

# 基于遗传神经网络的科研项目经费预算方法

王国新, 王艺霖, 阎艳

(北京理工大学 机械与车辆学院, 北京 100081)

**摘要:** 针对科研经费预算准确性与实用性无法兼顾的难题, 提出基于遗传神经网络的科研项目经费预算方法. 分析了科研项目经费构成及影响预算的关键因素, 建立了影响因素的量化表达式, 将量化结果作为输入, 项目经费预算结果作为输出, 利用遗传算法优化 BP(Back Propagation)神经网络的权值和阈值, 通过训练遗传神经网络预测模型建立输入与输出之间的非线性关系. 运用预算实例对预测方法进行了有效性验证. 仿真结果表明该方法有较高的预测准确性.

**关键词:** 科研项目; 经费预算模型; BP(back propagation)神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP183

文献标志码: A

## Scientific Research Project Budget Estimate Method Based on GA-BP Neural Network

WANG Guoxin, WANG Yilin, YAN Yan

(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** An analysis was made of the component and influencing factors of research budget. Then, a research budget estimate model based on Genetic Algorithm-Back Propagation (GA-BP) neural network was built, of which, GA was used to optimize the weights and thresholds of BP neural network. A nonlinear expression between influencing factors (input) and the budget (output) was created. The effectiveness of the method was tested. Test results show the model based on GA-BP neural network is reliable and accurate.

**Key words:** scientific research project; budget model; Back Propagation (BP) neural network; genetic algorithm

科学、合理、客观的科研项目经费预算方法是提高科技经费使用效益的有效途径. 如何判定科研项目申报单位或个人经费预算编制的合理性一直是困

扰科技管理部门的一大难题.

目前,常用的科研项目经费预算方法包括参数估算法、工程估算法、经验估算法和类比成本估算法等. 参数估算法可以快速客观地进行经费估算,在历史数据精确、完备的情况下,预测精度较高,但在模型选择、模型适应性、基础数据准确性等方面要求很高<sup>[1-2]</sup>. 工程估算法是根据工作分解结构(WBS)将系统分解至不能再分为止,然后按每一作业的构成要素估算成本,自下而上将估算的费用累加,最终得到系统的总研制经费<sup>[3-4]</sup>. 该方法各分系统分解得越细,估算结果也越精确,工作量就越大. 专家判断法是制定项目资源计划时最常用的一种方法,通常是由成本管理专家根据以往类似项目的经验和对本项目的判断进行合理预测、制定项目资源计划的办法<sup>[5]</sup>. 该方法是基于过去的经验进行估计,因此是一个过于主观的方法<sup>[6]</sup>. 类比成本估算法(ABE)的基本思想是:当提供了一个新项目时,将它与检索到的最相似的历史项目类比,通过比较来预测新项目的成本<sup>[7]</sup>. 但不同项目的研制经费比较是十分复杂的问题,往往不能通过个别型号研制经费的简单对比得出结论.

针对传统经费预算方法模型适应度差、工作量大、过于主观等不足,本文提出了基于遗传神经网络的科研项目经费预算方法. 遗传神经网络强大的学习能力可将需考虑的多种科研项目经费影响因素的数据进行融合,根据历史经费数据通过训练建立影响因素与项目经费之间的非线性关系,输出一个经非线性变换后较精确的科研项目经费预测值. 本方法利用遗传算法优化 BP(Back Propagation)神经网络的初始权值和阈值,提高网络收敛速度和预测精度,并利用遗传神经网络自组织、自适应、自学习和其容错性等独特的优良性能,克服以上几种估算方法的不足,更好地解决科研项目经费预算这一多因素、非线性的问题.

# 1 经费影响因素分析与输入设计

## 1.1 影响因素分析

科研项目经费预算的核心是预算项目成本. 项目成本包括设计费、专用费、材料费、外协费、燃料动力费、固定资产使用费、工资及劳务费、差旅费、会议费、事务费、专家咨询费、管理费、不可预见费等. 根据科研项目的特点和对历史科研项目的统计分析, 科研项目经费主要取决于设计费、直接成本费(包括材料费、外协费、专用费、试验费以及固定资产使用费)、管理费以及工资及劳务费. 其中, 设计费与突破的关键技术数、创新性、技术复杂性和参研人员数正相关; 直接成本费主要与项目性质、成果数量及成果形式有关; 管理费由设计费和直接成本费决定; 工资及劳务费与研究周期和参研人员数正相关.

