

神经网络在工业厂房造价估算中的应用研究

潘 华¹, 乐 云², 李永奎², 郁伟峰³

(1. 上海电力学院经管学院, 上海 201300)

2 同济大学经济管理学院, 上海 200092

3. 上海吴泰建设发展有限公司, 上海 201317)

摘要: 在工程估价领域的研究中, 利用神经网络进行工程造价快速估算, 并取得了一定的研究成果。但是真正应用于实际的不多, 取得很好效果的更少, 神经网络的设计, 对训练方法、因素的选择都会影响实际应用效果。为快速提供企业经验数据, 根据神经网络原理和工业厂房造价估算的特点, 设计了一个基于 BP 算法的工业厂房造价快速估算神经网络模型, 并对样本选取、特征因素确定及处理等关键问题进行了分析。经仿真训练和验证, 表明精度能满足要求, 最后把训练得到的知识应用于实际, 取得了预期的效果。

关键词: 工业厂房; 造价估算; 神经网络

中图分类号: F283 文献标识码: A

Practical Application Study of Neural Network in Cost Estimation of Industrial Plants

PAN Hua, LE Yun, LI Yong-ku, YU Wei-feng

(1. School of Economy and Management Shanghai University of Electric Power Shanghai 201300 China)

2 School of Economy and Management Tongji University Shanghai 200092 China

3 Shanghai Wutai Construction Development Corp., LTD Shanghai 201317 China)

ABSTRACT: In the field of engineering cost estimation, many scholars are engaging in research of cost estimation by using BP neural network and have gained some study fruits. But there are few applied to practical because of the difficulties in network design, training way and factor selecting. According to the basic principles of neural network and characteristics of industrial plants cost estimation, the model of fast cost estimation of industrial plants based on BP neural network is designed in the paper. Also the paper analysis the problems of sample selecting, character factor ensuring and disposing. Training and validating results show that the precision meets the estimation requirements. The knowledge gained from training can be applied to practice.

KEYWORDS: Industrial plants; Cost estimation; Neural network

1 引言

神经网络作为一种仿真生物神经系统结构的人工智能技术, 能够自动地从数据样本中学习以前的经验而无需复杂的查询和表述过程, 并能自动地逼近那些最佳刻画了样本数据规律的函数, 揭示出数据样本中所蕴含的非线性关系。由于神经网络的这种非线性映射能力以及对任意函数的一致逼近性能, 在经济建模研究中日益受到重视。在工程估价领域, 很多学者正在从事利用神经网络进行工程造价快速估算

方面的研究, 并取得了一定的研究成果^[1]。但是真正应用于实际的不多, 取得很好效果的更少。原因是实际问题往往很复杂, 涉及的因素很多, 一个设计得再好的神经网络, 如果事先没有对影响因素进行仔细的分析以及对实际问题有充分的了解, 预测结果往往会和实际大相径庭。本文对一家具有十多年工业厂房施工经验的企业所提供的数据进行分析, 在大量调查的基础上确定特征因素和样本, 设计了一个神经网络模型, 并对其进行训练, 训练得到的知识将用于“上海工业建筑免费造价咨询网”中“工业厂房在线自动估价”功能模块的实现。

基金项目: 重点学科建设项目 (J1302)

收稿日期: 2009-07-22 修回日期: 2009-09-27

2 工程特征因素的分析 and 预处理

2.1 影响工业厂房造价的因素分析

确定影响工业厂房造价的因素是构造神经网络结构模型的首要问题,更是网络训练能否取得实际效果的关键技术问题之一,通常由于影响因素较多,研究者会犯两个极端的错误:盲目选择大量的因素或者根据自己的经验仅仅选择几个典型因素。事实上,如果不去深入分析因素之间的关系以及因素的影响程度都不可能找到真正应该考虑的因素。在调查中发现,影响工业厂房造价的因素大致包括建筑总面积、阳光板设置、吊车吨位、地面承载、基础类型、天沟材质要求等 30 多个相关因素。但是由于其中有些因素之间有一定的联系,例如确定了吊车吨位就可以大致确定基础类型、有无女儿墙直接决定天沟材质要求等,另外有些因素对总造价的影响较小,例如门和窗的类型,一般为 1—3% 左右。根据对影响因素之间的关系以及因素对造价的影响程度分析,最终确定其中的 13 个重要因素为影响工业厂房造价的关键因素。故最后决定选取这 13 个特征因素组成特征向量 $I=(I_1, I_2, \dots, I_{13})$ 作为网络的输入。这些特征因素有:层数、层高、开间、跨度、建筑总面积、吊车吨位、局部平台面积与占地面积比例、外墙装饰、内墙装饰、屋面做法、地面类型、吊车工作制、有无女儿墙。其中前 7 项为定量因素,其余为定性因素。

