

文章编号: 2095-0365(2010) 04-0011-07

基于遗传神经网络的工程造价 估算方法研究

景晨光¹, 段晓晨²

(1. 石家庄铁道大学 研究生学院, 河北 石家庄 050043;
2. 石家庄铁道大学 经济管理学院, 河北 石家庄 050043)

摘 要:人工神经网络已经成功的运用到工程造价估算方法研究中,高度的鲁棒性和容错能力使它优于多元线性判别分析(MDA)、逻辑回归等方法(Logistic Regression),针对传统的BP神经网络在工程造价估算方法中存在收敛速度慢和容易陷入局部最小值等问题,提出遗传神经网络的估算方法。将遗传算法和神经网络结合,充分利用两者的优点,使新算法既有遗传算法的全局随机搜索能力,又有神经网络的学习能力和鲁棒性。利用遗传算法的全局搜索能力,针对传统误差反向传播算法的不足,采用染色体编码对神经网络的权值和阈值等主要参数进行优化,通过仿真试验验证其稳定性和有效性,表明该算法在工程造价估算方法中具备较高的实用性。

关键词:工程造价;BP神经网络;遗传算法;神经网络集成
中图分类号:F403.7 **文献标识码:**A

一、引言

工程造价受多种因素影响,构成复杂,计算繁琐,具有较大模糊性,表现出一种高度的非线性关系^[1]。由于人工神经网络具有的独特优势,且与其他估算方法相比,人工神经网络估算方法具有速度快、准确性高、不具主观性等优点,许多学者已经把人工神经网络应用到建设工程造价估算上来,并取得了可喜的成绩。但是传统的BP神经网络在工程造价估算方法中通常具有收敛速度慢、易陷入局部极小值等缺点,采用遗传神经网络建立工程造价估算方法模型,利用遗传算法全局快速寻优的优势,以有效解决复杂非线性工程造价估算在应用中的问题。

二、模型简介

(一)神经网络算法

人工神经网络是近年来迅速发展起来的一门新兴学科,是人工智能科学的一个分支。受生物神经系统启发发展起来的一种信息处理方法,它是由大量的简单处理单元通过广泛的连接而形成的复杂网络。通过学习,神经网络按照规则自动调节神经元之间的输入输出,来改变内部状态。误差反向传播网络(Back-Propagation Neural Network, BPNN)是应用最广泛的一种神经网络模型。BP算法的学习过程是由正向传播和反向传播两个过程组成。在正传播过程中,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,两个过程的反复运用使得误差不断减小,

至满足要求。其模型可以表示为:

单隐层 BP 网络有三部分组成: 输入层, 输入向量: $X = (x_1x_2, \dots, x_1, \dots, x_n)^T$

隐含层:

$$net_j = \sum_{i=0}^n w_{ij} x_i, y_j = f(net_j), j = 1, 2, \dots, m$$

输出层:

$$net_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} y_j, o_k = f(net_k), k = 1, 2, \dots, l$$

期望输出向量为:

$$d = (d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_l)^T$$

输入层到隐含层之间的权值矩阵用 V 表示:

$$V = (v_1, v_2, \dots, v_j, \dots, v_m)^T$$

隐含层到输出层之间的权值矩阵用 W 表示:

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_k, \dots, w_l)^T$$

转移函数采用 tansig 函数:

$$F(n) = 2/(1 + \exp(-2^*)) - 1$$

准则函数(误差):

$$E = \frac{1}{2}(d - O)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left\{ d_k - f \left[\sum_{j=0}^m w_{jk} f \left(\sum_{i=0}^n v_{ij} x_i \right) \right] \right\}^2$$

权值的调整量: $\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}$;
 $\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}$ 。

反向传播计算公式, 可得如下权系数学习规律:

$$\Delta w_{jk} = \eta (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) y_j, \Delta v_{ij} = \eta \sum_{k=1}^l \Delta w_{jk} y_j (1 - y_j) x_i$$