综合分析项目成本构成, 结合基础科研项目类型性质, 科研项目经费主要影响因素分类如图 1 所示.

科研项目根据项目类型的不同, 众多影响因素对项目经费的影响程度不同, 与之相对应的神经网络中各元素的权值也会有所不同. 例如, 对于创新类项目, 项目的创新性对项目经费的影响明显高于工程类项目, 而应用开发类、工程化类项目的产成果系数高于其他类别. 因此, 在运用遗传神经网络进行项

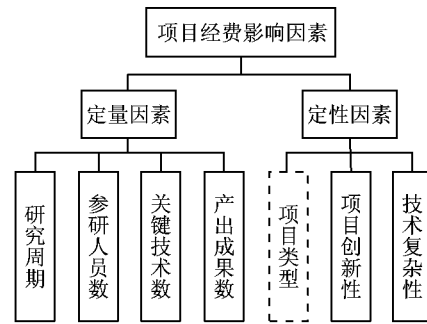


图 1 科研项目经费主要影响因素

Fig.1 Main influencing factors of project budget

目经费预算方法研究时, 应先将项目按所属类型进行分类, 分为应用开发类、工程化类、发明类、创新类、国际合作类. 再对不同类型的项目分别构建神经网络, 进行输入、输出处理, 对遗传神经网络进行训练, 最终实现预算功能.

在以上分析的基础上, 最终确定将定量因素中的研究周期、参研人员数、关键技术数和产出成果系数以及定性因素中的项目创新性和技术复杂性共计 6 个指标作为遗传神经网络的输入, 将项目总经费作为输出, 建立基于遗传神经网络的经费预算模型, 利用遗传算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值, 根据历史经费数据通过训练建立影响因素与项目经费之间的非线性关系, 利用训练完成的网络进行新项目的经费预算. 经费预算模型如图 2 所示.

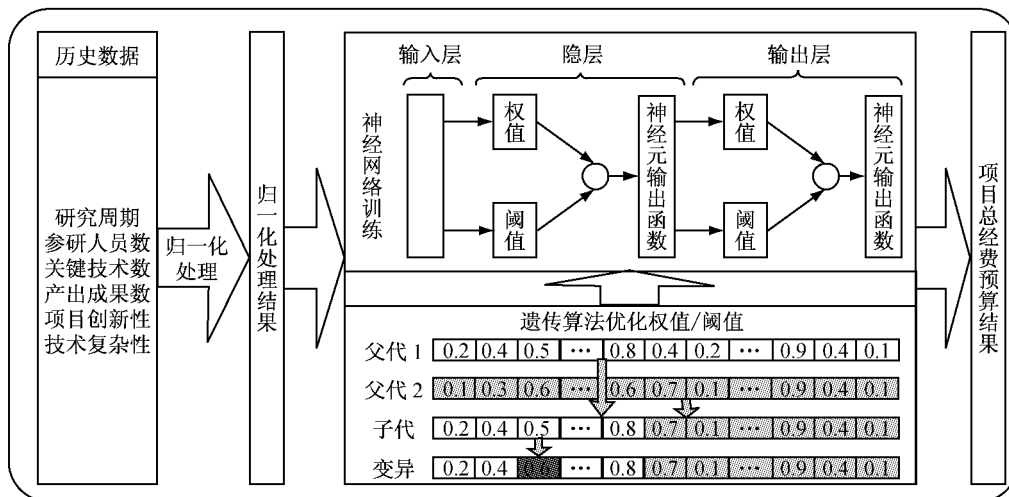


图 2 经费预算模型

Fig.2 Budget model

## 1.2 输入指标处理

原始样本中各向量指标不同而且数据级差别很大, 为了计算方便及防止部分神经元达到过饱和和状态, 要对其进行归一化处理<sup>[8]</sup>. 各指标的处理方法如

下.

### 1.2.1 定量影响因素指标的归一化处理

对于研究周期( $T$ )、参研人员数( $C$ )、关键技术数( $K$ )、产出成果数量( $O$ )等定量指标按以下公式统

一进行归一化处理:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

式中:  $X'$  为输入数据;  $X$  为  $T, C, K, O$  中的任意值;  $X_{\max}, X_{\min}$  分别为历史数据中指标的最大值、最小值.  $O = k_i \cdot N_i + k_t \cdot N_t + k_m \cdot N_m + k_s \cdot N_s$ , 式中:  $N_i, N_t, N_m, N_s$  分别为产出成果中的设备数量、原理样机数量、材料样品数量以及软件数量;  $k_i, k_t, k_m, k_s$  分别为对应的加权系数. 考虑到对于不同类型的项目, 各类产出成果所需要的人力物资成本构成有所不同; 政策、经济等因素会导致人力成本、物资成本的波动, 影响科研项目的成本构成, 因此, 将  $k_i, k_t, k_m, k_s$  设为可变系数, 针对不同类型的预算问题结合历史经验数据柔性设定加权系数.