2.2 因素的预处理

输入因素的预处理是对神经网络进行训练前期一个非常重要的工作。对于定量的因素,应进行归一化处理,虽然对神经网络归一化的必要性目前没有理论的证明,但实践证明它是一种好的做法。对于定性因素,应把它转化为定量的数据,并使其属于 $[0, 1]$ 。

2.2.1 定量因素的处理

数据归一化方法有很多,在这里采用了“遍除最大值”法将所有样本的定量因素 (I_1, I_2, \dots, I_7) 转化为 $[0, 1]$ 之间的量: $X_i (i=1, 2, \dots, 7)$ 。处理后的定量元素指标转化为能反映单项因素优劣的相对值。

2.2.2 定性因素的处理^[2]

对于定性因素 $(I_8, I_9, \dots, I_{13})$ 按照与定量因素处理相似的原则,将其转化为 $[0, 1]$ 之间的量 $X_i (i=8, 10, \dots, 13)$ 。这里采用的具体方法是,首先设定标准特征因素,定义了影响工业厂房造价的标准特征因素的基本特点,并设标准特征因素指标为 0.5 将其他特点依次与之比较,优者取 0.5 ~ 1.0 之间的值,劣者取 0 ~ 0.5 之间的值,如此根据相对好坏程度,确定相对之大小。为了准确地对定性因素赋值,在这里,综合了多个具有丰富工程项目实施经验的项目经理的建议。

3 工业厂房造价快速估算神经网络模型设计

人工神经网络是仿真人脑结构的一种大规模的并行联

接机制系统,它不需要有关体系的先验知识,具有自适应建模学习功能。神经网络模型的设计也是决定网络训练能否达到预期效果的又一个关键技术问题,在各种神经网络模型中,反向传播神经网络模型(简称 BP 网络)具有较好的自学习,自联想功能。在这里,就是基于这种网络进行模型设计的,同时在训练函数的选择上,充分考虑工业厂房造价的特点。BP 神经网络采用的 BP 算法学习过程是由正向传播和反向传播两个过程组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层、经隐含层逐层传递、处理,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望输出,则转入反向传播过程,将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各层间连结权的值,逐次地向输入层传播,再经过正向传播过程,这两个过程的反复运用使得误差不断减小,直至满足要求^[3]。

3.1 网络拓扑结构

在这里,选择了标准的 BP 网络模型,即采用三层神经网络,输入、输出层单元数分别为 13(前面所提到的 13 个特征因素)和 1(输入的特征因素所对应的工业厂房造价),隐含层按照柯尔莫哥罗夫定理设为 27 ($2^{m+1}+1$)。各层神经元形成全连接,各层内的神经元没有连结。如图 1 所示。

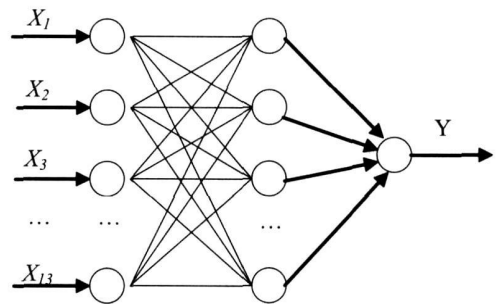


图 1 网络的拓扑结构

3.2 模型算法设计

算法的设计涉及到各层激发函数的选择、权重和阈值调整方法的确定等内容。结合工业厂房估价的特点、估算精度和训练时间的要求以及神经网络本身特性,最终确定的 BP 算法过程如下:

3.2.1 计算隐含单元输入

对于隐含单元,各单元输入信息加权求和得到该单元的输入信息:

$$net_j = \sum_{i=1}^{13} W_{ji} X_i \quad (j=1, 2, \dots, 27)$$

式中: W_{ji} 是第 i 输入单元到隐含层第 j 单元的权重; X_i 为输入单元的输入信息。

3.2.2 计算隐含单元输出

隐含单元的输入信息经过激发函数的处理得到该单元的输出,这里的激发函数选择多数设计者采用的 S 形函数,选择其中的 Sigmoid 函数:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x})$$

