

研究报告

基于神经网络的建筑工程造价预测研究

聂规划，刘平峰，何柳

(武汉理工大学经济学院，武汉 430070)

[摘要] 采用误差反向传播人工神经网络模型 (BP 网络模型)，以建筑特征参数为输入变量，通过实际资料对网络进行训练和模拟，并用贡献分析法筛选输入变量，对网络结构进行优化，结果显示了该模型在建筑工程造价预测中的有效性。

[关键词] BP 神经网络；建筑工程造价；预测

[中图分类号] TP183

[文献标识码] A

[文章编号] 1009-1742 (2005) 10-0056-04

1 引言

工程造价估算在项目管理中十分重要，它是工程项目可行性研究的基础，也是招投标制定标底的依据，其准确与否直接影响项目的投资决策。它是利用已建类似工程的造价资料和市场变化的信息，对拟建工程投资费用所做的一种预先估计或预测。对于这类问题，近十多年来，人们主要采用专家系统 (ES)、基于案例推理 (CBR)、计算机模拟技术和人工神经网络 (ANN) 的方法予以解决。人工神经网络与前三种方法相比在知识获取、并行推理、适应性学习、容错能力等方面显示出明显的优越性，在经济建模中也日益受到重视。

笔者针对建筑工程中的建筑造价问题，提出基于神经网络的造价预测方法。通过转换将实际问题中的建筑物的各项特征指标归一化为神经网络容易处理的变量，通过计算，将资料样本中的非线性关系转化到神经网络的结构和连接权中。然后通过权重分析，剔除多余和不合理的变量，最终建立稳定有效的网络，以对新的输入进行快速有效的估算。

2 BP 网络预测模型的建立

由于含有隐层的 BP 网络可以逼近任意非线性函数，而且在实际的预测研究中主要考虑的神经网络是含有一个隐层的 BP 网络，所以选用的网络结构为单隐层的 BP 神经网络。

2.1 输入向量的归一化

资料来源于文献 [1]。选取其单项工程概况的全部指标作为输入变量。根据每个变量所有输入的可能性，赋予其一个初始值。指标集为 {建筑面积，层数，结构，檐高，地基，基础，楼板，墙体，屋盖，地面，楼面，屋面，天棚，内粉，外粉，门窗，建筑其他特征，卫生标准，采暖通风，线路照明}，由 20 个变量组成。

由于各个变量代表不同的物理量，它们的取值范围可能差别很大，而 BP 网络要求的输入范围一般在 [0, 1]，所以在将数据交给网络进行训练之前，应将变量归一化为有效范围的数值。

在 20 个变量中，除了第 1, 2, 4 个指标为实数，其他全为文字符号，因此需要使用 S/D 将其转化为网络可以识别的数值。S/D 变化是指从符号

[收稿日期] 2004-06-24；修回日期 2005-06-24

[作者简介] 聂规划 (1957-)，男，河南周口市人，武汉理工大学经济学院教授，博士生导师，研究方向：商务智能、信息资源管理、知识管理与知识工程；刘平峰 (1972-)，男，湖北荆门市人，武汉理工大学经济学院讲师，管理学院在读博士，研究方向：商务智能、知识管理与知识工程

到数值的变换，即将某一字段的值转化为适当的[0, 1]之间的数值，变化规则应根据资料中字段的特点、要获取的知识与神经网络的结构来确定。根据不同的指标，分别采用以下 2 种变化规则：

1) 数值型字段。如建筑面积、层数、檐高，其值在某一区间内，在加载到神经网络前应归一化，以完成从该区间到[0, 1]区间的映像，通常可取线性映像：

$$y = (x - a)/(b - a) \quad (1)$$

式中， x 为一记录中该字段的值； a 为数据库中该字

段取值的最小值； b 为最大值； y 为归一化后的取值。

2) 多值有序型。如结构指标中具体可分为框剪和砖混，一般情况下框剪比砖混造价要高，因此它们之间可按造价做一个排列。有序排列，可以正序（从小到大），亦可倒序（从大到小）。这里采取以下规则

