

文章编号:1672-9331(2018)04-0066-07

# 基于 BP 神经网络的装配式建筑投资估算

胡庆国, 蔡璧蔓, 何忠明, 戴卓炜

(长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114)

**摘 要:** 针对装配式建筑造价高于传统建筑、容易出现投资失控这一前沿科学问题,在总结分析装配式建筑结构的相关特点的基础上,利用显著性特征理论得出装配式建筑投资预算特征参数;将得出的特征参数作为输入向量引入 BP 神经网络模型,经过反复多次训练,建立估算模型;最后将长沙某小学装配式建筑作为检验样本来检验该模型的现实可行性。研究结果表明,检验样本的数据模拟输出值与样本真实值之间有较高的吻合度,结果误差均在 3% 以内,符合装配式建筑前期决策阶段对投资估算误差的要求标准,具有现实可行性,可以用来进行装配式建筑的投资估算。

**关键词:** BP 神经网络; 显著性理论; 装配式建筑; 投资估算; 模型; 样本

中图分类号: TU12

文献标识码: A

## Investment estimation of prefabricated building based on BP neural network

HU Qing-guo, CAI Bi-man, HE Zhong-ming, DAI Zhuo-wei

(School of Civil Engineering and Architecture, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:** In view of the frontier scientific problem that the cost of the prefabricated building is higher than the traditional building, and prefabricated building is easy to out of control of the investment. According to the related literature and the related characteristics of the prefabricated architecture, the characteristic parameters of the investment estimation for prefabricated building by using the significance characteristic theory are obtained. The related characteristic parameters are introduced into the BP neural network model as the input vector, repeated training and the established the estimated model. The prefabricated project of a primary school in Changsha is taken as a sample to test the feasibility of the model. The results show that there is a high degree of coincidence between the simulated output value of the sample, and the result error is within 3%. The accuracy of the result can reach the requirement standard of the investment estimation error in the early decision stage of the prefabricated building project. It has practical feasibility and can be used for the investment of the prefabricated building estimates.

**Key words:** BP neural network; prominence theory; prefabricated building; investment estimation; model; sample

收稿日期: 2018-07-16

基金项目: 湖南省发改委 2017 年度第一批重大课题(201733)

通讯作者: 胡庆国(1963—), 男, 湖南湘乡人, 长沙理工大学研究员级高级工程师, 博士, 主要从事工程管理及工程项目经济评价与分析方面的研究。E-mail: huqg@126.com

由于我国装配式建筑还没有大规模推广使用,相关的集成化设计水平也比较落后,所以我国的装配式建筑的成本相对传统建筑成本偏高<sup>[1]</sup>。故装配式建筑在投资决策阶段就需要较为准确地估算数值,以判断该项目是否具有投资可行性,避免出现投资失控和经济链断裂<sup>[2,3]</sup>。工程投资估算是投资决策必做的一项工作,准确的投资估算是编制投资计划、筹措资金、申请贷款以及控制施工成本的重要依据。存在较大误差的投资估算不仅会造成决策失误,还有可能影响施工质量<sup>[4]</sup>。因此,快速、准确地进行投资估算是工程造价管理的一项重要任务,也是当前迫切需要解决的问题。

传统的价格指数、回归分析、灰色系统等投资估算模型都是按照线性关系建立模型,工作量大,计算繁杂且预测精度不高。人工神经网络具有高度并行的处理机制,适合建立复杂非线性的关系模型和估测不确定对象,对工程项目的投资估算具有先天优势。众多学者对基于神经网络的投资估算进行了研究,如:Kim 等<sup>[5]</sup>对神经网络运用于高速公路投资估算进行了探讨,并利用混合层次分析法和基于案例推理的方法期望为决策者提供决策依据;Abdelrahman 等<sup>[6]</sup>在高速公路投资估算方法研究中提出了人工智能;孟俊娜<sup>[7]</sup>与段晓晨<sup>[8]</sup>利用 MATLAB 软件建立了基于 BP 神经网络的工程造价预测模型,并对工程案例进行了分析,证明使用 BP 神经网络进行工程造价预测是完全可行的;潘雨红<sup>[9]</sup>通过试验仿真将 GA-BP 算法与 BP 算法结果进行比较,验证了优化后的 GA-BP 算法具有较高的计算精度;马永军<sup>[10]</sup>和钱强<sup>[11]</sup>结合工程案例,详细探讨了公路工程估价中模糊神经网络的应用;林晓元<sup>[12]</sup>将训练好的神经网络用于某 BOP 子项电气工程的造价预测中,确定了其测算精度能够满足工程快速估算的要求。