(二) 遗传算法

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化搜索算法^[2]。它模拟了生物的繁殖、交配和变异现象, 从初始的种群, 产生一群更适应环境的后代。其本身具有以决策变量的编码作为运算对象, 直接以目标函数值作为搜索信息, 同时使用多个搜索点的搜索信息和使用概率搜索技术等特点。采用选择, 交叉和变异三种遗传算子对参数编码字符串进行操作, 具有全局性, 鲁棒性和较好的适应性等特点。遗传算法作为一种新的优化方法, 它的特点是几乎不需要所求问题的任何信息, 仅需目标函数的信息, 而且不受搜索空间是否连续或可微的限制就可找到最优解。算法流程如图 1 所示。

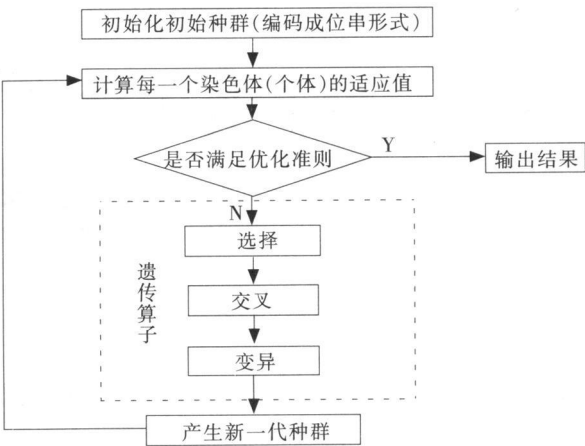


图 1 遗传算法的算法流程示意图

(三) 神经网络与遗传算法的集成

人工神经网络与其他作为智能方法的融合成为集成系统研究的一个新的分支, 近年来在人工神经网络与其他作为智能方法的融合的研究中取得令人瞩目的成果, 从融合的技术角度出发, 将集成方式分为“弱耦合”和“强耦合”两种。“弱耦合”方式中各种智能算法通常作为神经网络的前端处理器。“强耦合”集成致力于网络内部结构动态寻优的过程, 神经网络结构学习, 包括添加隐层节点、冗余节点和连接的删除、知识求精等。拟采用强耦合集成的方式, 致力于网络内部结构动态寻优的过程, 充分结合遗传算法和神经网络各自的优点, 可在学习过程优化网络的权值和阈值, 提高网络的泛化性和鲁棒性, 遗传算法为解决神经网络的难点提供了一种便于实现的新思路。

三、造价估算模型的建立

要进行工程造价估算, 首先要在众多已建工程中调整地区、时间系数等差异, 选择出最相似的工程, 因为工程估算分析的基础是建立在工程项目的相似一致性上的, 可以用工程特征作为切入点^[3, 6], 利用模糊数学的贴近度先从已建工程中找出与待建工程最相似的若干工程^[4, 7] (在此也起到了一个神经网络前端数据预处理的弱耦合功能, 避免了盲目的海量已建工程数据由神经网络处理后所带来不足, 如: 训练时间的延长、预测精度的下降, 甚至无法达到训练的预期误差等问题。也为神经网络的处理降低了维数和复杂度, 减轻了负担), 并利用大量的类似工程的历史数据作为神经网络的输入输出向量, 经过训练完毕后的网络可以预测待建工程的造价。估算模型