以工程类项目为例, 设备成果在研制过程中需要花费大量设计费用等人力成本、大量原材料、辅助材料、燃料动力费用等物资成本、多次试验的费用以及外购技术材料费用等其他成本; 原理样机成果和材料样品成果在研制过程中成本主要来自于设计费用等人力成本、原材料成本和试验费用; 软件成果的研制过程中成本主要来自于设计费用等人力成本、计算机硬件等物资成本. 结合历史经验数据, 针对工程化类项目, 设定  $k_i = 0.4, k_t = 0.3, k_m = 0.2, k_s = 0.1$ .

### 1.2.2 定性影响因素指标处理

对于定性影响因素指标采用专家打分法确定综合得分值. 首先, 根据科研项目创新性和技术复杂性的表现形式将其分解为二级评价指标; 其次, 利用层次分析法确定指标权重; 最后, 通过专家打分确定二级评价指标得分进而计算综合得分值.

对科研项目的创新性进行评价, 其目的是避免科研项目的低水平重复, 保证科研项目的新颖性、先进性和适用性. 科研项目的创新性由项目研究内容、项目关键技术等因素决定.

科研项目技术复杂性是影响项目难易程度的重要因素. 对项目成本中的设计费、材料费、工资及劳务费等都有直接或间接的影响. 技术复杂程度主要表现在学术水平、技术水平、研究难度、涉及学科范围等方面.

根据科研项目创新性和技术复杂性的表现形式, 按照以下指标对其进行评价, 具体指标如表 1.

对评价指标采用层次分析法确立指标权重, 构造评价指标的两两对比矩阵, 利用成对比较法和 1~9 比较尺度进行数值的定量化比较, 对各因素的相对

表 1 影响因素二级评价指标

Tab.1 The second level evaluation indexes of project innovativeness

| 影响因素  | 二级评价指标    |
|-------|-----------|
| 项目创新性 | 学术新颖性     |
|       | 技术创造性     |
|       | 国内外相关文献数量 |
| 技术复杂性 | 学术水平      |
|       | 技术水平      |
|       | 研究难度      |
|       | 涉及学科范围    |

重要性给出判断, 得出判断矩阵. 比率标度见表 2. 由此, 得到项目创新性和技术复杂性的评价矩阵如表 3、表 4 所示.

表 2 比率标度

Tab.2 Ratio scale

| 标度         | 含义  |
|------------|---|
| 1          | 表示 2 个元素相比, 具有相同重要性   |
| 3          | 表示 2 个元素相比, 前者比后者稍重要  |
| 5          | 表示 2 个元素相比, 前者比后者明显重要   |
| 7          | 表示 2 个元素相比, 前者比后者强烈重要   |
| 9          | 表示 2 个元素相比, 前者比后者极端重要   |
| 2, 4, 6, 8 | 表示上述判断的中间值  |
| 倒数         | 若元素 $i$ 与元素 $j$ 的重要性之比为 $a_{ij}$ , 那么元素 $j$ 与元素 $i$ 之比为 $a_{ji}, a_{ji} = 1/a_{ij}$ . |

表 3 项目创新性二级评价指标比较矩阵

Tab.3 Comparison matrices of project innovativeness the second level evaluation indexes

| 二级评价指标    | 学术新颖性 | 技术创造性 | 国内外相关文献数量 |
|-----------|-------|-------|-----------|
| 学术新颖性     | 1     | 1     | 2         |
| 技术创造性     | 1     | 1     | 2         |
| 国内外相关文献数量 | 1/2   | 1/2   | 1         |

表 4 技术复杂性二级评价指标比较矩阵

Tab.4 Comparison matrices of project complexity the second level evaluation indexes

| 二级评价指标 | 学术水平 | 技术水平 | 研究难度 | 涉及学科范围 |
|--------|------|------|------|--------|
| 学术水平   | 1    | 1/2  | 1/2  | 1      |
| 技术水平   | 2    | 1    | 1    | 1      |
| 研究难度   | 2    | 1    | 1    | 1      |
| 涉及学科范围 | 1    | 1    | 1    | 1      |

一致性检验得到一致性比率  $R_{CR} = 0.043 < 0 < 0.1$ , 所以项目创新性的二级评价指标权重如表 5 所示.