由此可见,人工神经网络在工程建设领域中的应用逐渐深入。但是,目前我国学者利用神经网络进行投资估算大多数都在高速公路和传统住宅领域,而对于装配式建筑的投资估算目前还鲜少涉猎,装配式建筑投资管理研究仍停留在关键技术路线突破与成本过高原因分析上。因此,作

者尝试运用 BP 网络模型进行装配式建筑项目的投资估算,并用实例论证此模型的可行性,为工程实践提供参考。

## 1 装配式建筑投资估算模型的建立

### 1.1 BP 神经网络理论

BP 神经网络的基本组件由三个部分组成:输入层、隐含层与输出层,这三个部分的连接方式为全连接。输入层接收从外界传达过来的数据并传给隐含层,隐含层借助压制函数对传输进来的数据进行分析 and 处理,输出层向外界传输隐含层操作后的结果。设输入向量  $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ ; 实际输出向量  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_q]$ 。

BP 神经网络的一般形式为:

$$b_j = f(s_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot x + \theta_j)}; \quad j = 1, 2, \dots, p. \quad (1)$$

$$c_t = f(l_t) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{j=1}^p V_{jt} \cdot b - \gamma_t)}; \quad t = 1, 2, \dots, q. \quad (2)$$

式中:  $W_{ij}$  和  $V_{jt}$  是输入层/隐含层、隐含层/输出层的权值;  $\theta_j$  是隐含层的阈值;  $\gamma_t$  是输出层的阈值;  $b_j$  是隐含层的输出;  $c_t$  是输出层的输出; 输入层有  $n$  个输入向量, 隐层有  $p$  个神经元, 输出层有  $q$  个输出向量。

在进行网络训练时,首先要对连接权矩阵随机赋初值,然后将样本的各参数数据作为输入项代入网络中进行计算,得到网络输出向量为  $c_t$ , 而实际输出向量为  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_q]$ , 故将实际数据与网络输出值相减,得到的均方差值称为网络误差  $\Delta E$ :

$$\Delta E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \sum_{t=1}^q (y_t - c_t)^2; \quad t = 1, 2, \dots, q. \quad (3)$$

当网络的总误差  $\Delta E$  大于训练目标时,神经网络就会发出误差信号,并对各层之间的连接权值进行调整,然后采用调整之后的权值矩阵再次迭代进行网络训练,计算网络误差,直到达到误差精度要求( $\Delta E < \epsilon$ )或者循环次数要求( $t \leq T^0$ ),则完成网络训练。其算法流程如图 1 所示。

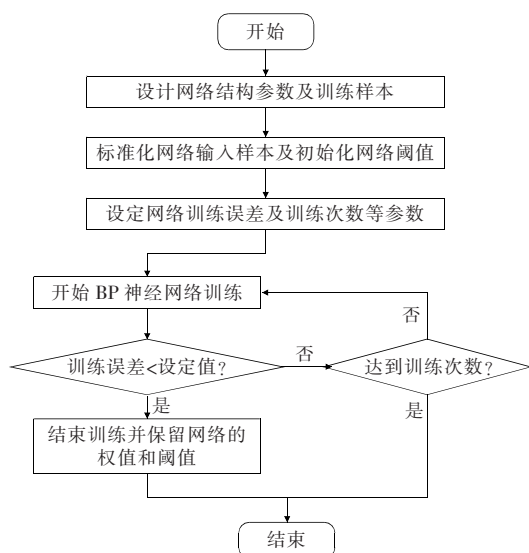


图1 BP神经网络算法流程图

Fig. 1 BP neural network algorithm flow chart

## 1.2 网络模型的构建

从BP神经网络模型的微观出发,预测装配式建筑的投资。在决策期间就控制成本走向,对控制装配式建筑投资具有前瞻性意义。构建算法模型步骤如下。

步骤1:详细调研了2015—2018年这4年间的20个装配式建筑工程投资造价资料,然后根据显著性成本理论(CS理论),确定影响装配式建筑工程项目造价的核心项目(CSIs)。根据所得到的4个CSIs所涉及到的专业技术领域,采用专家访谈、文献查阅和专家打分法等方法,最终确定装配式项目的工程特征参数。将特征参数作为网络输入向量。