总体流程见图 2 所示。

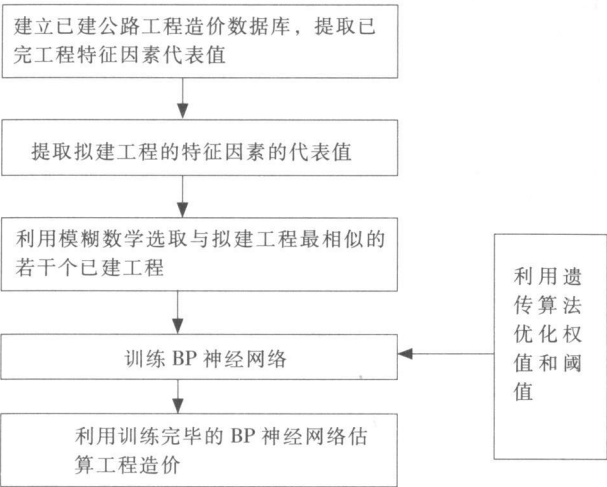


图 2 造价估算模型总体流程

(一) 类似工程的选取

通过分析从影响工程造价的因素中选出主要控制因素作为特征因素^[5]。本文确定的公路工程的特征因素有: 地形、公路等级、横断面类型、横断面高度、横断面宽度、地基处理类型、路面结构材料、路面厚度、防护工程类型以这些公路工程特征因素为元素, 由此, 可建立起作为衡量相似程度标准的评价指标体系: S 表示公路工程项目特征向量, 用 $s_1, s_2, \dots, s_n$ 表示 S 中的各元素, 用 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ 表示 S 中各元素的隶属度, 则该公路工程的模糊特征变量表示为:

$$S = \mu_1/s_1 + \mu_2/s_2 + \dots + \mu_n/s_n;$$

对于拟建工程, 同样可得到模糊子集 $Y = \{y^1, y^2, \dots, y^n\}$, 建立模糊数学模型: $Y = \mu_1/y_1 + \mu_2/y_2 + \dots + \mu_n/y_n$; 依据各特征因素对工程造价影响的大小, 用粗糙集中的属性重要度作为各因素的权重, 同理, 各因素的隶属度亦可使用该方法所得(由于篇幅所限不再详述)。

采用贴近度方法计算拟建工程与已建工程的贴近度作为判别依据。

$$\alpha_e(s, y) = 1 - \sum_{i=1}^n w_i | \mu_s(s_i) - \mu_y(y_i) |$$

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}; w_i \geq 0, \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

通过计算拟建工程与数据库中已建工程的贴近度, 选择贴近度值较大的前 13 个已建工程。

(二) 遗传算法优化神经网络

遗传算法参数的确定首先要将问题域表示成

染色体。采用实数编码, 可将各权重和阈值级连在一起, 转换成遗传空间中的染色体^[8]。在本文实例中讨论三层神经网络。其中 P 和 Y 分别表示网络的输入和输出, R 和 S_2 分别表示输入和输出的维数, S_1 为隐节点数, S_2 为输出点数, IW 为输入层到隐含层的连接权重矩阵(简记为 $W1$), LW 为隐含层到输出层的连接权重矩阵(简记为 $W2$)。编码的前部分为 IW , 随后是 LW , 之后是阈值 B_1 , 阈值 B_2 。显然, 染色体长度为: $S = R^*s_1 + s_1*s_2 + s_1 + s_2$, 即一个染色体由 S 个基因构成, 如图 3 所示。

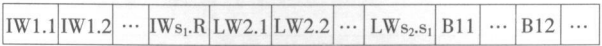


图 3 染色体中阈值和权值编码

遗传神经网络主要步骤如下:

