

文章编号:1000-5013(2013)05-0576-05

doi:10.11830/ISSN.1000-5013.2013.05.0576

采用 BP 和 RBF 神经网络的 厦门市工程造价预测模型

刘婧, 叶青

(华侨大学 土木工程学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 收集 55 个厦门市典型工程造价指标,利用 SPSS 软件对数据进行预处理,选取 11 个工程特征作为造价的主要影响因素,分别建立基于多层前馈(BP)和径向基函数(RBF)神经网络的工程估价模型.从 55 个案例中随机抽取 10 个作为预测样本,剩下的 45 个作为训练样本,进行 BP,RBF 神经网络预测模型的训练和测试.结果表明:通过参数优选的 RBF 神经网络工程造价预测模型,预测误差在 5%以内,网络泛化能力更优越,可用于实际工程造价的辅助估算.

关键词: 工程估价;预测模型;多层前馈;径向基函数;神经网络;厦门市

中图分类号: TU 71

文献标志码: A

在建设项目的初期,快速而准确地估算出工程项目的造价,对项目的投资决策具有十分重要的意义.随着智能算法的深入研究,工程估价领域出现了许多新的预测方法^[1],如多元回归、神经网络^[2]、案例推理、遗传算法^[3]、小波分析^[4]等.多元回归模型适合求解线性组合问题,对于工程估价这类高度非线性问题求解有一定局限性;神经网络则存在隐含层数难以确定,需要大量训练样本,训练时间长等问题;案例推理是基于过去经验的推理方法,但案例的收集与推理模型的选择是一个棘手的问题;遗传算法涉及许多复杂参数如交叉率、变异率设置的问题,并且存在个体退化现象;小波分析对小样本学习训练精度很低且学习过程复杂.本文提出基于多层前馈(BP)和径向基函数(RBF)神经网络算法构建厦门市工程造价预测模型,并对两种模型进行对比分析.

1 BP 和 RBF 神经网络的原理

BP 神经网络是一种采用误差梯度下降法进行学习多层前向神经网络,也是目前运用最多的一种神经网络.BP 神经网络的结构层数通常是大于等于 3 层,但是根据 Cybenko 等^[5]的证明,具有一个 Sigmoid 函数隐含层的 BP 神经网络,只要隐含层的节点足够多,就能以任意精度逼近任意连续函数,故文中把结构层数设为 3. BP 神经网络常用的传递函数有 Tan-Sigmoid 函数、Log-Sigmoid 函数及纯线性函数 pureline^[6].当隐含层的激励函数采用 Tan-Sigmoid 时,可将任何数据输入转化为(-1,1)之间的数值;而输出层则一般采用 pureline 函数,使得输出值不会限制在一个较小的范围,而是可以取任何值.

RBF 神经网络是一种局部神经网络,其结构简单、训练简洁、学习收敛速度快,同样能以任一精确度逼近连续函数. RBF 神经网络是一种 3 层前向神经网络:第 1 层为输入层,个数由所描述的问题特征而定;第 2 层为隐含层,采用径向基函数作为网络的激活函数;第 3 层为输出层,采用线性激活函数.

BP 神经网络与 RBF 神经网络都能实现非线性映射,二者的区别^[7]在于:隐层神经元 BP 网络采用同一 Sigmoid 函数,RBF 网络采用径向基函数;对于层数相同的 RBF 网络,其表达能力往往强于 BP 网

收稿日期: 2012-12-25

通信作者: 叶青(1968-),女,教授,主要从事建筑经济与项目管理的研究. E-mail:yeqing@hqu.edu.cn.

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JB-ZR1162);华侨大学高层次人才科研启动项目(12BS131)

络;BP 网络采用误差反传算法,或改进的梯度算法,大多收敛较缓慢,易陷于局部极小,而 RBF 网络的训练算法可以分两段,各自都能快速化^[8];BP 网络是全局逼近的典型实例,RBF 网络则是一种典型的局部逼近网络,学习速度快,泛化性能较好.