步骤2:根据装配式建筑的特点确定模型参数。据此确定装配式建筑投资估算模型的样本数为17,输入神经元为下文所列出的10个工程特征参数,输出神经元为总投资。假设隐含层神经元在最初的时候大小为6,通过一步步探索,逐步增加数目,以此寻找出符合要求的隐含层神经元数。网络的初始权值域取 $(-1, 1)$ ,避免陷入局部最小,网络权值由误差反馈进行调节。训练样本误差高于0.1%时停止训练。

步骤3:根据模型参数构建出BP神经网络构成图,编写出相应的MATLAB运行程序。

步骤4:由于选择出来的对投资影响最大的10项装配式建筑特征参数之间数据差别很大,因此需要对输入数据进行预处理。采用 $x =$

$\frac{x - \text{列最小值}}{\text{列最大值} - \text{列最小值}}$ ,将计算数据归一化于 $[0, 1]$ 这一理想区间,减少没有经过预处理后的数据对网络估算精确度的影响<sup>[13]</sup>。

步骤5:将预处理过的训练样本数据作为输入向量,以MATLAB程序源代码进行学习,在达到训练要求的目标误差0.001后,网络训练结束,最终所达到的数学模型为装配式建筑BP神经网络投资估算模型。

步骤6:对所达到的BP网络投资估算模型进行实例验证。以远大住工所参与的长沙某小学教学楼为工程实例,将其工程数据作为检验样本同样编译入MATLAB程序源代码进行检验。通过模型输出所需要的工程投资,并与实际的工程投资进行比较,检验该模型的现实可行性。如果预测造价的误差在测试样本实际造价的10%内,即满足精度要求,则此模型具有现实可行性。

步骤7:针对装配式建筑投资估算模型进行多次分析与讨论,确定模型成立的假设条件和局限性,最后作出结论。

## 2 工程特征向量的确定

英国Dundee大学的Malcom和Horner所提出的工程项目显著性成本理论(Cost-significance,简称CS)认为:一项工程由若干分项工程组成,而这些分项工程的造价呈现明显的不均匀状态,约80%的工程总造价往往由占分项工程总数量比例约20%的项目承担,这些项目就称为显著性成本项目(Cost-significant Items,简称CSIs)<sup>[14]</sup>。CSIs的造价占工程项目总造价的比率稳定,国外已有研究将CS理论应用于工程造价估算中,因此本研究尝试将CS理论运用于寻求装配式特征参数当中,利用CS理论求出装配式工程的显著性成本项目,推算出影响装配式建筑造价的主要相关领域。

装配式建筑工程造价涉及土建、PC构件和设备等多个领域,对20个装配式工程案例进行分析总结,可得到装配式建筑项目的CSIs。显著性成本项目体现在现浇钢筋混凝土工程、PC构件及安装、装饰工程和给排水工程这四个项目上。由表1的数据可知,这四个CSIs的造价占总造价的85%以上,但CSIs项目数量小于分项工程总数量的30%,符合显著性成本理论。

表 1 装配式建筑类项目工程造价分布情况

Table 1 Construction cost distribution of prefabricated building project

%

地下工程	砌筑工程	现浇钢筋混凝土工程	PC 构件及安装	楼地面工程	屋面及防水工程	抹灰及零星工程	措施项目及其他	装饰工程	给排水工程	暖通工程	电气工程
6.63	0.18	14.00	42.55	1.57	0.40	2.91	4.44	12.25	7.20	1.17	6.70

根据 4 个 CSIs 所涉及到的专业领域,采用文献查阅、专家访谈和专家打分法进行实际影响因素的情况分析,最终确定装配式建筑工程的特征参数<sup>[15]</sup>。文献查阅和专家访谈是对典型装配式工程案例进行分析,再列出工程造价影响因素清单,确定初选清单和对清单中每个指标所代表的涵义达成共识。