- (1) 输入训练数据集, 数据预处理(归一化, 离散化)。
- (2) 初始化种群, 确定 BP 网络权值与阈值的范围和编码长度。根据种群规模 popsize, 染色体长度和基因的取值范围, 随机产生 popsize 个长度为 S 的一维数组, 就形成了第一个种群 oldpop, 即初始种群。
- (3) 定义适应度函数: 定义适应度函数来评估染色体性能。用误差平方和倒数作为个体的适应度, 如果 b 表示个体, 则 b 的适应度用公式 $f(b) = eval = 1/E, E = 1/2 \sum (t_i - o_i)^2$ 表示, 其中 t_i 是期望输出, o_i 是实际输出。
- (4) 执行遗传算法, 包括适应度评价、选择、交叉、变异等操作, 反复进行直至进化到设定的代数, 并由此得到进化解(最佳染色体个体)。构造有效的遗传操作算子, 选择: 根据各个个体的适应度, 按照一定的规则或方法, 从第 t 代群体中选出一些优良的个体遗传到下一代群体中。实例中采用轮盘赌的选择方法。从当代种群中选取两条染色体 b_i 和 b_j , 如果 $f(b_i) > f(b_j)$, 则在新种群 newpop 中取 newpop(k) = b_i ($k = 1, \dots, \text{popsize}$); 否则, 先以某个概率接受 b_i , 如果没有接受, 则 newpop(k) = b_j 。如此选取, 直到选出 popsize 个个体为止。交叉: 将群体内的各个个体随机搭配成对, 对每一对个体, 以某个概率(称为交叉概率)交换它们之间的部分染色体; 实例中采用单点交叉的算法。变异: 对群体中的每一个个体, 以为变异概率改变某一个或某一些基因座上的基因值为其其他基因值。实例中采用非均匀变异的算法。种群

规模: popu= 50; 遗传代数: gen= 300;

(5) 将进化解编码分解为 BP 网络所对应的权值、阈值, 将初步得到的权值、阈值赋给 BP 网络, 重新对网络训练。

(6) 将达到训练精度的 BP 网络参数保存。输入测试数据集, 输出仿真值。

四、实例与仿真

本例根据已完公路工程为基础数据, 通过对

典型公路工程的造价组成及建筑结构参数变化对投资估算的重要性影响进行分析, 最后确定地形、公路等级等上述 9 种主要影响工程造价和工程量的特征作为模型的输入, 以每千米工程单方造价作为模型的输出, 利用模糊数学的贴近度选取的 13 个与拟建公路工程贴近度较大的公路工程作为基础数据, 对于文字性表达的工程特征需转变成数字后作为网络的输入。见表 1。

表 1 工程特征因素量化图

量 化 值	特 征 类 目								
	地形	公路等级	路基横断面类型	路基横断面高度/m	路基横断面宽度/m	地基处理类型	路面结构材料	路面结构厚度/m	防护工程
1	山区	高速	路堑	0~ 0.5	0~ 10	普通换填	沥青混凝土	0~ 0.2	普通防护
2	丘陵	I 级	路堤	0.5~ 0.1	10~ 15	塑料板排水固结	水泥混凝土	0.2~ 0.3	锚定板护坡
3	平原	II 级	半挖半填	1.0~ 1.5	15~ 20	土工格栅		0.2~ 0.3	锚定板护坡
4		III 级	路堑, 路堤	1.5~ 2.1	20~ 25	砂桩排水固结		0.4~ 0.5	喷网支护
5			路堑, 半挖半填	2.0~ 2.5	25~ 30	强夯, 搅拌桩		0.5~ 0.6	板梁支护
6			路堤, 半挖半填	2.5 以上	30 以上	土工布		0.6 以上	草坡防护

(一) 神经网络参数的确定

采用三层 BP 神经网络, 输入到隐含层之间采用双曲正切 S 形传递函数, 隐含层到输出层之间采用线性传输函数。以 9 个工程的特征类目作为输入层单元, 以每千米工程单方造价作为输出, 具体见表 2 基础数据表。隐含层单元数为 20 个, 初始权值一般选择(- 1, 1) 之间的随机数。训练函数采用 Levenberg Marquardt 算法的变梯度反向传播算法(即 trainlm 函数), 其权值调整率 $\Delta W = (J^T J + \mu)^{-1} J^T e$, 其中 J 为误差对权值微分的 Jacobian 矩阵, e 为误差向量, μ 为一个标量。在表 2 中, I_i 表示工程的特征类目, O_1 表示万元/单位千米。

