

# 基于 BP 神经网络和 TOC 的工程造价预控研究

卢 梅<sup>1</sup>, 韩小康<sup>1</sup>, 孔祥坤<sup>2</sup>, 蔡 静<sup>3</sup>

(1. 西安建筑科技大学管理学院, 陕西 西安 710055; 2. 武警陕西消防总队, 陕西 西安 710016;  
3. 日照市规划设计研究院, 山东 日照 276826)

**摘 要:** 为了有效控制工程造价, 使建设投资确定, 运用 BP 神经网络对工程造价进行预测, 以预测结果对工程量清单计价模式进行优化, 再以优化的工程量清单计价模式为计价依据, 通过 TOC 理论对工程造价进行控制。以六条高速公路为样本数据, 其中一条为检测数据, 运用 BP 神经网络仿真, 建立仿真模型。通过十三次迭代, 模型顺利拟合, 并且代入样本检测数据的输出结果与实际吻合。再以检测数据的输出结果为依据对这条高速公路进行 TOC 理论优化, 最终相比优化前工程决算总额减少了 2 072.6 万元, 降低了 1%。

**关键词:** 工程造价; BP 神经网络; TOC

**中图分类号:** TU723.3

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1006-7930(2011)01-0106-07

建筑业是国民经济的重要物质生产部门, 在我国经济发展中起到了支柱产业的作用。2008 年以来由于美国次贷危机给全球经济带来了巨大冲击, 全球经济普遍走向低迷。为抵御国际经济环境对我国的不利影响, 我国出台了有力的扩大国内需求措施, 即加快民生工程、基础设施、生态环境建设和灾后重建, 提高城乡居民特别是低收入群体的收入水平, 促进经济平稳较快增长。这些政策刺激经济复苏, 取得了显著成就, 使得在全球经济一片颓废状态下我国经济依然能够保持增长。这种成就一个主要原因是大量的建筑业投资。巨大的资金投入, 对工程造价的控制显得尤为重要。而我国当前的工程造价计价模式正处于定额计价模式向工程量清单计价模式过渡时期, 工程造价计价模式的不完善是工程造价难以控制的根源。

因此, 面对我国为保持经济增长而采取的政策, 尤其是以建筑业的投资, 必须在学习工程造价管理先进方法和总结工程造价经验、教训的基础上大胆创新, 不断提高我国的工程造价的理论和实践水平。本文运用 BP 神经网络对工程造价进行预测, 以预测结果对工程量清单计价模式进行优化, 再以优化的工程量清单计价模式为计价依据, 通过 TOC 理论对工程造价进行控制。

## 1 BP 神经网络和 TOC 理论的预测与控制

### 1.1 BP 神经网络的预测

20 世纪 80 年代, David Rumelhart、Geoffrey Hinton 以及 Williams 分别独立地给出 BP 神经网络算法的清楚的表述, 解决了多层神经网络的学习问题, 实现了多层网络的设想。这重新激起了人们因对单层感知器局限性的判定而失去的信心, BP 算法的出现极大地促进了神经网络的发展<sup>[2]</sup>。

BP 神经网络又称为误差反向传播(Back Propagation)神经网络, 它是一种多层的前向型神经网络。在 BP 网络中, 信号是前向传播的, 而误差是反向传播的。BP 网络通常具有一个或多个 sigmoid 隐层和线性输出层, 能够对具有有限个不连续点的函数进行逼近。所谓的反向传播是指误差的调整过程是从最后的输出层依次向之前各层逐渐进行的。标准的 BP 网络采用梯度下降算法, 网络权值沿着性能函数的梯度反向调整<sup>[2]</sup>。