专家打分法是邀请建筑、结构、装饰和给排水等领域的 10 位专家,这些专家来自于设计院、咨询单位、大学,还有远大住工的 5 位技术师和专业主管。他们的共同特点是都参与过至少 2 个装配式工程项目。给每个专家发放初始清单,专家再进行公平打分。针对某一因素,60% 以上的专家打分为 1 则增添该因素,打分为 0 则删除该因素。

经反复打分、删除,直到最终形成没有太大异议的特征参数列表,且得到每个专家的认可,以此作为 BP 网络的输入向量。

工程特征参数要求一方面能够代表工程所具有的特色,另一方面能够有效地将对工程投资额有影响的核心参数突显出来。通过分析多种可能影响因素,利用显著性成本理论 CS 与专家打分法,筛选出最能表征装配式建筑投资估算的 10 个工程特征参数:①物价上涨指数(元/m<sup>2</sup>)<sup>[16]</sup>;②建筑面积(m<sup>2</sup>);③结构形式;④基础类型;⑤层数(层);⑥装配式构件;⑦屋面及防水;⑧装饰工程(级);⑨暖通、给排水和电气工程;⑩单体预制率(%). 将神经网络输入向量进行量化处理,量化后的结果见表 2。

表 2 装配式建筑工程特征量化表

Table 2 Characteristic quantizing table of prefabricated building engineering

工程特征参数	说明			
建筑工程价格指数/(元·m <sup>-2</sup> )	100(2015 年)	105(2016 年)	109(2017 年)	113(2018 年)
建筑面积	按实际数据录入,单位:平方米			
结构形式	1. 预制装配式混凝土结构 1.1 剪力墙结构;1.2 框架结构;1.3 框架剪力墙结构 2. 预制集装箱式结构 3. 预制装配式钢结构 3.1 型钢;3.2 轻钢结构			
基础类型	1. 独立基础;2. 桩基础;3. 筏板基础;4. 箱型基础			
层数/层	按实际数据录入			
装配式构件	1. 叠合楼板	2. 叠合墙板	5. 预制柱	9. 预制楼梯
屋面及防水	1. 屋面类型 1.1 平屋顶;1.2 坡屋顶;1.3 曲面屋顶;1.4 多波式折板屋顶 2. 屋面防水 2.1 一级防水;2.2 二级防水;2.3 三级防水			
装饰工程/级	1. 简单装修;2. 标准装修;3. 中档装修;4. 高档装修			
暖通、给排水和电气工程	1. 一级;2. 二级;3. 三级;4. 四级			
单体预制率/%	按实际数据录入			

### 3 算例

#### 3.1 数据计算

本研究以预制装配式混凝土结构为搜集对象,数据主要来源于装配式建筑调研资料和作者

在某咨询公司实习过程中收集到的造价资料。通过对竣工装配式建筑历史数据的收集、整理,从中选取 17 个竣工时间在 2015—2018 年之间的典型工程作为学习样本,将长沙某小学的工程数据作为检验样本,建立三层 BP 神经网络,对新建装配式建筑投资造价建立估算模型。

长沙某小学是 2016 年建造, 单体预制率为 50% 的 10 层预制装配式剪力墙建筑, 建筑面积为 10 400 m<sup>2</sup>, 独立基础, 坡屋顶一级防水, 中等价位装修, 单方造价为 2 344.25 元/m<sup>2</sup>。

该估算模型的输入单元为 10 个: 建筑工程价格指数  $I_1$ 、建筑面积  $I_2$ 、结构形式  $I_3$ 、基础类型  $I_4$ 、

层数  $I_5$ 、装配式构件  $I_6$ 、屋面及防水  $I_7$ 、装饰工程  $I_8$ 、暖通给排水电气工程  $I_9$ 、单体预制率  $I_{10}$ 。输出单位 1 个: 单位平方米造价  $Q$ 。隐层单元设为 6 个, 初始权值设为  $(-1, 1)$  之间的随机数。17 个装配式建筑的工程特征量化数据及单位造价如表 3 所示。