表 5 项目创新性的二级评价指标权重

Tab.5 Weight of project innovativeness the second level evaluation indexes

| 评价指标      | 权重  |
|-----------|-----|
| 学术新颖性     | 0.4 |
| 技术创造性     | 0.4 |
| 国内外相关文献数量 | 0.2 |

一致性检验得到  $R_{CR} = 0.0226 < 0.1$ , 所以技术复杂性的二级评价指标权重如表 6 所示。

表 6 技术复杂性的二级评价指标权重  
Tab.6 Weight of project complexity the second level evaluation indexes

| 评价指标   | 权重    |
|--------|-------|
| 学术水平   | 0.173 |
| 技术水平   | 0.291 |
| 研究难度   | 0.291 |
| 涉及学科范围 | 0.245 |

对于各评价指标,由领域专家给出 0~1 的打分值,按照式(2)、式(3)计算项目创新性和技术复杂性指标的最终得分值。

$$P = \frac{\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^3 (\omega_y \cdot P_{xy})}{n} \quad (2)$$

$$Q = \frac{\sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^4 (\omega_y \cdot Q_{xy})}{n} \quad (3)$$

式中: $P$  为所有专家对项目创新性的综合打分值; $x$  为专家编号; $y$  为指标编号; $n$  为参评专家的数量; $\omega_y$  为第  $y$  个指标的权重; $P_{xy}$  为第  $x$  个专家对第  $y$  个项目创新性指标的打分值; $Q$  为所有专家对技术复杂性的综合打分值; $Q_{xy}$  为第  $x$  个专家对第  $y$  个技术复杂性指标的打分值。同样,对经过打分和平均的项目创新性和技术复杂性指标按式(1)进行归一化处理。

综上所述,基于 BP 神经网络的经费智能预算模型输入包含  $T', C', K', O', P', Q'$  6 项,分别表示当前待估算项目研究周期、参研人员数、关键技术数、加权量化产出成果系数、项目创新性和技术复杂性的对应指标。

## 2 基于遗传神经网络的经费预算方法

### 2.1 基于改进 BP 神经网络的经费预算算法步骤

应用基于改进 BP 神经网络的科研项目经费预算包括训练神经网络和应用网络进行预算两部分。网络训练以历史科研项目影响因素数值及经费数据为基础,通过训练确定网络权值。应用完成训练的网络进行预算,输入新项目的影响因素数据,即可得到新项目的经费预算结果。

网络训练以历史科研项目影响因素数值及经费数据为基础,训练算法由两部分组成:信息的正向传递与误差的反向传播。在正向传播过程中,经费影响因素从输入层经隐含层逐层计算传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果

在输出层没有得到期望的输出(即历史项目总经费数据),则计算输出层的误差变化值;然后转向反向传播,通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。

运用改进 BP 算法进行经费预算的运算步骤如下。

(1) 初始化。选定结构合理的网络,确定可调参数(权值和阈值)。

(2) 给定输入样本矢量(经费影响因素)和目标矢量(历史项目总经费数据)。

(3) 对输入样本作如下计算:①前向传播计算。第  $p$  层第  $q$  个隐层神经元总输出  $Q'_{pq} =$

$\sum_{k=1}^{N_{p-1}} O_{(p-1)k} W_{(p-1)kq}$ , 第  $p$  层第  $q$  个输出层神经元的

输出  $O_{pq} = \frac{1}{1 + e^{-I_{pq} + \theta_{pq}}}$ , 式中, $k$  为第  $p-1$  层神经元的

编号, $O_{(p-1)k}$  为第  $p-1$  层第  $k$  个神经元的输出,

$W_{(p-1)kq}$  为第  $p-1$  层第  $k$  个神经元到第  $p$  层第  $q$  个

神经元的连接权值, $\theta_{pq}$  为第  $p$  层第  $q$  个神经元的阈

值。②网络后退计算。通过输出层第  $k$  个神经元期望

的输出  $d_k$  与输出层第  $k$  个神经元的实际输出  $y_k$  之间的

误差反向传播来修改各权值。网络目标函数为

$E = \frac{1}{2} (d_k - y_k)^2$ 。BP 算法的权值调整公式如下,当

第  $p+1$  层为输出层时,权值调整幅度

$\Delta W_{pkq} = \eta (d_k - y_k) y_k (1 - y_k) O_{pq}$ ; 当第  $p+1$  层为隐

层时,  $\Delta W_{pkq} = \eta O_{(p+1)k} (1 - O_{(p+1)k}) (\sum_{h=1}^{N_{p+2}} \delta_{(p+1)h} \cdot$