BP 神经网络的结构见图 1 所示, P、A 是网络的输入、输出向量, 每一个神经元用一个节点表示, 网

收稿日期: 2010-03-26 修改稿日期: 2010-12-23

基金项目: 陕西省“13115”科技创新工程重大科技项目资助(2009ZDKG-66); 陕西省重点学科建设专项资金资助项目

作者简介: 卢 梅(1971-), 女, 新疆乌鲁木齐人, 博士, 副教授, 主要从事工程项目管理、结构工程等教学研究工作。

络由输入层、隐层和输出层节点组成,隐层可以是一层,也可以是多层(图 1 是单隐层),前层至后层节点通过权联接。

2 TOC 理论的控制

1984 年,以色列物理学家 Goldratt<sup>[3-4]</sup> 博士首次提出了约束理论(TOC),对它的研究与应用研究风靡全球,已成为一种全新的管理理念. 1997 年他又在此基础上提出了关键链法(CCPM),主要用于解决项目进度计划问题. 关键链技术主要基于“工程项目必须遵守整体优化而非局部优化”的思想,把每道工序中所包含的安全时间抽出来,以 50% 概率完工时间作为工序估计时间,同时考虑了工序间紧前关系约束和工序间的资源约束. 关键链就是考虑了两种约束,把关键链网络化并用于项目进度规划决策的技术即为关键链技术。

关键链技术是以下面五个步骤为基础<sup>[4-5]</sup>: (1) 识别系统的瓶颈; (2) 决定怎样利用系统的瓶颈; (3) 让其他的决策服从或者服从于上面的决定; (4) 提高系统的瓶颈; (5) 如果上面的瓶颈被缓解,回到第一步。

在关键链中一般采用了三种缓冲器:项目缓冲(P. B. : Project Buffer)、输入缓冲(F. B. : Feeding Buffer)和资源缓冲(R. B. : Resource Buffer). P. B. 属于关键链末端的缓冲时间,用来保证整个项目按时完成;F. B. 属于安置在非关键链的接口处的缓冲时间,用来保证非关键链按时完成,不会影响关键链的进行;R. B. 属于关键链工序所需资源到位的提前时间,保证其工序进行过程中所需资源能及时获得. 在单资源情况下,只需在关键链的前端建立一个 R. B. ,它为关键链上的每一道工序既提供一个所需资源能及时获得的保证,又为关键链上工序可能提前开始提供资源支持,从而以资源拉动整条关键链的快速进行. 关键链方法是站在全局的角度,将各工序的安全时间统一到缓冲中来,其出发点是保证整个项目的如期完成而非个别工作的如期完成,重点关注全局而非局部. 通过项目缓冲和输入缓冲来消除项目中不确定因素对项目计划执行的影响. 在项目的执行过程中,这两类缓冲会得到更加有效的管理. 项目管理人员通过不断的关注项目的进展,用缓冲区来调解项目进度,优化项目<sup>[6]</sup>。

3 基于 BP 神经网络-TOC 理论的工程造价预测与控制

在工程量清单计价模式下综合单价是指人工费、材料费、施工机械使用费,企业管理费、利润,并考虑了一定范围的风险费用<sup>[7]</sup>. 对风险费用控制的好坏是工程造价的关键. 这部分风险费用渗透到了工程造价构成的各个部分中,通过对工程造价中各部分所占的风险费用控制来有效控制工程造价。

3.1 基于 BP 神经网络的工程造价预测

利用 MATLAB7.0 建立模型:

① 样本输入值:以设计概算阶段的建筑安装工程费、设计概算阶段的设备及工器具购置费、设计概算阶段的工程建设其他费用、设计概算阶段的预备费为指标。

样本期望值/输出值:以工程决算阶段相比设计概算阶段的建筑安装工程费、设备及工器具购置费、工程建设其他费用、预备费增长的大小为指标. 样本输出值的范围在[-1,1]区间变化. -1 表示没有风险,瓶颈很大需要缩小;1 表示风险最大,需要将瓶颈扩大。

② 通过 MATLAB 构造 BP 神经网络。

输入层神经元节点数设置 N1 个,输出层神经元节点数设置 N3 个. BP 神经网络隐层节点设计的检验公式: $N_2 = \sqrt{N_1 * N_3} + \alpha (\alpha = 1 \sim 10, N_1、N_3 \text{ 分别为输入和输出层节点数})$ <sup>[8]</sup>。