表 3 原始训练数据样本库

Table 3 Raw training data sample library

序号	输入向量										输出向量
	建筑工程价格指数/(元·m <sup>-2</sup> )	建筑面积/m <sup>2</sup>	结构形式	基础类型	层数/层	装配式构件	屋面及防水	装饰工程/级	暖通、给排水、电气工程	单体预制率/%	造价/(元·m <sup>-2</sup> )
	$I_1$	$I_2$	$I_3$	$I_4$	$I_5$	$I_6$	$I_7$	$I_8$	$I_9$	$I_{10}$	$Q$
1	100	17 000.00	1.1	1	18.0	2+1	1.2+1.2	3	3	30	2 352.94
2	100	112 000.00	1.1+1.3	4	33.0	2+1	1.2+1.2	3	3	30	2 410.71
3	100	180 000.00	1.1	1	19.0	2+1	1.2+1.2	3	3	60	2 478.00
4	100	4 713.56	1.1	1	17.1	2+1+9	1.2+1.2	3	3	30	2 418.71
5	105	8 733.00	1.2	1	6.0	2+1+9	1.1+1.2	2	3	30	2 270.59
6	105	18 009.00	1.3	4	14.0	2+1	1.1+1.2	2	3	28	2 451.20
7	105	17 040.00	1.1	1	18.0	2+1	1.2+1.2	3	3	40	2 515.80
8	105	9 816.00	1.3	1	8.0	2+1+9	1.1+1.2	2	2	50	2 315.25
9	105	3 100.00	1.2	1	6.0	2+1+9	1.1+1.2	2	2	50	2 278.80
10	109	213 958.00	1.2	4	6.1	2+1	1.1+1.2	2	2	32	2 473.73
11	109	11 243.00	1.3	4	8.1	2	1.2+1.2	2	2	60	2 553.68
12	109	5 164.00	1.2	1	6.0	2	1.2+1.2	2	2	31	2 266.67
13	109	2 875.00	1.2	1	6.0	2+1	1.1+1.2	2	2	30	2 164.62
14	113	11 587.00	1.2	4	12.1	2	1.1+1.2	2	2	20	2 578.67
15	113	14 500.00	1.2	1	6.0	2+1	1.1+1.2	2	2	20	2 460.97
16	113	9 098.00	1.2	1	8.0	2+1	1.2+1.2	2	2	50	2 645.55
17	113	29 737.00	1.2	1	4.0	2+1	1.1+1.2	2	2	48	2 300.34
检验	105	10 400.00	1.1	1	10.0	2+1+9	1.2+1.2	2	2	50	2 344.73

由于选出来的对投资影响最大的 10 项装配式建筑工程参数之间数据差别很大, 且单位不一致, 影响了网络的学习速度、复杂性和精度, 导致 BP 网络极限算法模型的设计难度变大。为了解决这一问题, 采用线性归一的方法将计算数据统一到  $[-1, 1]$  这一理想区间, 减少原始数据对网络估算精确度的影响。归一化处理:

$$x = \frac{x - \text{列最小值}}{\text{列最大值} - \text{列最小值}} \quad (4)$$

归一化处理结果如表 4 所示。

然后运用 MATLAB 人工神经网络工具箱编程, 利用训练样本进行 BP 神经网络的训练, 将表 4

中的输入向量与输出向量以 MATLAB 程序源代码进行学习; 在达到训练要求的目标 0.001 后训练结束。输出 17 个训练样本的预测值以及与实际值之间的相对误差。尽管构建的 BP 网络从单次神经网络运行结果来看, 每次给出的预测各不相同, 具有一定的随机性, 且有些预测的误差较大, 但是通过多次运行网络后求均值, 可以极大地消除这种随机性, 保持很高的预测精确度。将其运行 20 次, 并求得 20 次运行结果的平均值, 计算所得到的平均值见表 5。训练过程曲线见图 2。由表 5 可知, 求得均值后的预测值与实际值之间的相对误差很小, 完全能够满足投资估算精度要求(一般要求为  $\pm 10\%$ )。