2 工程估价模型数据的收集及工程特征的选取

文中数据均来源于厦门市建设工程造价网所公布的单项工程造价指标,共收集了 2007 年 3 月至 2009 年 11 月的 70 个案例.首先,根据厦门市造价指标的工程特征描述,提取了 19 个因素进行案例的汇总;再剔除数据不全的案例,从中选取了 58 组案例汇编形成案例库;最后利用 SPSS 的箱型图工具,画出基于工程类别的平米造价箱形图,发现异常案例,通过对工程特征的分析,剔除住宅案例的 A33,A20 和办公楼案例 A41,剩下 55 组有用案例.

利用 SPSS 软件对 55 个案例的 19 个影响因素进行相关性分析,将平米造价作为因变量,其余特征作为自变量,相关矩阵如表 1 所示.合并自变量间相关度大的特征,其中,楼地面、外墙面、天棚等的自相关性较高,根据专家经验,这些属性均是描述工程装修程度的,因此将上述几个特征合并为装修因素,剔除自变量与因变量相关度小的影响因素.最终确定工程用途、工程类别、结构类型、地下层数、基础、桩基础、砌筑、屋面防水保温、装修、造价指数及工期这 11 个因素作为造价的影响因素^[9].

表 1 影响因素的相关矩阵
Tab. 1 Correlation matrix of influencing factors

因素	造价	地上层数	地下层数	建筑面积	砼	工程类别	…	造价指数	工程用途	工期
造价	1.000	0.334	0.184	0.039	0.524	−0.033	…	0.124	0.461	0.143
地上层数	0.334	1.000	0.648	0.511	0.671	−0.433	…	−0.027	0.522	−0.028
地下层数	0.184	0.648	1.000	0.498	0.397	−0.494	…	−0.082	0.202	0.074
建筑面积	0.039	0.511	0.498	1.000	0.198	−0.612	…	−0.103	0.173	0.291
砼	0.524	0.671	0.397	0.198	1.000	−0.258	…	−0.080	0.408	−0.089
工程类别	−0.033	−0.433	−0.494	−0.612	−0.258	1.000	…	0.156	0.043	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
造价指数	0.124	−0.027	−0.082	−0.103	−0.080	0.156	…	1.000	−0.085	0.043
工程用途	0.461	0.522	0.202	0.173	0.408	0.043	…	−0.085	1.000	−0.071
工期	0.143	−0.028	0.074	0.291	−0.089	0	…	0.043	−0.071	1.000

为了方便神经网络进行计算,将选取的工程特征中文字性描述部分的工程特征转化为定量数据.对数据集中如地上层数、地下层数、造价指数、平米造价等可直接用数据表示的工程特征,直接按实际数据输入.而对数据集中的非数值部分的工程特征,依据定额水平及工程特征对造价影响的相关性^[5],进行特征量化处理,量化标准和量化结果,如表 2~3 所示.

表 2 工程特征向量的量化标准
Tab. 2 Quantitative criteria of engineering eigenvectors

工程特征	量化值				
	1	2	3	4	5
工程用途	厂房仓储	综合办公楼	宿舍教学楼	商住楼	—
基础类型	独立基础+带形基础	独立桩承台基础	独立桩承台+满堂基础	满堂基础	—
桩基础	预制(预应力)钢筋砼管桩 1	人工挖孔桩 1 及沉管灌注砼桩	预应力高强砼管桩 2、人工挖孔桩 2	冲钻孔灌注砼桩	预应力高强砼管桩 3
装修程度	差	较差	一般	较好	好
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
按厦门市造价管理站颁布的各种类型建筑的造价指数的均值乘以工期提前导致的造价增加系数.					
主要考虑工期的影响,经实例测算,工期正常取 1;提前 10%~20%,取 1.009;提前 20%~30%,取 1.015;提前大于 30%,取 1.022					