$W_{(p+1)hk}) O_{pq}$ , 式中, $\eta$  为学习效率, $h$  为第  $p+2$  层神

经元编号, $N_{p+2}$  为第  $p+2$  层神经元个数, $\delta_{(p+1)h} =$

$-\frac{\partial E}{\partial I_{(p+1)k}}$ ,  $I_{(p+1)k}$  为第  $p+1$  层第  $k$  个神经元的输入。

(4) 输入新的样本(新一周期的历史科研项目经费数据),直到误差达到精度或循环次数要求,则网络训练结束,否则回到步骤(2)重复该过程。

(5) 给定输入数据矢量(科研项目影响因素数值及经费数据),利用步骤(3)中的前向计算得到输出数据矢量(新项目经费预算结果)。

### 2.2 基于遗传算法的神经网络参数优化设计

BP 网络的权值调整采用的是基于梯度下降的方法,因而网络的预测精度对初始权值异常敏感,不同的初始权值会导致完全不同的结果。一旦取值不当,就会引起网络振荡,导致训练时间长甚至不能收敛,同时又极易陷入局部极值而无法得到最好的权值分布,最终影响网络的泛化能力。用遗传算法进化

神经网络的连接权值和阈值可以有效克服这些问题。

遗传算法通过遗传算子模拟遗传过程中出现的复制、交叉和变异等现象,对种群个体逐代择优,从而最终获得最优个体。采用遗传算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值分布进行优化,通过选择、交叉和变异操作找到 BP 神经网络的最优初始权值和阈值,将遗传算法得到的最优个体对 BP 神经网络初始权值和阈值进行赋值,然后利用 BP 神经网络预测模型进行局部寻优,从而得到具有全局最优解的 BP 神经网络预测值。

基于遗传神经网络算法进行经费预算的基本步骤如下。

(1) 编码。神经网络的权重学习是一个复杂的连续参数优化问题,二进制编码在处理连续性问题上存在一定误差。为了得到高精度权值和阈值,采用实数编码方法,将网络的权值和阈值按如图 3 所示的顺序连接起来,形成一个实数向量,作为遗传算法的一个染色体。

|                |                |             |              |
|----------------|----------------|-------------|--------------|
| 输入层-隐层<br>连接权值 | 隐层-输出层<br>连接权值 | 隐层神经元<br>阈值 | 输出层神经元<br>阈值 |
|----------------|----------------|-------------|--------------|

图 3 编码方式  
Fig. 3 Coding scheme

(2) 种群初始化。神经网络的初始权值和阈值为 $(-1, 1)$ 的实数,故初始种群的每个基因的取值为 $(-1, 1)$ 的随机数,初始种群数量为 50 个。

(3) 目标函数和适应度函数。网络训练的最终目的是使经费预测值尽可能逼近实际值,故选取网络实际输出值与期望值误差的平方和作为优化目标,即  $\min E(s)$ :  $E(s) = \sum_{s=1} \sum_{t=1} (Z_s - T_s)^2$ , 式中,  $E(s)$  为第  $s$  代的第  $t$  个个体的目标函数值,  $Z_s$  为网络实际输出值,  $T_s$  为期望值。适应度函数  $f_s$  选取为目标函数的倒数,即  $f_s = \frac{1}{E_s}$ 。

(4) 遗传操作。遗传操作包括选择、交叉和变异。选择操作采用轮盘赌法选择算子,即基于适应度比例的选择策略对每一代种群中的个体进行选择。选择概率  $p_s = \frac{f_s}{\sum_{i=1} f_i}$ , 式中,  $P$  为种群规模。交叉操作采用实数交叉法,交叉概率采用自适应变异概率。自适应交叉概率  $p$  的调整公式如下<sup>[9]</sup>:

$$p = \begin{cases} k_1(f_{\max} - f')(f_{\max} - \bar{f}) & f' > \bar{f} \\ k_2 & f' \leq \bar{f} \end{cases}$$