表 4 原始训练数据的初始化值  
Table 4 Initialization value of raw training data

序号	$I_1$	$I_2$	$I_3$	$I_4$	$I_5$	$I_6$	$I_7$	$I_8$	$I_9$	$I_{10}$	$Q$
1	0.000	0.067	0.000	0	0.483	0.1	1	1	1	0.250	0.392
2	0.000	0.517	1.000	1	1.000	0.1	1	1	1	0.250	0.512
3	0.000	0.839	0.000	0	0.517	0.1	1	1	1	1.000	0.652
4	0.000	0.009	0.000	0	0.452	1.0	1	1	1	0.250	0.528
5	0.385	0.028	0.077	0	0.069	1.0	0	0	1	0.250	0.220
6	0.385	0.072	0.154	1	0.345	0.1	0	0	1	0.200	0.596
7	0.385	0.067	0.000	0	0.483	0.1	1	1	1	0.500	0.730
8	0.385	0.033	0.154	0	0.138	1.0	0	0	0	0.750	0.313
9	0.385	0.001	0.077	0	0.069	1.0	0	0	0	0.750	0.237
10	0.692	1.000	0.077	1	0.072	0.1	0	0	0	0.300	0.643
11	0.692	0.040	0.154	1	0.141	0.0	1	0	0	1.000	0.809
12	0.692	0.011	0.077	0	0.069	0.0	1	0	0	0.275	0.212
13	0.692	0.000	0.077	0	0.069	0.1	0	0	0	0.250	0.000
14	1.000	0.042	0.077	1	0.279	0.0	0	0	0	0.000	0.861
15	1.000	0.055	0.077	0	0.069	0.1	0	0	0	0.000	0.616
16	1.000	0.030	0.077	0	0.138	0.1	1	0	0	0.750	1.000
17	1.000	0.127	0.077	0	0.000	0.1	0	0	0	0.700	0.282
检验	0.385	0.036	0.000	0	0.207	1.0	1	0	0	0.750	0.375

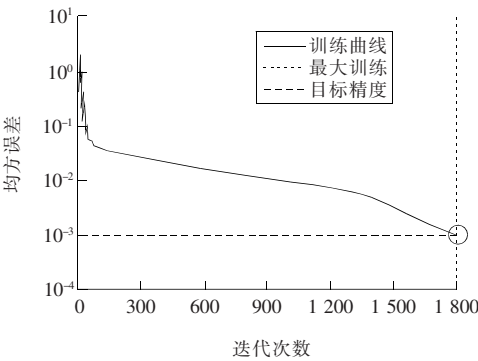


图 2 BP 神经网络的误差变化曲线  
Fig. 2 Error change curve of BP neural network

在得出训练网络模型后,再将检验样本的数据编译入 MATLAB 程序源代码进行检验,并将 MATLAB 输出的初始值运用反初始化函数进行还原,得到检验样本的检验值。将检验值和检验样本实际值进行比较,以判断估算模型是否具有现实可行性。

3.2 数据分析

表 5 给出了训练样本预测值、检验样本预测值与样本真实值的误差比较。通过表 5 可知,样本的数据模拟输出值与样本真实值之间具有极高的吻合度。第 16 个训练样本误差值比其他数据

的大,但其输出结果误差也都在 3% 以内,没有超过投资估算精确度标准范围。

表 5 样本计算结果及相对误差  
Table 5 The result of sample calculation and relative error

序号	输出的 初始化值	样本的 模拟结果	样本的 实际值	相对误 差/%
检验样本	0.376 2	2 345.52	2 344.73	0.03
1	0.381 4	2 348.02	2 352.94	-0.21
2	0.505 0	2 407.49	2 410.71	0.13
3	0.662 8	2 483.38	2 478.00	0.22
4	0.534 8	2 421.80	2 418.71	0.13
5	0.219 2	2 270.04	2 270.59	-0.02
6	0.586 9	2 446.85	2 451.20	-0.18
7	0.755 2	2 527.82	2 515.80	0.48
8	0.271 5	2 295.19	2 315.25	-0.87
9	0.262 3	2 290.74	2 278.80	0.52
10	0.628 0	2 466.62	2 473.73	-0.29
11	0.818 6	2 558.29	2 553.68	0.18
12	0.255 5	2 287.47	2 266.67	0.92
13	-0.044 5	2 143.22	2 164.62	-0.99
14	0.872 84	2 587.04	2 578.67	0.32
15	0.586 3	2 446.59	2 460.97	-0.58
16	0.933 8	2 613.74	2 645.55	-1.20
17	0.268 9	2 293.97	2 300.34	0.28

长沙某小学是预制装配式剪力墙结构,因而所收集的训练样本均为长沙地区的预制装配式混凝土结构工程。不能将预制集装箱式和预制装配式钢结构作为训练样本,因为不同结构工程单位造价差距巨大,如果一视同仁纳入网络训练样本,将造成估算失准。同样地,长沙地区的装配式建筑工程,可以减少材料单价和预制件运送成本对估算精度的影响。