即: $O_j = 1/[1 + \exp(-\text{net}_j + \theta_j)]$

式中, O_j 为隐含单元的输出; θ_j 为隐含单元阈值。

3.2.3 计算输出单元输入

同样地, 对于输出单元, 各单元输入信息加权求和后得到该单元的输入信息, 在这里输出单元只有一个, 即:

$$\text{net} = \sum_{j=1}^{27} W_j O_j$$

式中, W_j 是隐含单元到输出单元的权重; O_j 为第隐含单元的输出信息。

3.2.4 计算输出单元输出

考虑到训练样本中有一些较大的工业厂房工程, 网络的输出有比较大的值, 如果采用 Sigmoid 整个网络的输出就限制将在一个较小的范围, 不利于网络的训练。所以选择了 Purelin 型线性函数:

$$f(x) = k \times x + c$$

即:

$$Y = k \times (\text{net} + \theta) + c$$

式中, Y 为输出单元的输出信息; θ 为输出单元阈值, k 为放大系数; c 为位移。 k 和 c 都为常数, 在网络初始化时设定。容易看出, 这样整个网络的输出可以取任意值。

3.2.5 权重和阈值调整

为了避免样本输入顺序对训练结果产生影响, 对权重和阈值的调整, 采用的是实际值与网络输出之间的总误差。也就是所谓的批处理模式, 即网络训练所用的样本进行一次性的输入, 然后再调整网络权值和阈值。在这里, 对于某一个样本 p 其输出单元的误差为:

$$E^p = \frac{1}{2} (D^p - Y)^2$$

式中, D^p 为第 p 个样本输出单元的期望输出值, 对于一批 (设 k 个) 样本的总误差 $E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^k E^p$ 。

BP 学习算法就是在权重空间沿梯度调整权重, 使总误差达到最小, 满足这一要求权重的调整量为 $\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W}$ 故在这里输出层权重调整量为 $\Delta W_j = \eta \sigma \times Y_j$ 其中 η 为学习率, σ 为输出单元整批样本的训练误差, $\sigma = \sum_{p=1}^k (D^p - Y)$ $\times k$ 对于隐含单元的误差由输出单元误差的反向推导得出: $\sigma_j^p = O_j^p \times (1 - O_j^p) \times (\sigma^p \times W_j)$, 隐含层输出调整量为: $\Delta W_{ij} =$

$$\sum_{p=1}^k \eta \sigma_j^p \times O_j^p$$

同理, 对输出单元阈值的修正采用 $\Delta \theta = \eta \times \frac{\partial E}{\partial \theta}$ 对隐含

层单元阈值的修正采用 $\Delta \theta_j = \eta' \times \frac{\partial E}{\partial \theta_j}$

4 网络训练及结果分析

4.1 样本选取

神经网络的训练过程就是不断调整权值和阈值来拟和系统的输入输出关系的过程, 在网络结构和算法确定以后, 网络性能优良与否, 很大程度上取决于训练样本的质量情况, 同时也是网络训练能否达到实际效果的另一关键技术问题。遗憾的是, 长期以来, 在训练样本的选取上没有明确的理论指导和统一有效的规则, 选取大多是随意的, 这将直接导致应用的失败^[4]。

从原理上来说, 神经网络要仿真的系统对应的是多维空间中的一个超曲面, 每一个训练库中的样本就是这个超曲面上的一个点, 神经网络学习训练的过程就是以样本点为基准, 来拟和这个超曲面的过程, 超曲面拟和结果与实际曲面吻合程度也就直接影响到网络的性能和精度。一旦网络结构和算法确定下来, 训练样本数与其代表性就成为神经网络映射及泛化能力的决定因素。从映射的角度考虑, 训练样本应具备致密性、遍历性和相容性三个要素。故在样本的选取上极其谨慎。首先, 尽可能在所提供的 40 多个工程实例中选择较多的训练样本 (有时不惜适当地修正某些样本); 其次, 选取的样本尽可能都代表不同类型的工程, 使其有较大的覆盖面, 满足遍历性的要求; 另外, 对一些并不是典型的、特殊的工程坚决剔除, 使样本满足相容性的要求。通过上述工作, 就保证了选取样本的质量。

4.2 网络训练

经过对所提供的工程实例几轮的筛选, 最终选定了 30 个工程, 其中 27 个作为训练样本, 3 个作为检验样本。网络训练之前对定性数据进行了处理, 结果如表 1 所示, 并对定量数据进行了归一化处理。最终所有选定工程特征因素定量化或归一化以后的数据如表 2 所示。