式中:  $f_{\max}$  为种群最大适应度值;  $f'$  为在要交叉的 2 个个体中较大的适应度值,  $\bar{f}$  为种群平均适应度值,  $k_1, k_2$  是在 0 和 1 之间取值的常数,  $k_2$  较大。在此基础上,交叉操作采用实数交叉法。设进行交叉的 2 个父代个体为  $\alpha_1, \alpha_2$ , 交叉后得到的子代个体为  $\beta_1, \beta_2$ , 则交叉公式如下:

$$\begin{cases} \beta_1 = p\alpha_1 + (1-p)\alpha_2 \\ \beta_2 = p\alpha_2 + (1-p)\alpha_1 \end{cases}$$

变异操作采用非一致变异法,第  $a$  个个体第  $b$  个基因的取值  $v_b$  变异为  $v'_b$  的公式如下:

$$v'_b = \begin{cases} v_b + \Delta(s, v_{\max} - v_b) & R = 0 \\ v_b - \Delta(s, v_b - v_{\min}) & R = 1 \end{cases}$$

式中:  $[v_{\min}, v_{\max}]$  为变异区间;  $R$  为取值为 0 或 1 的随机数;  $\Delta(s, z) = rz(1 - \frac{s}{S})$ ;  $r$  为随机数;  $S$  为最大遗传代数。

(5) 将经过 100 代遗传操作得到的最优个体分解为 BP 神经网络的连接权值和阈值,以此作为 BP 神经网络预测模型的初始权值和阈值,将遗传算法改进的 BP 神经网络用于新项目的经费预算。

### 2.3 神经网络结构设计

(1) 输入层、输出层设计。BP 神经网络的输入层节点个数等于科研项目经费的影响因素数,输出层节点个数取决于期望输出结果。因此,确定 BP 神经网络输入层神经元个数为  $N_0$ , 对应输入分别为  $T', C', K', O', P', Q'$ 。输出层神经元个数设为  $N_1$ , 对应科研项目经费为  $W$ 。

(2) 隐层结构设计。在不限制隐含节点数的情况下,只含一个隐层的 BP 网络可以实现任意非线性映射,故选择包含一个隐层的 BP 神经网络。隐层节点数  $N_2$  由经验公式  $N_2 = \sqrt{N_1 + N_0} + \alpha$  确定,式中,  $\alpha$  取 1 至 10 之间的整数。经过多次试验,当  $\alpha$  取 6 时,模型预算精度较高,收敛速度较快。因此,取  $N_2 = 9$ 。因此,预算网络结构如图 4 所示。

利用遗传神经网络进行经费预算的步骤如图 5。

## 3 实例验证

应用 MATLAB 软件实现了基于遗传神经网络的经费预算算法和基于 BP 神经网络的经费预算算法,并采用 300 条历史经费预算数据对 2 种算法的性能进行测试。