3 厦门市工程造价预测模型的建立

3.1 神经网络的结构

BP 和 RBF 神经网络系统均采用三层网络结构,输入层共有 11 个神经元,分别代表工程用途 I1、工程类别 I2、结构类型 I3、地下层数 I4、地上层数 I5、基础 I6、桩基础 I7、砌筑 I8、屋面防水保温 I9、装修 I10、造价指数及工期 I11;隐含神经元通过系数调试得到;输出量是 1 个,对应于工程的平米造价.在进行神经网络训练和预测之前,首先应对训练样本进行归一化.文中利用 MATLAB 中自带的 premnmx 函数,把样本归一化为 $[-1,1]$ 之间的数,实现代码为 $[\text{inputn},\text{minp},\text{maxp}]=\text{premnmx}(\text{input})$,其中, input 为原始数据,inputn 为归一化后的数据,minp 和 maxp 分别为该列中最小和最大的值.训练样本库原始数据,如表 3 所示.

表 3 训练样本库原始数据
Tab.3 Data of train samples

案例号	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9	I10	I11
A1	2	3	1	0	5	3	0	3	1	3	1.132
A2	2	3	1	1	9	3	2	1	3	2	1.083
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
A57	2	3	1	0	8	1	0	2	2	2	1.109
A58	1	3	1	0	4	1	0	1	2	2	1.109

3.2 模型的建立和训练测试

RBF 神经网络模型建立方法有两种,一种是用 MATLAB 工具箱里自带的函数 NEWRB 建立,一种是基于 K 均值聚类重新编写的 RBF 函数.当采用自带的 NEWRB 函数建立的 RBF 神经网络时,经过参数调试发现,影响其性能的参数主要为 spread 和隐含层数.其中,隐含层数很难同时满足训练误差和测试误差均最小的要求,因为只有当训练(测试)的个数越接近隐含层数时,其训练(测试)误差才会最小.一般情况下,如果采用 NEWRB 建立的 RBF 神经网络想要达到和 BP 神经网络同样的训练效果,会需要比 BP 更多的隐含层的神经元数.

综上考虑,文中采用基于 K 均值聚类的 RBF 神经网络函数.而影响基于 K 均值聚类的 RBF 神经网络函数性能的参数主要有重叠系数 Overlap 和隐含层数 ClusterNum,不同参数组合下的 RBF 神经网络估价模型的相对误差对比,如表 4 所示.表 4 中: m 为隐含层数 ClusterNum; $\overline{\eta_r}$ 为平均绝对误差.

由表 4 可知:Overlap 为 2 时的平均绝对误差均小于 Overlap 为 3,故文中将 Overlap 设为 2;在此参数下,模型的相对误差随着隐含层节点数增加而降低,但隐含层节点数增加到一定数目后,出现了“过拟合”现象,导致误差上升.由表 4 还可知:最佳隐含层节点数为 15 左右;为进一步确定隐含层节点数,故

表 4 测试样本在 RBF 神经网络不同参数组合下的相对误差

Tab.4 Relative error of the test sample in the combination of the different parameters of the RBF neural network									%
编号	Overlap=2				Overlap=3				
	$m=5$	$m=10$	$m=15$	$m=20$	$m=5$	$m=10$	$m=15$	$m=20$	
1	4.23	2.64	-3.90	-2.89	3.77	2.09	-6.51	0.14	
2	5.78	7.55	4.15	6.69	6.10	7.85	6.79	5.06	
3	-7.61	-8.87	-1.29	-1.71	-8.56	-9.56	-0.91	-3.99	
4	-3.00	-3.52	0.65	-0.40	-2.62	-3.41	2.42	-0.77	
5	-8.26	-9.54	-0.57	-1.08	-9.17	-9.90	-0.24	-3.72	
6	9.55	6.03	5.61	8.52	9.86	7.09	6.58	6.78	
7	-1.61	-1.57	-0.31	1.44	-1.54	0.75	2.57	1.94	
8	8.78	8.20	-4.30	1.58	8.57	8.67	-2.87	4.54	
9	-1.69	-0.22	-7.61	-5.13	-2.29	-0.67	-6.98	-3.80	
10	-3.49	-3.86	-0.27	-3.38	-2.91	-2.31	-3.41	-2.12	
$\overline{\eta_r}$	5.41	5.20	2.87	3.28	5.54	5.23	3.93	3.29	