选择隐层函数、输出层函数、训练函数,设置训练次数和训练目标。

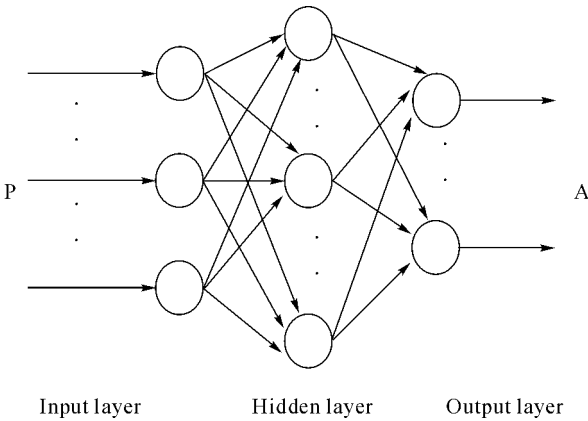


图 1 BP 神经网络

Fig. 1 BP neural network

- ③将样本数据代人程序,通过学习、训练、测试样本检测、使模型达到满足.
- ④对模型输入一组列向量 P,模型将输出一组预测的列向量 A.

3.2 基于 TOC 理论的工程造价控制

按照 TOC 理论的思想,为了有效的控制工程造价,将工程造价中因风险费用增加的部分按照一个保证率计算,并且把这个保证率下的费用差值按照安排到预备费中的基本预备费中,也就是将其设置成缓冲区<sup>[6]</sup>.

设输出的预测向量值为  $A=[A_1、A_2、A_3 \cdots A_n]^T, A_n \in [-1\ 1](i=1,2,3,\cdots,n)$ ,与 A 对应的输入向量为  $P=[P_1,P_2,P_3,\cdots,P_n](i=1,2,3,\cdots,n)$ .

TOC 理论的第一个步骤识别系统的瓶颈是通过 BP 神经网络预测的,得出的结果是对应输出值 A 向量,第二个步骤决定怎样利用系统的瓶颈是将 P 向量乘以对应输出值 A 向量,再将  $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n P_i \cdot A_i (A_i \geq 0)$  放入设计概算阶段预留金中整体控制,第三步骤让其他的决策服从或者服从于上面的决定和第四步骤提高系统的瓶颈是通过在全过程的工程生命过程中监控并密切关注各部分工程造价的执行情况,利用各个缓冲器的使用情况来控制工程造价.

基于 BP 神经网络-TOC 理论的工程造价计价与控制是对工程造价计价模式优化下对工程造价进行控制,能解决长期以来工程造价难以控制的问题.

4 案例分析

在建筑项目中高速公路的费用超支与其他项目相比是比较明显的,通过 BP 神经网络能够很好的将其仿真.所以,本案例以陕西黄陵到延安高速公路、山西汾阳到离石高速公路、国道 210 线达州到重庆高速公路、陕西永咸高速公路、国道主干线(GZ40)陕西境禹门口至阎良段高速公路、陕西永凤高速公路和四川郎川高速公路六条高速公路为例对高速公路工程造价进行预测、控制.