整体上来看,BP神经网络投资估算模型预测能力良好,计算速度快,其结果的精确度达到了装配式项目前期决策阶段对投资估算误差的要求。由数据结构可以看出,该模型具有良好的预测精度,可以为投资决策和投标报价提供参考依据。

#### 4 结论

作者采用神经网络方法对装配式建筑进行了投资估算,得到如下结论。

1) 装配式建筑项目大多影响因素众多,构成复杂,把“显著性成本”和神经网络相结合应用于装配式建筑投资估算,是一个全新的尝试。利用“显著性成本CS”选出影响装配式建筑工程造价的特征因素作为网络模型的输入向量。BP神经网络模型善于处置含有多重变量的综合预测问题,且通过调整内部节点的权值和阈值可以充分逼近任意复杂的非线性关系,具有搭建装配式建筑投资估算模型的特质。

2) 本研究所考虑的项目工程投资估算中的特征参数中,对暖通、给排水、电气工程的参数处理比较模糊,因为暖通水电工程相应的工程特征指标很难确定,所以运用BP神经网络模型对水电工程进行估算的问题,需要进一步的完善和研究。

3) 该数学模型的建立,主要是从已建设完成的工程中获得相对完整的历史数据和与之相关的费用指数,但是各个建设单位只能提供粗略的工程资料和不完整的数据,且整理和获得历史数据的过程漫长而复杂,所以建议应尽早建立装配式建筑历史资料库。

#### 〔参考文献〕

[1] 陈艳,王宇,贾磊.基于系统动力学的装配式建筑成

本控制研究[J].价值工程,2017,36(32):1-5.

CHEN Yan, WANG Yu, JIA Lei. Cost control research of assembly building based on system dynamics[J]. Value Engineering, 2017, 36(32): 1-5.

[2] 董留群,刘井周.基于灰色系统理论的建筑工程项目投资估算实证研究[J].项目管理技术,2016,14(3):68-72.

DOG Liu-qun, LIU Jing-zhou. Empirical study on investment estimation of construction projects based on grey system theory [J]. Project Management Technology, 2016, 14(3): 68-72.

[3] 汪菲娜,谈飞.房屋建筑项目投资估算方法研究[J].项目管理技术,2015,13(1):64-68.

WANG Fei-na, TAN Fei. Research on investment estimation method of building construction project[J]. Project Management Technology, 2015, 13(1): 64-68.

[4] 陈文盛.工程造价估算模型研究与基于层次分析法的BP神经网络模型应用[J].价值工程,2015,34(29):86-89.

CHEN Wen-sheng. Research on the estimation model of engineering cost and application of BP neural network model based on analytic hierarchy process[J]. Value Engineering, 2015, 34(29): 86-89.

[5] Kim Sangyong. Hybrid forecasting system based on case-based reasoning and analytic hierarchy process for cost estimation [J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2013, 19(1): 86-96.

[6] Abdelrahman Osman Elfaki, Saleh Alatawi, Eyad Abushandi, et al. Using intelligent techniques in construction project cost estimation: 10-year survey[J]. Advances in Civil Engineering, 2014(12): 32-42.

[7] 孟俊娜,梁岩,房宁.基于BP神经网络的民用建筑工程造价估算方法研究[J].建筑经济,2015,36(9):64-68.

MENG Jun-na, LIANG Yan, FANG Ning. Research on civil construction cost estimation method based on BP neural network[J]. Construction Economy, 2015, 36(9): 64-68.

[8] 段晓晨,吕晨茜,高春会.交通工程项目虚拟集成投资估算决策技术[J].公路,2015,60(10):166-174.

DUAN Xiao-chen, LV Chen-qian, GAO Chun-hui. Virtual integrated investment estimation method for traffic engineering project[J]. Highway, 2015, 60(10): 166-174.