试验将 200 条历史项目的影响因素及经费信息作为训练样本,将 100 条历史项目信息作为预测样

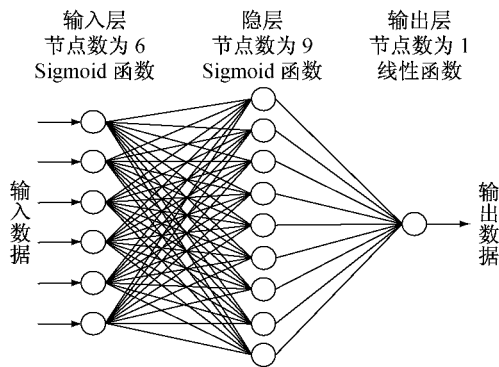


图 4 经费预算神经网络模型结构  
Fig.4 Structure of budget model

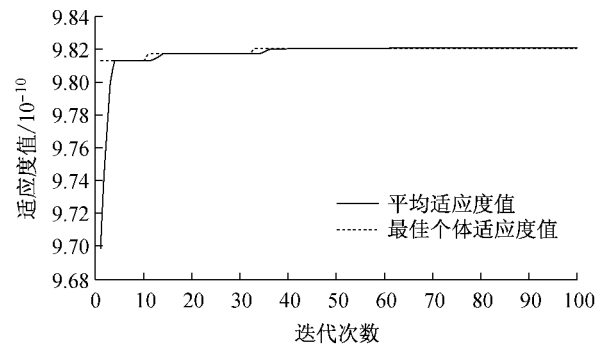


图 6 适应度函数曲线  
Fig.6 Curves of fitness function

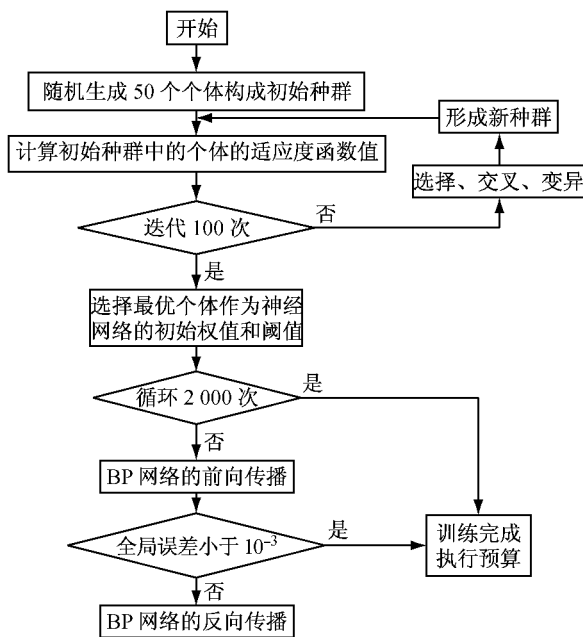


图 5 利用遗传神经网络进行经费预算的步骤  
Fig.5 Flow chart of buget based on GA-BP network

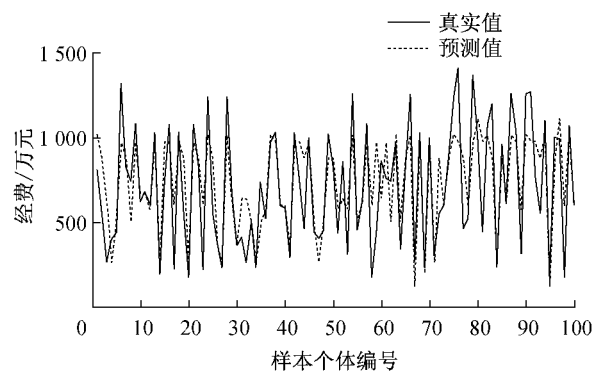
本,利用改进的遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,经过 100 代遗传后,将得到的神经网络用于项目经费预算.历史项目经费数据如表 7 所示.遗传过程中适应度函数的变化曲线如图 6 所示.

表 7 历史项目经费数据

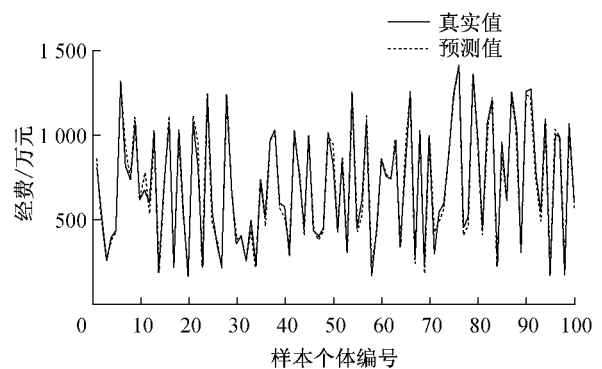
Tab.7 Budget data of historical projects

| 周期/年 | 人数 | 关键技术 | 产出成果 | 创新性  | 复杂性  | 经费    |
|------|----|------|------|------|------|-------|
| 1    | 18 | 2    | 0.8  | 0.73 | 0.80 | 200   |
| 2    | 14 | 4    | 1.3  | 0.85 | 0.73 | 310   |
| 3    | 21 | 3    | 0.9  | 0.49 | 0.56 | 530   |
| ⋮    | ⋮  | ⋮    | ⋮    | ⋮    | ⋮    | ⋮     |
| 3    | 21 | 2    | 0.6  | 0.43 | 0.80 | 410   |
| 4    | 13 | 3    | 2.2  | 0.52 | 0.97 | 720   |
| 5    | 21 | 4    | 2.6  | 0.77 | 0.92 | 1 500 |

将 200 条历史项目经费数据作为预测样本,分别对训练好的 BP 神经网络和遗传神经网络进行测试,2 种模型的预测结果与实际值的对比曲线如图 7 所示.2 种模型的预测误差曲线如图 8 所示.



a BP 神经网络



b 遗传神经网络

图 7 真实值与预测值对比

Fig.7 Comparison curves of the predicted results and actual values

基于遗传神经网络预算的平均相对误差为 0.40%,基于 BP 神经网络预算的平均相对误差为 18.45%.试验结果表明,基于遗传神经网络的经费预算方法有效,预测精度高,并且结论直观.