表 1 投资控制情况比较												万元		
		Tab. 1 Comparison of investment control											Ten Thousand Yuan	
Item		One		Two	Three	Five	Six	Seven	Eight	Twelve				
Project or cost name		The first part	Sub-grade	Pave-ment	Bridge, culvert	Tunnel	Other projects and facilities	Temp-orary projects	Housing services	reserve cost	The second part	The third part	Constr-uction cost	
Huangling to Yan'an Highway	Contract cost	464 701	64 337	73 086	121 587	114 451	17 010	2 539	7 677	64 013	6 177	71 744	542 621	
	Final account	549 226	98 258	93 562	143 627	129 483	21 342	2 821	8 441	51 693	7 281	133 326	689 833	
	Comparison	0.18	0.53	0.28	0.18	0.13	0.25	0.11	0.10	-0.19	0.18	0.86	0.27	
Fenyang to Lishi Highway	Contract cost	219 054	56 729	35 096	91 974	12 353	10 755	5 179	6 966	3 000	10 874	24 096	257 023	
	Final account	264 767	72 459	39 918	106 829	14 788	11 180	5 388	8 794	5 411	16 292	45 974	327 032	
	Comparison	0.21	0.28	0.14	0.16	0.20	0.04	0.04	0.26	0.80	0.50	0.91	0.27	
Dazhou to Chongqing Highway	Contract cost	147 552	49 629	39 480	20 003	12 300	6 921	163	1 742	17 314	3 206	57 331	208 089	
	Final account	1 55875	5 6984	39 729	22 060	18 774	13 025	326	2 629	17 348	4 058	57 331	232 265	
	Comparison	0.06	0.15	0.01	0.10	0.53	0.88	1.00	0.51	0.00	0.27	0.00	0.12	
Yong-Xian Highway	Contract cost	164 519	27 472	65 151	21 065	13 982	10 595	570	9 317	16 367	3 173	70 530	238 221	
	Final account	180 545	44 511	67 220	23 772	14 671	18 253	570	9 194	17 354	3 130	70 530	269 205	
	Comparison	0.10	0.62	0.03	0.13	0.05	0.72	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.13	
Yumenkou to Yanliang Highway	Contract cost	336 084	47 975	73 405	64 675	59 002	43 942	2 003	12 478	32 602	6 116	112 345	454 545	
	Final account	422 922	76 255	115 763	85 018	62 001	47 699	2 690	13 883	34 613	7 816	110 300	556 038	
	Comparison	0.26	0.59	0.58	0.31	0.05	0.09	0.34	0.11	0.06	0.28	0.00	0.22	
Langchuan Highway	Contract cost	134 317	40 909	42 698	14 363	9 303	9 247	1 596	1 563	14 639	1 976	26 669	162 962	
	Final account	203 033	71 820	76 710	6 554	5 868	17 361	3 097	2 839	18 784	1 019	727	204 778	
	Comparison	0.51	0.76	0.80	-0.54	-0.37	0.88	0.94	0.82	0.28	-0.48	-0.97	0.26	

这里我们以交通部颁布的《公路建设项目工程决算编制办法》为依据,对高速公路工程造价进行划分,将工程造价分成三大部分第一部分建筑安装工程费、第二部分设备、工具及器具购置费、第三部分工程建设其他费用.每部分中都独立包涵其预备费,分别是建安部分预备费、购置费部分预备费、其他费用部分预备费,将预留费用、暂定金额、其他支付涵盖进去.然而在高速公路工程中建设单位为了避免明显的工程决算超批准的概(预)算将批准的概(预)算和工程合同金额做的差距很大,以至于工程合同金额偏低与批准的概(预)算,这样看似最终的工程决算并没有超批准的概(预)算,实际工程决算已经很大程度上超了工程合同金额.所以,为了能结合实际更好的反映高速公路的工程造价本案例用工程合同金额代替批准的概(预)算对高速工程进行预测、控制.

3.1 基于 BP 神经网络的高速公路工程造价预测

利用 MATLAB7.0 建立模型

①样本输入值:以工程决算投资控制情况比较表 1 中一、二、三、五、六、七、八、十二项,以及第二部分设备、工具及器具购置费和第三部分 工程建设其他费用为指标.

样本期望值/输出值:工程决算投资控制情况比较表 1 中样本输入值对应的工程决算与工程合同比较值.

将表 1 中前五个项目作为样本,第六个项目四川郎川高速公路作为样本检测值.

②通过 MATLAB 构造三层 BP 神经网络 network1.

输入层神经元节点数设置  $N_1=10$  个,输出层神经元节点数设置  $N_3=10$  个.

BP 神经网络隐层节点设计的检验公式: $N_2=\sqrt{N_1 \cdot N_3}+\alpha$  ( $\alpha=1\sim10,N_1、N_3$  分别为输入和输出层节点数)<sup>[8]</sup>.

取  $\alpha=6$ ,则隐层节点  $N_2=\sqrt{N_1 \cdot N_3}+\alpha=16$

隐层采用 tansig 函数,输出层采用 tansig 函数,训练函数采用 trainlm,训练次数 1 000 次,训练目标为  $10^{-6}$ .