利用 Matlab 工程计算软件中的神经网络工具箱进行模型实现^[5], 经 12000 次训练迭代, 系统误差收敛到 2.4×10^{-7} 。

表 1 定性变量处理表

类别	参数	系数	类别	参数	系数	类别	参数	系数
外墙装饰	夹心板	0.7	内墙装饰	一般粉刷	0.4	地面类型	普通混凝土地坪	0.5
	彩钢	0.5		砂浆喷白	0.5		表面做耐磨	0.65
				彩钢	0.1		贴面处理	0.65
				不作处理	0			
屋面做法	夹心板	0.7	吊车工作制	轻	0.35	女儿墙	有	0.8
	单层彩板加带贴面保温棉	0.5		中	0.5		无	0.5
				无	0			

表 2 样本工程特征因素经过处理以后的数据资料

序号	层数	层高	开间	跨度	建筑 面积	吊车 吨位	局部 平台	外饰	内饰	地面	屋面	吊车	女儿墙	造价 (千万)
1	0.333	0.667	0.75	0.6	0.326	0.25	0	0.5	0	0.5	0.7	0	0.8	0.171196
2	0.333	0.625	1	0.8	0.464	0.25	0.5	0.5	0	0.5	0.5	0.35	0.5	0.216717
3	0.333	1	0.938	0.6	0.326	0.5	0.25	0.5	0	0.7	0.7	0.5	0.5	0.215173
4	0.667	0.625	0.75	0.5	0.435	0	0	0.7	0.4	0.65	0.5	0	0.8	0.213062
5	0.333	0.764	0.938	0.7	0.438	0.25	0.375	0.5	2	0.65	0.7	0.5	0.5	0.261526
6	1	0.694	0.75	0.6	0.469	0	0	0.7	0.4	0.7	0.5	0	0.8	0.170328
7	0.667	0.694	1	0.9	0.939	0	0	0.7	0.5	0.5	0.7	0	0.5	0.214197
8	0.333	0.764	0.75	0.7	0.304	0.1	0	0.7	0.5	0.7	0.5	0.35	0.8	0.164501
9	1	0.764	0.75	0.767	1	0	0	0.7	0.1	0.65	0.7	0	0.8	0.381753
10	0.333	0.694	1	0.6	0.348	0.1	0.5	0.7	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.210447
11	0.667	0.833	0.938	0.7	0.837	0	0	0.5	0	0.65	0.5	0	0.8	0.309418
12	0.333	0.694	0.75	0.667	0.289	0.25	0.75	0.5	0.5	0.5	0.5	0.35	0.5	0.159341
13	0.333	0.667	1	0.9	0.521	0.75	0.25	0.5	0.5	0.7	0.5	0.35	0.8	0.290285
14	0.333	0.722	0.938	0.8	0.435	0.5	0.5	0.7	0	0.65	0.5	0.5	0.8	0.267362
15	0.667	0.5	0.75	0.533	0.417	0	0	0.7	0.5	0.7	0.7	0	0.5	0.165631
16	0.333	0.694	0.75	0.6	0.287	0.15	0.25	0.7	0.1	0.5	0.5	0.35	0.5	0.143954
17	1	0.556	0.75	0.7	0.822	0	0	0.5	0.1	0.65	0.5	0	0.5	0.280416
18	0.333	0.764	1	1	0.579	1	0.25	0.7	0.1	0.7	0.7	0.5	0.5	0.341704
19	0.667	0.694	1	0.7	0.892	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0.5	0.316443
20	1	0.903	0.938	0.5	0.815	0	0	0.7	0.5	0.5	0.7	0	0.8	0.411154
21	0.333	0.694	0.75	0.8	0.348	0.75	1	0.7	0.1	0.65	0.7	0.35	0.5	0.238906
22	0.333	0.667	0.938	0.667	0.326	0.75	0.625	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	0.5	0.228391
23	1	0.667	0.75	0.667	0.869	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0.5	0.294398
24	0.667	0.694	1	0.733	0.765	0	0	0.7	0.1	0.5	0.5	0.35	0.5	0.181516
25	0.333	1	0.75	0.6	0.326	0.25	0	0.5	0	0.5	0.7	0	0.8	0.1826
26	1	0.556	0.75	0.7	0.822	0	0	0.5	0.1	0.65	0.5	0.5	0.5	0.316341
27	0.333	0.764	1	1	0.464	1	0.25	0.7	0.1	0.7	0.7	0.5	0.5	0.275062
28	0.333	0.764	0.75	0.6	0.326	0.25	0	0.5	0	0.5	0.7	0	0.8	0.184565
29	1	0.556	0.75	0.7	0.822	0	0	0.5	0.1	0.65	0.5	0.35	0.5	0.298786
30	0.333	0.764	1	1	0.522	1	0.25	0.7	0.1	0.7	0.7	0.5	0.5	0.30039