$$y = x/(a + 1) \quad (2)$$

式中， a 为值的个数； x 为各个值在排序中的序号。采用以上变换规则对各变量进行归一化预处理，部分结果如表 1 所示。

表 1 归一化的部分样本数值

Table 1 Table of normalized numeric values of part of the samples

变量	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4	样本 5	样本 6	样本 7
建筑面积	0.4358	0.2255	0.1357	1.0000	0.8024	0.1500	0.8856
层数	1.0000	1.0000	0.2857	0.5238	0.1429	0.2857	0.3809
檐高	0.9962	1.0000	0.2356	0.6782	0.2414	0.2433	0.5441
地基	0.7500	0.7500	0.2500	0.5000	0.7500	0.2500	0.7500
基础	0.3750	0.5000	0.6250	0.7500	0.8750	0.1250	0.7500
楼板	0.3333	0.6667	0.6667	0.6667	0.6667	0.6667	0.3333
墙体	0.4000	0.8000	0.2000	0.4000	0.6000	0.2000	0.2000
屋盖	0.5000	0.2500	0.2500	0.5000	0.5000	0.2500	0.5000
楼面	0.2000	0.2000	0.6000	0.6000	0.6000	0.4000	0.6000
屋面	0.5000	0.7500	0.7500	0.5000	0.5000	0.5000	0.5000
内粉	0.6667	0.3333	0.6667	0.6667	0.6667	0.3333	0.6667
门窗	0.6667	0.6667	0.6667	0.3333	0.3333	0.3333	0.6667
卫生标准	0.5000	0.5000	0.7500	0.2500	0.2500	0.2500	0.7500
采暖通风	0.2500	0.2500	0.2500	0.7500	0.7500	0.2500	0.7500

2.2 神经网络的学习

Kolmogorow 理论已经证明经过充分训练的 3 层 BP 网络可以逼近任意函数^[2]，所以设网络结构为多输入、单隐层、单输出。一般情况下，选择 Sigmoid 函数为传递函数，反对称函数比不对称函数好，其中最常用的反对称函数是双曲正切，即

$$\varphi(x) = a \tanh(bx) = a \times \frac{1 - \exp(-bx)}{1 + \exp(-bx)} = \frac{2a}{1 + \exp(-bx)} - a \quad (3)$$

隐层神经元个数目前还没有公认理想的计算方法。这里采用的是一种经验的估计值，即神经元的个数为输入变量个数的 2 倍。实例中输入变量有 20 个，所以隐层神经元的个数取 40 个。

输出层使用线性函数，线性的输出层保证了网

络的输出具有 -1 到 1 之间的范围。同时，具有线性输出单元的 BP 网络按最小二次方误差学习时，等价于寻找一个从输入到网络最后一个隐层的变换，此变换使一个定义在网络最后一个隐层输出空间内的网络分离度函数达到最大，起到判别分析的作用。计算公式如下：

第 j 个隐单元的输入为

$$h_j = \alpha_{j0} + \sum_{k=1}^p \alpha_{jk} x_k \quad (4)$$

第 j 个隐单元的输出为

$$F(h_j) = \frac{2a}{1 + \exp(-bh_j)} - a \quad (5)$$

网络输出为

$$G(F(h_j)) = G(\beta_0 + \sum_{j=1}^q F(h_j) \beta_j) \quad (6)$$

式中, p 为输入变量的个数; α_{jk} ($k = 1, 2, \dots, p$) 为输入层第 K 个节点到隐层第 j 个节点的连接权重; β_j ($j = 1, 2, \dots, q$) 为隐层第 j 个节点到输出层的连接权重。 β_0 和 α_{j0} 为常数单元。

2.3 网络的优化

实际用来训练网络的样本个数是有限的, 如果要求网络能对实际问题做出有效的预测, 则应有足够的样本对网络进行训练。根据文献[3]和文献[4]的计算可知, 训练网络所要求的样本个数与输入变量的个数有直接关系。因此, 如果实际所能得到的样本个数有限, 不能满足充分训练网络的需要时, 就要对网络的输入变量进行选择。

在经济建模和预测研究中, 变量选择是一项重要的步骤, 也面临着许多困难。对于线性问题, 有比较成熟的方法, 如逐步回归等。但是, 在非线性条件下, 不能简单套用线性情况下的方法。目前, 尚无针对非线性模型变量选择的实用方法, 大多以模型选择来达到选取变量的目的。若所设定模型偏离真实模型形式, 由于同一变量在不同模型中表现形式有异, 该方法就有误选的可能。对于非线性模型而言, 变量选择的好坏对所建立模型的性能影响极大。即使在模型形式正确设定的情况下, 不合理变量的引入将无法保证模型的可靠性及其预测效果, 导致建模和预测的失败。

基于文献[5]和[6], 笔者采用贡献分析法筛选输入变量, 计算公式为

$$C_i = \sum_{j=1}^q v_j u_{ji} \quad (7)$$

式中, u_{ji} ($j = 1, \dots, q; i = 1, \dots, p$) 表示第 i 个输入对隐层节点 j 的贡献, v_j ($j = 1, \dots, q$) 表示第 j 个隐节点对输出的贡献。

令 $y_j = G(F(h_j))$, 则式(7)中 v_j, u_{ji} 按下式计算:

$$v_j = \frac{\text{cov}(F(h_j), y_j)}{\text{var}(y_j)} \beta_j$$

$$u_{ji} = \frac{\text{cov}(h_j, x)}{\text{var}(h_j)} \alpha_{ji}$$

3 实例分析

针对建筑工程造价问题, 根据以上分析, 借助 MatLab 6.5 建立网络。按文献[7], 在 MatLab 6.5 中采用 TRAINLM 函数作为训练函数, 该函数利用 Levenberg-Marquardt 规则训练前向网络, 具体