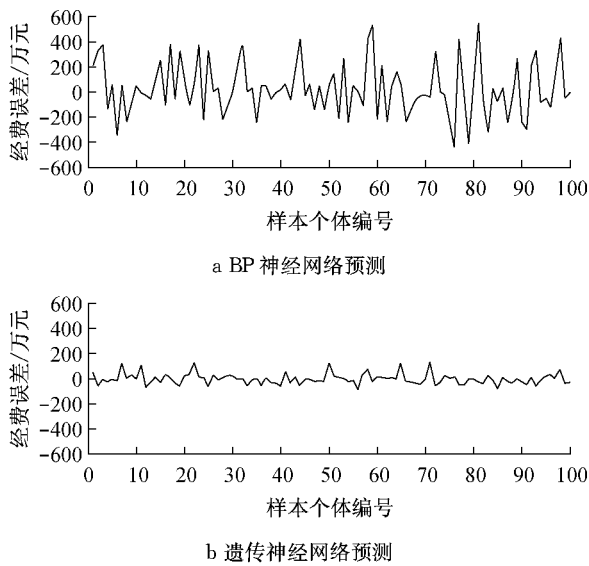


图 8 误差曲线  
Fig.8 Error curves

## 4 结论

提出了一种基于遗传神经网络的科研项目经费预算方法,利用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,提高网络收敛速度和预算精度. 构建了基于遗传神经网络的经费预算模型,并基于 MATLAB 软件对模型进行了实现. 仿真试验表明,基于遗传神经网络的科研项目经费智能预算方法操作简单、预算精度高,克服了传统预算方法操作过于复杂、预测准确度不理想以及对评估人员要求高等缺陷. 从试验结果可以看出,利用 MATLAB 软件实现的预算模型达到了预期要求,可有效地进行科研项目经费预算.

## 参考文献:

- [1] Marzouk M M, Ahmed R M. A case-based reasoning approach for estimating the costs of pump station projects[J]. *Journal of Advanced Research*, 2011, 2(4): 289.
- [2] Kwak Y H, Watson R J. Conceptual estimating tool for technology-driven projects: exploring parametric estimating technique[J]. *Technovation*, 2005, 25(12): 1430.
- [3] Trivailo O, Sippel M, Sekercioglu Y A. Review of hardware cost estimation methods, models and tools applied to early phases of space mission planning [J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2012, 53: 1.
- [4] Curran R, Raghunathan S, Price M. Review of aerospace engineering cost modelling: the genetic causal approach [J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2004, 40(8): 487.
- [5] 张焕廷. 建筑智能化项目成本管理研究[D]. 天津:天津大学, 2005.  
ZHANG Huanting. Study on the cost management of intelligent building project[D]. Tianjin: Tianjin University, 2005.
- [6] Roy R, Souchoroukov P, Shehab E. Detailed cost estimating in the automotive industry: data and information requirements[J]. *International Journal of Production Economics*, 2011, 133(2): 694.
- [7] Li Y F, Xie M, Goh T N. A study of project selection and feature weighting for analogy based software cost estimation [J]. *Journal of Systems and Software*, 2009, 82(2): 241.
- [8] Saatchi S, Halligan K, Despain D G, et al. Estimation of Forest Fuel Load From Radar Remote Sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(6): 1726.
- [9] 曾孟佳,程兆麟. 改进 GA 神经网络在可持续发展水平研究中的应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2007(4): 120.  
ZENG Mengjia, CHENG Zhaolin. Neural networks optimized by genetic algorithm used in strategy of the sustainable development ability [J]. *Journal of Systems Science and Information*, 2007(4):120.

(上接第 1291 页)

- [15] Zhang J, Gou Q L, Liang L, et al. Supply chain coordination through cooperative advertising with reference price effect [J]. *Omega*, 2013, 41(2): 345.
- [16] GE Zehui, HU Qiyang. Who Benefits from altruism in supply chain management [J]. *American Journal of Operations*

Research, 2012(2): 59.

- [17] 葛泽慧,孟志青,胡奇英. 竞争与合作——数学模型及供应链管理[M]. 北京:科学出版社,2011.  
GE Zehui, MENG Zhiqing, HU Qiyang. Competition and cooperation—mathematical model and supply chain management[M]. Beijing: Science Press, 2011.