4.3 检验结果分析

通过检验样本对收敛后的网络进行检验, 检验结果分析如表 3 所示。

表 3 检验结果分析

工程编号	实际值(万元)	预测值(万元)	相对误差(%)
28	184.565	200.2	8.5%
29	298.786	325.0	8.8%
30	300.39	309.4	3.0%

从测试结果看, 总体误差较小, 能达到 10% 的精确度的要求。如果有更多的样本, 这个误差将会更小。

表 4 实际应用案例

层数	层高	开间	跨度	建筑 面积	吊车 吨位	局部 平台	外 饰	内 饰	地面 类型	屋 面	吊 车	女 儿 墙
(m)	(m)	(m)	(m)	(m ²)	(t)	(m ²)						
3	4.8	6	18	2317	4	50	彩钢	砂浆 喷白	普通混 凝土 地坪	夹 心 中 有 板		

(下转第 367 页)

社, 2005.

[3] 余学飞主编. 医学电子仪器原理与设计 [M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2005.

[4] 季鑫源. 脉搏波形采集与辅助诊断系统的设计 [J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2009—4

[5] 侯伯亨, 顾新. VHDL 硬件描述语言与数字逻辑电路设计 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999

[6] 周润景, 图雅 张丽敏. 基于 Quartus 的 FPGA/CPLD 数字系统设计实例 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.



[作者简介]

付 扬 (1962—) 女 (汉族), 辽宁省抚顺市人, 副教授, 硕士, 主要研究领域为电子技术应用、FPGA 技术应用。

李 静 (1986—) 女 (汉族), 北京人, 北京工商大学学生, 电子科学与技术专业。

(上接第 310 页)

5 实际应用

经过训练以后的网络会得到一个隐含层 13×27 输出层 27×1 的两个权值矩阵 (分别计为 N 和 M) 以及隐含层单元 27 个阈值 (计为 $a_j, j=1, 2, \dots, 27$) 输出层单元 1 个阈值 (计为 b) 学习到的知识就通过权值矩阵和阈值存储在网络中。用户在网按照要求选择或填入 13 个特征因素的值, 如图 2 所示。这些特征因素的值通过程序归一化处理以后, 形成一组变量 $X_i, i=1, 2, \dots, 13$ 通过进一步处理即可得到一个预测值。在线快速报价功能的实现算法如下:

$$Y = K \left[\sum_{i=1}^{27} M_i \left(\frac{1}{1 + \exp(-\sum_{j=1}^{13} N_{ij} X_j + a_j)} \right) \right] + b + C$$



图 2 在线快速报价功能用户界面

例如, 输入一个需要预测的工程, 该工程各参数如表 4 所示。所得到的预测结果是 540.5 万元。通过具有丰富工程项目实施经验的项目经理分析, 该值具有一定的可靠性。精确度在 10% 以内。

6 结论

本文根据神经网络原理和工业厂房造价估算的特点, 设

计了一个基于 BP 算法的工业厂房造价快速估算神经网络模型, 并最终在实践中应用。但是需要指出的是, 虽然通过训练的网络经过检验能达到精度要求, 但是其适用范围还是有限, 比如层数大 3 吊车工作制度为“重”、或者吊车吨位超过 20 吨的工程, 可能预测误差较大。这是因为获取信息的公司没有做过很多这样的项目, 这样所能提供的学习样本就很有限。这些需要在以后的工作中通过更多的渠道获得相关信息, 然后再进行完善。但是尽管如此, 在一定范围内, 设计的这个网络完全能满足精度的要求, 具有很大的实用性。

参考文献:

[1] 韩敏, 等. 基于神经网络的建筑行业投标报价研究 [J]. 系统工程学报, 2003 18(4): 348—352

[2] 孙勇, 刘允廷. 神经网络在工程估价中的应用 [J]. 北京建筑工程学报, 2006 22(3): 74—78

[3] 袁曾任. 人工神经网络及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003. 66—67

[4] 褚辉, 赖惠成. 一种改进的 BP 神经网络算法及其应用 [J]. 计算机仿真, 2007 24(4): 75—77.

[5] 董长虹. Matlab 神经网络与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007. 70—75.



[作者简介]

潘 华 (1976—) 男 (汉族), 上海人, 硕士, 讲师, 研究方向: 管理信息系统, 工程管理信息化。

乐 云 (1964—) 男 (汉族), 湖北大悟人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 工程管理信息化。

李永奎 (1979—) 男 (汉族), 安徽太和人, 博士, 研究方向: 工程管理信息化。

郁伟峰 (1977—) 男 (汉族), 上海人, 项目经理。