表 2 基础数据表

序 号	输入项									输出项
	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7	I_8	I_9	
1	1	4	3	1	1	1	1	1	2	312
2	3	1	2	6	6	2	1	2	1	2431
3	2	3	4	2	2	1	2	4	3	615
4	3	2	2	5	5	3	1	2	1	640
5	2	4	1	2	1	1	2	2	4	060
6	3	2	2	6	4	4	2	5	1	1640
7	1	2	4	2	2	1	1	2	5	591
8	2	1	2	6	5	5	2	6	6	2020
9	3	3	1	2	3	1	1	1	1	580
10	3	3	1	1	3	1	2	5	1	630
11	1	3	6	2	3	1	2	4	6	595
12	3	2	2	5	4	6	1	2	1	1100
13	3	3	1	2	3	1	1	1	1	581

(二)网络训练结果分析

当神经网络以实例中的前 12 个样本进行训练,最后一个作为测试数据时,经过 8 次运算结果如下,从表 3 和表 4 中可看出 BP 网络和遗传 BP 网络估算值都可达到很高的精度,优化前后的两种网络相差不大。

表 3 BP 网络估算结果

序列	预测值	误差(mse)	训练次数
1	579. 558 1	1. 441 9	1
2	579. 558 1	2. 079 1	4
3	579. 976 1	1. 048 4	4
4	579. 999 3	1. 001 4	4
5	579. 558 1	2. 079 1	4
6	579. 911 6	1. 184 7	4
7	579. 976 1	1. 048 4	4
8	580. 003 9	0. 992 2	4

当神经网络以实例中的前 13 个样本进行训练,用最后 4 个作为测试数据时,经过 12 次运算的误差情况如表 5 和表 6,从表 5 和表 6 与表 3 和表 4 对比中可以看出一旦输入和输出数据维数增加,两个网络的误差性能就会发生变化,经对比发

现一般的 BP 网络虽然训练中能得到较理想的预测结果,但是单点之间的误差较大,且网络震荡现象频发,而经过遗传算法优化后的 BP 神经网络在此方面表现出较好的稳定性和容错性能,不同次数的训练单点之间变化较小;由以上对比可以看出,改进后的 BP 网络在性能问题上远远强于一般 BP 网络,而且在降低计算结果的平均误差的同时,计算精度也大大提高了。预测值与实际值相对误差很小($\leq \pm 5\%$),完全能够满足工程投资估算精度要求($\leq \pm 10\%$)。总体来说,利用遗传算法改进 BP 网络能够有效地提高预测精度,在工程中实际应用中是一种有效的数据处理方法。

表 4 遗传 BP 网络估算结果

序列	预测值	误差(mse)	训练次数
1	580. 004 1	0. 995 9	1
2	580. 004 1	0. 991 8	3
3	580. 831 3	0. 028 5	3
4	580. 523 7	0. 226 9	4
5	580. 004 1	0. 991 8	3
6	580. 042 4	0. 917 0	3
7	580. 831 3	0. 028 5	3
8	580. 237 5	0. 581 4	3

表 5 BP 网络预测结果误差状况

次数	样 本				误差(mse)
	10	11	12	13	
1	10. 613 1	12. 567 4	15. 879 1	3. 388 5	133. 551 5
2	0. 348 2	0. 970 5	0. 412 3	0. 206 1	0. 318 9
3	1. 225 9	6. 970 0	1. 079 3	2. 522 9	14. 403 5
4	0. 230 8	0. 690 5	7. 614 7	2. 427 5	16. 101 8
5	0. 036 3	0. 018 4	0. 107 7	0. 359 3	0. 035 6
6	1. 418 4	0. 660 8	7. 679 1	13. 244 7	59. 210 3
7	0. 093 6	3. 251 2	2. 048 2	7. 354 7	17. 216 6
8	0. 114 0	0. 292 7	0. 008 5	1. 058 5	0. 304 8
9	2. 136 2	0. 222 9	1. 722 1	0. 475 8	1. 951 2
10	0. 211 9	0. 331 3	1. 742 8	4. 159 2	5. 122 8
11	2. 319 3	3. 340 0	2. 890 3	14. 139 1	56. 200 8
12	7. 143 8	3. 308 3	0. 589 0	3. 399 0	18. 469 6

