\tau+1) = w_{kj}(\tau) + \Delta w_{kj}(\tau+1),$$

$$w_{ji}(\tau+1) = w_{ji}(\tau) + \Delta w_{ji}(\tau+1).$$

同理可以得到下一次学习中的阈值

$$\theta_{kj}(\tau+1) = \theta_{kj}(\tau) + \Delta \theta_{kj}(\tau+1),$$

$$\theta_{ji}(\tau+1) = \theta_{ji}(\tau) + \Delta \theta_{ji}(\tau+1),$$

式中: $\Delta \theta_{kj}(\tau+1) = -\frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p^{(3)}$; $\Delta \theta_{ji}(\tau+1) =$

$-\frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p^{(2)}$ 。其中每层的神经元对应的只有一个阈值。

2 实例应用

2.1 模型建立

建筑工程造价遵循“二八原则”，即 A 类 20% 的分项工程占总造价的 80%，B 类 30% 的分项工程占总造价的 15%，其余 C 类 50% 的分项工程占工程造价的 5%^[11-12]。而一个建筑工程其主导分项工程的 A、B 两类分项工程是可以由特征来概括的，即如果一个工程的某几个特征一旦确定，其主要分项的工程量就可以随之确定，估算工程造价也可确定，这是通过案例推理把 BP 神经网络用于工程估算的基本思想。

对于工程特征的选取，采用专家评审法，笔者曾邀请一咨询公司的 3 位工作经验皆在 10 年以上的造价工程师，对建筑工程中影响工程造价的各种因素进行评定打分，最后选择了如下 10 因素：基础类

型、建筑高度、层高、主体结构类型、建筑面积、墙体类型、内外墙作法、门窗类别、工程造价年综合指数、施工企业资质等级，其中后两个因素分别是考虑到估算的时间因素差别、施工单位的施工水平和管理水平，暂时以造价指数和资质等级来评定。在此情况下，笔者收集整理了重庆 15 个建筑工程造价实例，其中工程造价指数是以 1999 年为基准，采用加权平均后得出的造价年综合指数。工程实例中工程范围均是指主要的建筑结构工程，精装修、机电安装、给排水方面均不包括在内。在进行分类整理时，样本中有些特征是一些定性的描述，需要进行定量化的处理后方能作为样本输出，其处理方法主要是按照同一工程特征中工程造价的相对大小来量化，造价比较大的其相应的数值也比较大，处理前和处理后的部分数据如表 1、2 所示。

表 1 样本输入前

工程特征	基础类型	建筑高度/m	层高/m	主体结构类型	建筑面积/m ²	墙体类型	内外墙作法	门窗类别	工程造价年综合指数	施工企业资质等级
工程 1	人工挖孔桩	100.5	2.9	框架	21 918.0	页岩空心砖	水泥砂浆+面砖	木门塑钢窗	109.83	1 级
工程 7	挖孔桩+基础梁	54.9	3.5	框架	24 750.0	M5 混合砂浆加气砼块+M5 水泥砂浆页岩砖 墙壁	混合砂浆墙面、裙楼面刷乳胶漆、塔楼面刷 803 涂料+面砖	铝合金窗+胶合板门及防盗门	99.76	1 级
工程 14	独立桩基	284.0	3.9	框架	5 500.8	加气砼块	水泥砂浆+面砖	木门窗+彩铝窗	108.75	3 级

表 2 定性化处理

工程特征	基础类型	高度	层高	主体结构类型	建筑面积	墙体类型	内外墙作法	门窗类别	工程造价年综合指数	施工企业资质等级
工程 1	5.0	100.5	2.9	5	21 918.0	5	2.0	3.0	109.83	1
工程 7	5.5	54.9	3.5	5	24 750.0	6	3.5	5.0	99.76	1
工程 14	4.0	3.9	3.9	5	5 500.8	6	2.0	3.5	108.75	3

以上 10 个特征作为网络训练的样本值输入，并且以单方造价 O_1 、砼用量 O_2 和钢筋用量 O_3 3 个因素作为样本的输出，需要注意的是在样本输出过程中由于算法中的激发函数用的是 Sigmoid 函数，即 $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$ ，固所有样本输出中的数据值应在