③将样本输入值  $P$  和样本期望值  $T$  代入程序(单位:元).

$$P=$$

643 368 446	567 289 972	496 292 885	274 716 567	479 749 065
730 858 275	350 963 742	394 798 179	651 505 612	734 053 329
1 215 872 208	919 744 882	200 025 037	210 652 111	646 752 109
1 144 511 812	123 534 207	1230 03 533	139 823 825	590 023 142
170 101 017	107 552 212	69 207 075	105 946 945	439 424 998
25 394 049	51 786 322	1 630 105	5 700 674	20 034 912
76 770 259	69 664 902	17 421 047	93 169 833	124 780 570
640 134 094	30 000 000	173 144 798	163 670 840	326 018 497
61 765 288	108 735 323	32 056 237	31 725 571	61 158 978
717 438 820	240 958 708	573 311 476	705 301 298	1 123 450 917

$$T=$$

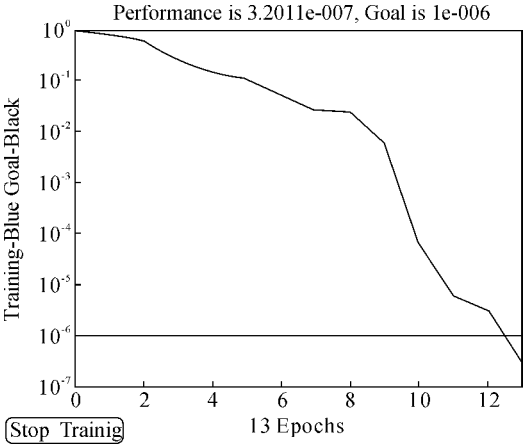
0.53	0.28	0.15	0.62	0.59
0.28	0.14	0.01	0.03	0.58
0.18	0.16	0.10	0.13	0.31
0.13	0.20	0.53	0.05	0.05
0.25	0.04	0.88	0.72	0.09
0.11	0.04	1.00	0.00	0.34
0.10	0.26	0.51	0.00	0.11
-0.19	0.80	0.00	0.06	0.06
0.18	0.50	0.27	0.00	0.28
0.86	0.91	0.00	0.00	0.00

对样本输入值 P 和样本期望值 T 进行训练:

```
>> [network1,tr]=train(network1,P,T)
```

TRAINLM, Epoch 0/100, MSE 3.2011e-007/1e-006, Gradient 0.017 655 6/1e-010

TRAINLM, Performance goal met.



Performance is 3.2011e-007, Goal is 1e-006

result\_test=

0.53	0.28	0.15	0.62	0.59
0.28	0.14	0.01	0.03	0.58
0.18	0.16	0.10	0.13	0.31
0.13	0.20	0.53	0.05	0.05
0.25	0.04	0.88	0.72	0.09
0.11	0.04	1.00	0.00	0.34
0.10	0.26	0.51	-0.00	0.11
-0.19	0.80	0.00	0.06	0.06
0.18	0.50	0.27	-0.00	0.28
0.86	0.91	0.00	-0.00	-0.00

图 2 样本训练图

Fig. 2 The sample training map of model

图 2 样本训练图可以看出经过 13 次训练 network1 达到了目标  $10^{-6}$  要求.

对神经网络 network1 求向量 P 的输出结果:

```
>> result_test=sim(network1,P)
```

从 result\_test 可以看出输出值和样本期望 T 吻合.

测试样本检测:将四川郎川高速公路  $P_6$  向量加入 P,Ptext=[P  $P_6$ ].

Ptext=

643 368 446	567 289 972	496 292 885	274 716 567	479 749 065	409 085 387
730 858 275	350 963 742	394 798 179	651 505 612	734 053 329	426 977 902
1 215 872 208	919 744 882	200 025 037	210 652 111	646 752 109	143 633 516
1 144 511 812	123 534 207	1230 03 533	139 823 825	590 023 142	93 029 589
170 101 017	107 552 212	69 207 075	105 946 945	439 424 998	92 466 645
25 394 049	51 786 322	1 630 105	5 700 674	20 034 912	15 963 771
76 770 259	69 664 902	17 421 047	93 169 833	124 780 5780	15 632 579
640 134 094	30 000 000	173 144 798	163 670 840	326 018 497	146 385 236
61 765 288	108 735 323	32 056 237	31 725 571	61 158 978	19 760 765
717 438 820	240 958 708	573 311 476	705 301 298	1 123 450 917	266 687 519