表 6 遗传 BP 网络预测结果误差状况

次数	样 本				误差(mse)
	10	11	12	13	
1	0.917 9	1.608 6	0.764 7	0.467 9	1.058 4
2	0.006 5	0.011 3	0.019 6	0.322 8	0.026 2
3	2.220 0	0.546 2	2.020 5	3.722 3	5.791 2
4	- 0.093 9	0.013 3	0.025 2	0.591 2	0.089 8
5	0.004 2	0.006 4	0.000 3	0.490 7	0.060 2
6	0.161 8	0.546 7	0.231 6	0.142 9	0.099 8
7	0.001 8	0.014 8	0.023 6	0.564 7	0.079 9
8	0.007 3	0.010 4	0.015 6	0.530 7	0.070 5
9	0.019 1	0.291 6	1.893 2	0.391 7	0.955 7
10	0.185 3	0.144 3	0.254 5	0.491 2	0.090 3
11	1.028 2	3.867 3	2.833 4	2.822 2	8.001 6
12	0.100 0	0.096 7	0.013 2	0.591 4	0.092 3

从图 4 和图 5 的情况来看,一般的神经网络要经过 3.5 次训练才达到期望值,而遗传神经网络经过大约 1.8 次运算便达到期望值。在增加输入输出维数后,优化后的网络其网络的训练速度提高了。适应度函数变化图和误差变化图详见图 6 和图 7。