(0,1)之间。在软件方面，用 EXCLE 软件的宏命令编了一个模拟 BP 算法的模块来实现，在 15 个样本中用前 13 个作为训练样本，后面 2 个作为检测样本，其全部输出的定量化数据如表 3 所示。

表 3 样本输入表

序列	样本输入										样本输出		
	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7	I_8	I_9	I_{10}	O_1	O_2	O_3
1	5.0	100.5	2.9	5	21 918	5.0	2.0	3	109.83	1	0.965 9	0.097 87	0.160 4
2	5.0	156.3	3.0	5	72 704	5.0	3.0	4	108.75	1	0.880 5	0.349 08	0.575 8
3	5.0	82.7	3.0	4	20 067	5.5	3.0	3	104.34	2	0.966 3	0.083 87	0.156 1

续表 3

序列	样本输入										样本输出		
	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7	I_8	I_9	I_{10}	O_1	O_2	O_3
4	5.5	99.9	3.0	4	43 346	5.7	2.5	5	99.46	1	0.796 5	0.193 65	0.337 3
5	3.0	24.9	3.0	2	10 939	8.0	2.0	2.0	99.76	3	0.450 1	0.017 99	0.016 1
6	6.0	37.4	3.4	5	29 628	6.5	2.0	4.5	99.76	2	0.619 3	0.096 78	0.143 8
7	6.0	54.9	3.5	5	24 750	6.0	3.5	4.5	99.76	1	0.721 4	0.087 65	0.139 1
8	7.0	60.3	3.0	5	9 613	4.0	2.0	5.0	108.75	1	0.757 7	0.038 07	0.058 6
9	6.0	21.6	3.0	2	4 771	5.0	2.0	4.5	109.83	2	0.628 1	0.018 98	0.018 6
10	4.0	21.5	3.3	5	4 413	4.5	4.0	3.3	108.75	2	0.866 3	0.012 61	0.024 0
11	3.0	17.4	3.3	5	4 446	4.0	3.0	3.0	104.34	3	0.718 4	0.015 73	0.017 6
12	3.5	10.0	3.0	5	1 175	6.0	2.0	3.0	99.46	3	0.696 7	0.007 69	0.005 2
13	5.0	18.5	3.6	5	7 967	7.0	2.5	3.0	103.67	2	0.710 3	0.027 68	0.038 8
14	4.0	28.4	3.9	5	5 501	6.0	2.0	4.0	108.75	3	0.828 6	0.017 78	0.033 0
15	6.0	48.2	3.5	5	21 534	6.0	2.5	4.0	99.46	1	0.663 5	0.189 60	0.113 9

在训练过程中,误差收敛速度较慢,为了加快 BP 网络的收敛速度,根据参考文献[1]中所提到的加动量项的改进方法,即 $\Delta w_{ji}(\tau+1) = \frac{\eta}{p} \sum_{p=1}^p \delta_p^{(2)} \cdot O_{ip}^{(1)} + \alpha \Delta w_{ji}(\tau)$,其中 α 的取值为(0,1), α 即为动量因子^[13-15]。

2.2 训练结果

笔者建立的 BP 网络输入层有 10 个节点,1 个隐含层,按照经验数据设其节点为 21 个,输出层节点数为 3 个。其中动量因为设定的值为 0.02,经过 10 000 次叠代,各节点的平均误差到达了较为满意的效果 5×10^{-4} ,在此情况下,固定其连接权值和阈值,并对工程 14 和 15 进行了预测,其结果如表 4 所示。

表 4 样本输出表

对比项	工程 14			工程 15		
	O_1	O_2	O_3	O_1	O_2	O_3
实际值	828.6	1 778	330	663.5	1 896	1 139
预测值	784.5	1 300	387	709.3	1 533	1 162
误差/%	-5.4	-21.3	17.4	6.9	-19.0	2.1

3 结 语

通过以上数据,可知把三层 BP 网络模型用于工程估价是可行的,工程 14 和 15 单方造价的预测

精度都在 $\pm 10\%$,但是砼用量和钢筋用量数据的预测存在比较大的出入,特别是工程 14 的砼用量,误差在 20%以上,其主要原因可能是工程样本中结构图纸中设计细节处的差异比较大,样本的数量比较小,工程特征到输出的映射函数的学习力度还不够,随着样本的增加,精度会进一步的提高。BP 网络模型用于工程估价主要是利用了其高度的容错性和自我学习调整能力,充分发挥了其“特征提取器”的作用,而现在高级计算机的快速计算能力正好适应网络的逻辑运算能力,具有现实的可行性。