为 5,重叠系数为 3 时,RBF 神经网络的预测精度低于 BP 神经网络,这说明对于同一组数据,RBF 需要比 BP 更多的隐含层节点数.随着重叠系数和隐含层节点数两个参数的不断组合优选,RBF 神经网络的预测精度也在不断提高.

4 结 论

建立基于 BP 和 RBF 神经网络的厦门市工程造价预测模型预测误差均小于 20%,可用于可行性研究阶段的工程造价的估算.基于 K 均值聚类的 RBF 模型预测精度高于基于 BP 的模型,预测速度更快.

BP 神经网络构建相对困难,需要定义很多复杂的参数如学习速率、动量因子的大小、隐含层节点数目等,这些参数的设计并没有严格的理论指导,需要进行估计. RBF 神经网络无论是采用何种构建方法,构建起来均相对简单,当调用 NEWRB 函数构建 RBF 时,其性能主要取决于 spread,而基于 K 均值聚类的 RBF 神经网络主要取决于重叠系数和隐含层数. 提高 RBF 神经网络的性能结构参数除了重叠系数和隐含层数外,还可以通过优化其径向基中心、基宽向量和权重得到.

进一步的研究可以通过引入如蚁群算法、遗传算法、粒子群算法等智能算法,对 RBF 神经网络的主要结构参数中心矢量、基宽向量和网络权重进行组合优化,建立基于智能算法的 RBF 神经网络工程估价模型.

参考文献:

[1] 彭光金,俞集辉,韦俊涛,等. 特征提取和小样本学习的电力工程造价预测模型[J]. 重庆大学学报,2009,32(9): 1105-1110.

[2] MANDAL P,SENJYU T,UEZATO K,et al. Several-hours-ahead electricity price and load forecasting using neural networks[C]//IEEE Power Engineering Society General Meeting. [s. l.]:IEEE Press,2005:2146-2153.

[3] 周双喜,郑智,鲁宗相. 基于多种群遗传算法的规划[J]. 电力系统及自动化,2007,19(6):66-71.

[4] 罗楠,朱业玉,杜彩月. 支持向量机方法在电力负荷预测中的应用[J]. 电网技术,2007,31(2):215-218.

[5] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005:21-31.

[6] 马国丰,陈志琴. 基于 BP 神经网络的轨道交通车站工程项目估价研究[J]. 项目管理技术,2011,9(7):55-60.

[7] 田景文,高美娟. 人工神经网络算法研究及应用[M]. 北京:北京理工大学出版社,2006:37-45.

[8] 满春涛,晓霞,张礼勇. 一种基于 ACO 的 RBF 神经网络训练方法[J]. 哈尔滨理工大学学报,2008,13(1):56-62.

[9] 叶青. 厦门市工程估价的 RBF 神经网络预测模型[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2012,33(4):446-450.

Project Cost Prediction Model Based on BP and
RBP Neural Networks in Xiamen City

LIU Jing, YE Qing

(College of Civil Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: By collecting 55 typical engineering cost indexes in Xiamen City and selecting 11 engineering feature cost per square meter as the main influencing factors, with the help of software SPSS, the neural network engineering cost estimation model was established based on back propagation (BP) and radial basis function (RBF). 10 cases in 55 cases were drew randomly as predicted sample, and the left 45 cases were taken as training sample, BP and RBF neural network prediction model were trained and tested. The results showed that the prediction error of RBF neural network through parameter optimization for project cost prediction model is within 5%, the network's generalization ability is benign, so the model can be used for the actual project cost auxiliary estimation.

Keywords: project cost estimation; prediction model; back propagation; radial basis function; neural network; Xiamen City