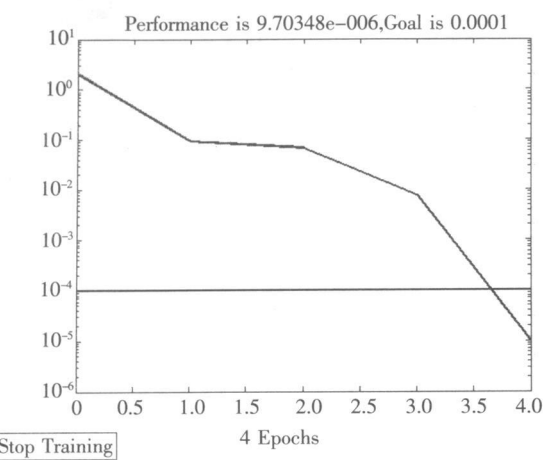


图 4 BP 神经网络收敛过程

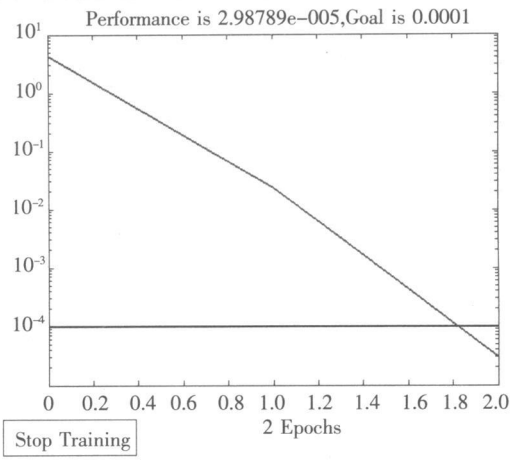


图 5 遗传神经网络收敛过程

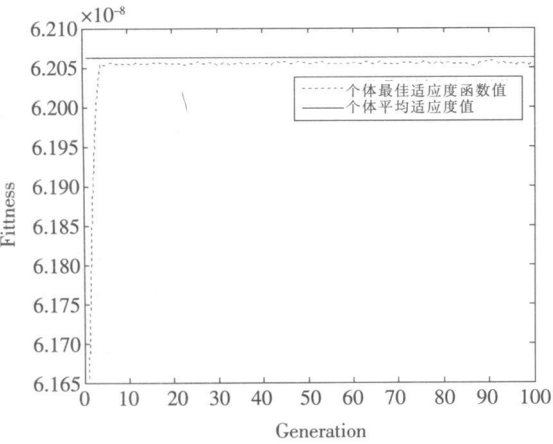


图 6 适应度函数变化图

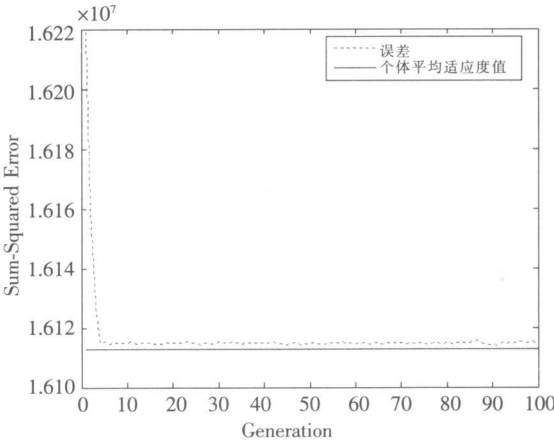


图 7 误差变化图

五、结论

工程造价是一个复杂的非线性过程, 将遗传算法结合 BP 神经网络的融合算法用于对造价的估算, 从实际算例来看预测取得了较理想的结果。研究得出将遗传算法和神经网络相结合而建立的遗传神经网络模型, 具有灵活而有效的学习方式, 能较好地克服 BP 神经网络收敛速度慢、极易陷

入局部最小点的缺点, 很适合解决多输入多输出的非线性问题, 和一般的 BP 神经网络模型相比, 计算精度和收敛速度都有很大的提高, 在解决非线性复杂系统中的问题时具有较强的适应能力。该模型作为一种快速、较为准确的工程造价估算方法, 具有实用价值和推广价值。

参考文献:

[1] 段晓晨. 政府投资项目全面投资控制理论和方法研究 [M] . 北京: 科学出版社, 2007.

[2] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用 [M] . 北京: 国防工业出版社, 1999.

[3] 申金山, 杜效文, 李岚. 基于 BP 神经网络的建筑工程造价快速估算方法 [J] . 河南科技, 2003 (4) : 479-483.

[4] 周丽萍, 胡振锋. BP 神经网络在建筑工程估价中的应用 [J] . 西安建筑科技大学学报, 2005 (2) : 261-264.

[5] 李安贵, 张志宏, 段凤英. 模糊数学及其应用 [M] . 西安: 冶金工业出版社, 2000.

[6] Dojerty, Paul. Total Cost management in the Internet Age [C] . AACE I TRANSACTIONS 1998, 1998.

[7] Jang, J.-S. R. and C.-T. Sun, . Neuro Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence [M] . Prentice Hall, 1997.

[8] D. E. Goldberg. Genetic algorithms as a computational theory of conceptual design [C] . Appl Artif Intell Engng VI, 1991: 3-16.

Research on Model of Engineering Cost
Estimation Based on Genetic Neural Network

JIN G Cheng¹, DUAN Xiaocheng²

(1. Graduate School of Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;
2. School of Economics and Management, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Artificial neural network has been successfully applied to project cost estimation methods study. Its high degree of robustness and fault tolerance makes it superior to multiple linear discriminant analysis (MDA), logistic regression and other methods. This paper, in view of slow convergence and local minimum value of the traditional BP neural network in project cost estimation methods, proposes genetic neural network estimation method. By combining genetic algorithms and neural network and fully utilizing the advantages of both, the new algorithm not only has the random search capability of genetic algorithm, but also has the learning ability and robustness of neural network. With the global search capabilities of genetic algorithm, considering the drawbacks of traditional error back-propagation algorithm, using chromosome coding, weights and thresholds and other key parameters of neural network are optimized. The stability and effectiveness of that algorithm is verified through simulation tests, which shows this method has a high practicality in cost estimation.

Key words: project cost; BP neural network; genetic algorithm; neural network ensemble