通过以上的研究,笔者发现神经网络在工程估算上的运用还有一定的不足。首先是估算处于项目的前期,这个时候还没有详细的建筑结构图纸,工程特征的获取需要跟设计单位进行及时的沟通、协调,尽早地获得决定工程造价的主要因素是分析估价方法的基础。其次是工程特征因素的概括方面,因为建筑工程种类繁多,差异万千,通过数十个特征想把主要工程量的特征都囊括在内难度是比较大的,虽然可以通过加大特征描述,增加输入节点的个数,但是这样做会要求更多的样本和更多的叠代次数。另外就是一些定性化特征的定量化过程,实际上这是非常重要但不易完成的一个环节,这需要建立在工程造价方面积累实践经验的基础上,而且同样资深的工程师遇到的工程不一样得出的结论也存在差别,通过主观经验建立的各种定性特征的定量化方法,没有严格的理论依据,难免会产生一些误差。样

本的选择要尽量选取经典的,一些“噪声”比较大的样本或非常复杂的工程不适合当作样本输入。

参考文献:

- [1] 张吉礼. 模糊神经网络控制原理与工程应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业出版社, 2004.
- [2] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995.
- [3] 帕维兹 F 拉德. 项目估算与成本管理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [4] 翟明艳, 陈强. 工程项目快速估价的方法研究[J]. 华东交通大学学报, 2002, 19(2): 75-77.
ZHAI MING-YAN, CHEN QIANG. Study on the method of cost estimate for construction project[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2002, 19(2): 75-77.
- [5] 房振勇, 游文虎, 冯汝鹏. 改进 BP 算法在模糊神经网络中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(11): 1321-1324.
FANG ZHEN-YONG, YOU WEN-HU, FENG RU-PENG. Application of improved BP algorithm in fuzzy neural networks [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007, 33(11): 1321-1324.
- [6] YAN L X, QIN Z. Learning algorithm of stage control NBP network [J]. Journal of Electronics (China), 2003, 20(6): 467-471.
- [7] HU Z K, PENG X Q, GUI W H. Neural network based on adaptive chaotic gradient descending optimization algorithm and its application in matte converting process [J]. Journal of Central South University of Technology, 2004, 11(2): 216-219.
- [8] YANG S X, LI X, LI N, et al. Optimizing neural network forecast by immune algorithm[J]. Journal of Central South University of Technology, 2006, 13(5): 573-576.
- [9] ZHU H P, SIMA Y Z, TANG J X. Damage detection in structures using modified back-propagation neural networks[J]. Acta Mechanica Solida Sinica, 2003, 15(4): 358-370.
- [10] GAO J W, WANG X Y, LI X B, et al. Prediction of polyamide properties using quantum-chemical methods and BP artificial neural networks [J]. Journal of Molecular Modeling, 2006, 12(4): 513-520.
- [11] 王潇洲. 建筑工程人工及主材消耗量的模糊预测方法[J]. 五邑大学学报: 自然科学版, 2001, 15(2): 47-50.
WANG XIAO-ZHOU. Fuzzy estimation on labor and main material consumption in construction projects[J]. Journal of Wuyi University: Natural Science Edition, 2001, 15(2): 47-50.
- [12] 王孟钧. 建筑工程造价估算测系统分析[J]. 系统工程, 1994, 12(3): 36-43.
WANG MENG-JUN. The analysis of the estimate system of construction engineering [J]. Systems Engineering, 1994, 12(3): 36-43.
- [13] HO L S, RA JAPAKSE J C. Input encoding method for identifying transcription start sites in RNA polymerase II promoters by neural networks[J]. Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2006, 10(4): 331-337.
- [14] GONG X B, ZANG X G, ZHOU X L, et al. Immune RBF network and its application in the modulation-style recognition of radar signals[J]. Journal of Electronics (China), 2003, 20(5): 378-382.
- [15] BORKAR M, CEVHER V, MCCLELLAN J H. Low computation and low latency algorithms for distributed sensor network initialization [J]. Signal, Image and Video Processing, 2007, 1(2): 133-148.

(编辑 李胜春)