公式同式(3), 在 MatLab 6.5 中 a 取 1, b 取 2。学习函数使用 LEARNGD, 该学习函数利用动量规则改进的 BP 算法, 其权值的变化等于上次权值的变化和这次由于 BP 准则引起的变化之和。这样可以将动量加到 BP 的学习中去, 上一次权值变化的影响可由动量常数来调整。性能函数选 MSE。

将 20 组经过归一化处理的资料作为输入变量交由网络处理。经过 58 步训练, 网络均方误差达到 3.54058×10^{-14} 。

根据训练得到的输入层到隐层的权重和公式(5)计算各输入变量对输出的贡献, 结果见表 2。

将变量按对输出的贡献由小到大排列, 将贡献最小的变量删除后, 用测试数据检验网络的泛化能力, 发现将第 15 个变量“外粉”删除后, 网络的泛化误差由 20.1 % 降为 7.8 %。每次删除贡献最小的一个变量直到网络的泛化误差下降幅度不大。

表 2 有效输出贡献表

Table 2 Table of effective contribution to outputs

建筑面积	层数	檐高	基础	楼板	采暖通风	屋盖
0.0801	0.0615	0.0569	0.0356	0.0338	0.0256	0.0469
地基	屋面	内粉	门窗	楼面	卫生标准	墙体
0.0516	0.0408	0.0516	0.0356	0.0347	0.0444	0.0517

经过对不合适变量的消除, 去掉了 5 个变量, 得到最终网络。

将 2 个测试资料利用训练好的网络处理, 得到网络预测的结果, 预测值和实际值分别为 [2.8082, 9.6124] 和 [2.8910, 8.984], 平均误差为 4.6 %。

4 结语

笔者利用 BP 神经网络建立模型, 处理 20 个建筑造价资料, 利用 MatLab 6.5 对网络进行了训练, 并且将权重分析法应用于神经网络模型的变量选择过程, 通过分析输入变量对输出的贡献大小, 剔除不合理变量及分支, 达到合理建模、快速报价的目的。在利用网络对测试资料预测后, 结果证实此方法的有效性。

参考文献

- [1] 罗福周. 建筑工程造价与计价实务全书[M]. 北京: 中国建材工业出版社, 1999. 2510~2606
- [2] 胡守仁. 神经网络应用技术[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998. 170~180

- [3] 阎平凡. 人工神经网络与模拟进化计算 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003. 62~86
- [4] 杨行峻. 人工神经网络与盲信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003. 55~67
- [5] 高仁详, 张世英. 基于神经网络的变量选择方法 [J]. 系统工程学报, 1998, 2 (13): 32~37
- [6] 赵斌, 周成华. 基于神经网络及遗传算法的投标报价变量选择 [J]. 水利电力技术, 2003, 5 (34): 42~44
- [7] 闻新, 周露. Matlab 神经网络仿真与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003. 264~284

Study of Forecast of Building Cost Based on Neural Network

Nie Guihua, Liu Pingfeng, He Liu

(School of Economics, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

[Abstract] In the constantly changing marketing economy, it has become an urgent task for construction industry to find a rapid, simple and practical way to organize construction project budget. To solve this problem, this paper adopts the model of the back-propagation neural network, takes the features of construction as input variables, trains the network using actual data as samples and optimizes the network structure by contribution analysis. It shows the validity of the model in the forecast of construction project budget.

[Key words] BP neural network; building budget; forecast

《中国工程科学》2005 年第 7 卷第 11 期要目预告

- | | |
|------------------------------------|--------------------------|
| 中国食品安全科技发展方向讨论 魏益民等 | 和自相关特征 杨锐等 |
| 技术进步与钢铁工业的可持续发展 徐乐江 | 确定厚壁圆筒初始屈服压力的一种 |
| 生物机械工程研究进展 王裕清 | 实验方法 张于贤等 |
| 广义塑性力学及其运用 郑颖人等 | 气流速度对感烟火灾探测器响应灵敏度 |
| 民航视情维修决策优化模型发展及展望 张海军等 | 的影响 谢启源等 |
| 海水淡化技术与太阳能利用 张耀明等 | 煤岩灾害动力现象危险性预测中的 |
| 单元体斜截面上的应力不是其上质点 | 定位研究 肖红飞等 |
| 平衡的应力 韩文坝等 | EAP-FAST 在公共无线局域网安全接入 |
| 深层搅拌桩墙围护结构裂缝成因探讨 高文华等 | 控制中的研究及实现 曹萍等 |
| | 基于 TMS320DM642 的疲劳检测系统 |
| 基于逆系统理论的无轴承永磁同步电机解耦控制研究 费德成等 | 耿磊等 |
| 火灾中闭式喷头响应特性研究 张村峰等 | 热法制磷生产中泥磷的处理方法研究 |
| 与特定密码函数线性等价的布尔函数谱 | 黄小凤等 |
| | 金属板料激光喷丸成形新技术 周建忠等 |
| | 核电先进堆型与我国核电发展 胡亚蕾 |