(下转至第86页)

- YANG Ya-lian, MI Jiao, HU Xiao-song, et al. Graph theory modeling and dynamics analysis on the coupled planetary transmission system of HEV[J]. Automotive Engineering, 2015, 37(1): 9-15, 54.
- [7] WANG En-hua, GUO Di, YANG Fu-yuan. System design and energetic characterization of a four-wheel-driven series-parallel hybrid electric powertrain for heavy-duty applications[J]. Energy Conversion and Management, 2015(106): 1264-1275
- [8] ZHANG Li-peng, QI Bing-nan, ZHANG Ru-sheng, et al. Powertrain design and energy management of a novel coaxial series-parallel plug-in hybrid electric vehicle[J]. Science China: Technological Sciences, 2016, 59(4): 618-630.
- [9] 朱福堂, 陈俐, 殷承良, 等. 混合动力汽车行星齿轮机构的方案设计与优选[J]. 中国机械工程, 2010, 21(1): 104-109.
- ZHU Fu-tang, CHEN Li, YIN Cheng-liang, et al. Scheme design and optimal selection for hybrid electric vehicle planetary gear mechanism[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(1): 104-109.
- [10] 崔星, 项昌乐. 混合动力系统分流耦合机构工作模式分析[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 158-163.
- CUI Xing, XIANG Chang-le. Analysis on working mode of power-split mechanism for hybrid power system[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(11): 158-163.
- [11] 刘文杰, 舒红, 袁景敏, 等. 基于 ADVISOR 的混联型混合动力汽车研究[J]. 重庆科技学院学报: 自然科学版, 2007, 9(2): 37-40.
- LIU Wen-jie, SHU Hong, YUAN Jing-min, et al. Study on a parallel-series hev based on ADVISOR[J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology: Natural Sciences Edition, 2007, 9(2): 37-40.
- [12] 夏超英, 杜智明. 丰田 PRIUS 混合动力汽车能量优化管理策略仿真分析[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2017, 47(2): 373-383.
- XIA Chao-ying, DU Zhi-ming. Simulation analysis on energy optimization strategy for Toyota PRIUS hybrid electric vehicle[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2017, 47(2): 373-383.
- (上接第 72 页)
- [9] 潘雨红, 张宜龙, 蔡亚军, 等. 基于 GA-BP 算法的公路工程造价估算研究[J]. 重庆交通大学学报: 自然科学版, 2016, 35(2): 141-145.
- PAN Yu-hong, ZHANG Yi-long, CAI Ya-jun, et al. Research on highway engineering cost estimation based on GA-BP algorithm[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University: Natural Science Edition, 2016, 35(2): 141-145.
- [10] 马永军, 杨志远. 基于模糊神经网络的公路造价估算模型探究[J]. 公路工程, 2017, 42(6): 41-47.
- MA Yong-jun, YANG Zhi-yuan. Exploration of highway cost estimation model based on fuzzy neural network[J]. Highway Engineering, 2017, 42(6): 41-47.
- [11] 钱强. 模糊神经网络在公路工程造价估算中的应用[J]. 交通世界, 2017(29): 147-148.
- QIAN Qiang. Application of fuzzy neural network in highway engineering cost estimation [J]. Transportation World, 2017(29): 147-148.
- [12] 林晓元. 基于神经网络的工程造价估算研究[J]. 价值工程, 2018, 37(27): 77-80.
- LIN Xiao-yuan. Research on engineering cost estimation based on neural network [J]. Value Engineering, 2018, 37(27): 77-80.
- [13] 吴海龙. 基于 RBF 人工神经网络的建设项目造价估算方法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2015.
- WU Hai-long. Research on cost estimation method of construction project based on RBF artificial neural network[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2015.
- [14] 廉大为. 民用飞机总装生产线投资决策阶段造价管理研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- LIAN Da-wei. Research on cost management of civil aircraft assembly line in investment decision stage [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [15] 牛春媛. 应用显著性成本法建立保障性住房项目投资预测模型的实证研究[J]. 黑龙江科技信息, 2013(24): 35-36.
- NIU Chun-yuan. Application of significant cost method to establish an investment forecast model for affordable housing projects[J]. Heilongjiang Science and Technology Information, 2013(24): 35-36.
- [16] 段晓晨, 田贺, 张小平. 绿色高铁运营环境成本非线性估算方法研究[J]. 铁道工程学报, 2016, 33(5): 123-128.
- DUAN Xiao-chen, TIAN He, ZHANG Xiao-ping. Study on the nonlinear estimation of environmental cost of green high-speed railway operation [J]. Journal of Railway Engineering, 2016, 33(5): 123-128.