result\_test=

0.53	0.28	0.15	0.62	0.59	0.74
0.28	0.14	0.01	0.03	0.58	0.82
0.18	0.16	0.10	0.13	0.31	-0.52
0.13	0.20	0.53	0.05	0.05	-0.38
0.25	0.04	0.88	0.72	0.09	0.91
0.11	0.04	1.00	0.00	0.34	0.94
0.10	0.26	0.51	0.00	0.11	0.88
-0.19	0.80	0.00	0.06	0.06	-0.49
0.18	0.50	0.27	0.00	0.28	-0.99
0.86	0.91	0.00	0.00	0.00	

```
>>> result_test=sim(network1,Ptext)
```

四川郎川高速公路向量  $P_6$  测试结果 $[0.735\ 0\ 0.818\ 9\ -0.521\ 9\ -0.376\ 3\ 0.913\ 6\ 0.941\ 3\ 0.881\ 7\ 0.287\ 9\ -0.484\ 6\ -0.984\ 7]^T$  和实际值 $[0.74\ 0.82\ -0.52\ -0.38\ 0.91\ 0.94\ 0.88\ 0.29\ -0.49\ -0.99]^T$  吻合,所以 BP 神经网络 network1 建立的高速公路工程 造价预测满足实际数据要求,模型建立成功.

3.2 基于 TOC 理论的高速公路工程造价控制

以四川郎川高速公路为例,结合 network1 对四川郎川高速公路向量  $P_6$  测试结果 $[0.735\ 0\ 0.818\ 9\ -0.521\ 9\ -0.376\ 3\ 0.913\ 6\ 0.941\ 3\ 0.881\ 7\ 0.287\ 9\ -0.484\ 6\ -0.984\ 7]^T$  对四川 郎川高速公路工程合同金额进行优化调整,解决其瓶颈问题.由于本文未对第二部分和第三部分费用分 项,所以只对建筑安装工程费进行 TOC 理论优化.

对表 1 中建安费部分工程合同金额超支项( $A_i \geq 0$ )进行处理,得到要加入建安部分预留金的费用 为: $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n P_i \cdot A_i = 39\ 979.8$  万元

将一、二、三、五、六、七、八项的 $\frac{1}{2}P_i \cdot A_i$ ( $A_i$  包括所有项)分别加入其合同金额中构成优化的合同 金额.根据 TOC 理论,对工程造价中风险费用的整体控制可以使工程造价得到有效控制,所以工程决 算得到了减少.优化结果见表 2.

从表 2 可以看出相比优化前工程决算总额减少了  $204\ 778.4 - 202\ 705.8 = 2\ 072.6$  万元,降低了 1%. 对合同金额的优化调整实际是对计价模式的优化,能从根本上解决工程造价难以控制的问题,有利 于我国工程造价的更好发展.

表 2 TOC 理论优化后的四川郎川高速公路投资控制情况比较

单位:万元

Tab.2 Comparison of investment control after optimization

Unit: Ten Thousand Yuan

Item		One		Two	Three	Five	Six	Seven	Eight	Twelve			
Project or cost name		The first part	Sub-grade	Pave-ment	Bridge, culvert	Tunnel	Other projects and facilities	Temp-orary projects	Housing services	reserve cost	The second part	The third part	Constr-uction cost
Langchuan Highway	Contract cost	206 582	56 364	59 704	10 459	7 585	13 304	2 347	2 201	54 618	1 976	26 669	235 227
	Final account	200 960	56 364	59 704	6 554	5 868	13 304	2 347	2 201	54 618	1 019	727	202 706
	Comparison	-0.03	0.00	0.00	-0.37	-0.23	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.48	-0.97	-0.14

4 结 论

基于 BP 神经网络的工程造价预测,能够充分利用工程造价的历史数据,通过高度的非线性映射, 得到预测结果.与传统的工程造价方法相比较,该方法具有自组织、自学习、自适应和泛化能力,因而有 广泛的应用前景.而 BP 神经网络的精确预测需要准确的样本输入数据以及相对于的准确样本期望数 据,就需要我国工程造价历史数据的不断积累,工程造价制度的不断完善.

基于 TOC 理论的工程造价控制,将全过程工程造价中分散的风险因素整合起来统一控制,在全过 程中不断监控和利用各个缓冲器来有效控制控制工程造价.该方法主要基于“工程项目必须遵守整体优 化而非局部优化”的思想,其不同于传统工程造价控制方法.传统方法局限在工程造价的一个阶段或者 几个阶段,不能从全过程工程造价控制出发,不利于工程造价的控制.而 TOC 理论能够弥补传统方法 的不足,有利于工程造价的有效控制.

本文运用 BP 神经网络对工程造价进行预测并结合 TOC 理论对工程造价进行控制,不仅是对计价 模式进行优化,而且在优化的计价模式下对工程造价进行控制,可以有效的对工程造价进行控制,也是 对当前工程造价控制理论的发展.

## 参考文献 References

- [1] 深圳市中哲投资顾问有限公司. 2010—2015 年中国建筑业投资分析及前景预测报告[R]. 深圳:中投顾问产业研究中心,2009.  
Shenzhen Zhongzhe Investment Advisory Co., Ltd. Investment analysis and forecast report on China's construction industry 2010-2015[R]. Shenzhen:Investment Adviser Industry Research Center,2009.
- [2] 朱 凯,王正林.精通 MATLAB 神经网络[M].北京:电子工业出版社,2010:193-198.  
ZHU Kai, WANG Zheng-lin. Proficient in MATLAB Neural Network[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry,2010:193-198.
- [3] GOLDRATT EM. It's Not Luck [M]. Great Barrington: The North River Press, 1997.
- [4] GOLDRATT EM. Critical Chain[M]. Great Barrington: The North River Press, 1997.
- [5] 艾利·高德拉特.关键链[M].北京:电子工业出版社,2006.  
GOLDRATT E M. Critical Chain[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry,2006.
- [6] 韩小康,卢 梅.基于关键链的工程造价控制研究[J].建筑经济,2009(12):103-105.  
HAN Xiao-kang,LU Mei. Research of construction cost control based upon critical chain method[J]. Construction Economy,2009(12):103-105.
- [7] 全国造价工程师执业资格考试培训教材编审委员会.工程造价计价与控制[M].北京:中国计划出版社,2009:205.  
Training Materials Qualification Examination Editorial Board of National Construction Cost Engineer. Pricing and Control of Construction Cost[M].Beijing: China Planning Press,2009:205.
- [8] 朱大奇,史 慧.人工神经网络原理及应用[M].北京:科技出版社,2006:43.  
ZHU Da-qi, SI Hui. Principle and Application of Artificial Neural Networks[M]. Beijing: Science and Technology Press,2006:43.

# Research of construction cost forecasting and control based on BP neural network and theory of constraint

LU Mei<sup>1</sup>, HAN Xiao-kang<sup>1</sup>, KONG Xiang-kun<sup>2</sup>, CAI Jing<sup>3</sup>

(1. School of Management, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. Shaanxi Fire Unit of Armed Police, Xi'an 710016, China; 3. Rizhao Guihua Sheji Yanjiuyuan, Rizhao 276826, China)

**Abstract:** To control construction cost effectively so that the investment of construction company is to ensure can be ensured, this paper applies BP neural network to forecast the construction cost, and uses the outcome of the forecast to optimize the bill of quantities (BOQ) again. It then takes advantage of the theory of constraint to control the construction cost based upon the optimized the BOQ at last. With a sample of data from six highways, including a testing data, using BP neural network simulation, simulation model is built. Through 13 iterations, the model fit well, and the outputs of test data proved to be consistent with the actual. Then by using TOC to optimize based on the output, the optimized final account of the project represents a reduction of 20.726 million yuan, lower by 1% as compared with the previous final account.

**Key words:** construction cost; BP neural network; theory of constraint