

文章编号: 1005-8451 (2009) 09-0036-04

基于改进的 BP 神经网络的产品生产成本估算

周 辉, 杨 岳, 谢素超, 程立志, 宋加佳

(中南大学 交通运输工程学院, 长沙 410075)

摘 要: 基于 BP 神经网络的成本估算模型, 利用全局搜索能力较强的遗传算法优化 BP 神经网络连接权, 克服传统的 BP 算法易陷入最小值的缺点, 使模型预测性能、预测精度和泛化能力得到有效改进。以列车转向架为例, 建立产品生产成本 GA-BP 估算模型, 通过 8 组检测样本检验训练好的遗传人工神经网络。计算结果表明: 预测值与期望值的误差小于 4%, 说明利用遗传神经网络模型对产品成本进行估算切实可行。

关键词: BP 人工神经网络; 遗传算法; 成本估算; 转向架

中图分类号: F530.6-39 **文献标识码:** A

Production cost prediction of product based on improved BP artificial neural network

ZHOU Hui, YANG Yue, XIE Su-chao, CHEN Li-zhi, SONG Jia-jia

(School of Traffic and Transport Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: In order to predict the production cost of product in the design process, a model of production cost prediction of product was set up based on BP artificial neural network. During the process, to avoid local minimum points of training traditional neural network, the neural network connection weights were improved by genetic algorithm, which had better search ability. The prediction property was optimized effectively, prediction precision and generalization ability of the model were improved. In the last, taking the bogie as an example, the GA-BP prediction model of production cost was set up, and the model was tested by eight samples. The results showed that the prediction error was less than 4%, which indicated that it was applicable to predict the production cost of bogie by the model.

Key words: BP artificial neural network; genetic algorithm; cost prediction; bogie

在产品的设计阶段对其进行成本估算, 不仅可

以为设计提供经济性评价, 及时调整设计方案以降低产品成本, 还可以为设计人员提供决策支持。由于传统产品费用估算方法所需参数数量众多, 且

收稿日期: 2009-02-27

作者简介: 周 辉, 在读硕士研究生; 杨 岳, 教授。

合约定义的关键结束时间, 而并非单一关门时间。例如接触网上电, 信号系统具备等分包合同规定的结束时间都被设定 Must Finish On 的限定条件。由于 P3e/c 软件在定义上的限制, 凡为 Must Finish On 的活动都为关键活动。但是从整个项目的角度考虑, 这类活动的总浮值不一定等于零即它不一定为关键活动。但是由于软件定义的缺陷, 它还是会显示为关键活动。在实际操作中, 本文通过增加一个里程碑 (Milestone) 点来掩盖这个问题。

4 结束语

P3e/c 软件是目前大型基础建设项目主要采用的进度管理软件。在铁路建设项目中的应用为项目决策人提供了有效的信息, 提高了项目管理和

风险管理的水平。但仅就一个商用软件工具的角度来说, P3e/c 仍需要使用者提供有效合理的数据输入才能获得精准的分析结果。为获得有效合理的数据, 首先是项目组的全体人员都要对项目管理充分重视, 认真负责地提供各自的数据信息。因此, 整个项目组在项目管理方面的水平及重视程度, 以及拥有具有软件操作技能和项目经验的专业进度人员是 P3e/c 软件能否在项目中充分发挥作用的重要因素。

参考文献:

- [1] 项目管理知识体系指南 (PMBOK[®]指南)[Z]. 项目管理协会有限公司, 2004.
- [2] 渠 振. 浅谈 P3 软件在电建企业项目管理中的应用[J]. 沿海企业与科技, 2005 (10).

客观性差,所以难以满足现行成本管理的需要^[1]。

近年来,人们开始尝试用人工神经网络估算产品成本。人工神经网络具有并行分布处理、自组织、自适应、自学习及错容性等优良性能,适合处理成本预测这类多因素、不确定和非线性问题,但人工神经网络在本质上属于梯度下降法,具有容易陷入局部最小值、收敛速度较慢、误差函数必须可导和受网络结构限制等缺点^[2]。针对以上不足,本文采用遗传算法优化BP人工神经网络初始权重的方法,避免网络训练落入局部极小点,提高网络的拟合精度和预报精度,从而有效地进行产品生产成本估算。本文以铁道车辆转向架作为实例,建立产品成本GA-BP模型进行成本估算。

1 GA-BP算法

BP人工神经网络是Rumelhart等人在1986年提出的一种多层前馈神经网络。BP神经网络的学习过程有正向传播和反向传播。输入信息从隐含层经过处理后传入输出层,每一层的神经元状态只影响下一层神经元的状态,如果在输出层得不到希望的输出,则反向传播,将误差信号沿原来的神经元连接通路返回,在返回的过程中,逐步修改各神经元连接权值,这种过程不断的迭代,使信号的误差达到允许的范围之内。遗传算法由美国Michigan大学J.Holland教授于1975年提出,模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型,是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。遗传算法从代表问题可能潜在的解集的一个种群开始,一个种群由经过基因编码的一定数目的个体组成,每个个体相当于染色体。初代种群随机产生后,按照优胜劣汰的原理,逐代演化出越来越好的近似解。

由于BP神经网络训练开始的网络学习参数是随机给定的,这也造成了初始权值和阈值给定的不合适,训练时数据网络很容易陷入局部极小值。本文通过遗传算法优化训练BP神经网络的连接权,利用遗传算法全局搜索的特性,改进BP神经网络权值初始化的随机性,从而可以很好地提高神经网络的泛化性能和预测的精度。算法基本步骤如下^[3-4]。

(1) 将网络的权值和阈值作为参变量代入人

工神经网络,由于权值对精度要求比较高,故采用浮点编码对其编码。每个染色体上的基因为一个二维矩阵,整个染色体为三维矩阵;

(2) 在编码的解空间中,随机生成初始种群,即:生成 P 个人工神经网络,种群中每一个个体表示一个神经网络的权值与阈值分布;

(3) 用 P 组初始权值构成的人工神经网络训练样本,通过以下公式计算个体适应度值大小:

$$f_i = 2 / \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

式(1)中: f_i 为个体 i 的适应值, $i=1, 2, \dots$, P 为染色体数; $t=1, 2, \dots, r$ 为输出层节点数; y_t ($t=1, 2, \dots, r$)为教师信号;

(4) 按照一定比例选择若干适应度最高的个体,直接继承给下一代,选择概率为:

$$P_i = f_i / \sum f_i \quad (2)$$

(5) 其余群体根据个体适应度值的大小,对个体进行交叉和变异遗传操作,生成新一代种群,其中的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 由公式(3)和公式(4)计算:

$$P_c = \begin{cases} k_1(f_{\max} - f')(f_{\max} - \bar{f}), & f' \geq \bar{f} \\ k_3, & f' < \bar{f} \end{cases} \quad (3)$$

$$P_m = \begin{cases} k_2(f_{\max} - f)(f_{\max} - \bar{f}), & f \geq \bar{f} \\ k_4, & f < \bar{f} \end{cases} \quad (4)$$

$$0 \leq k_1, k_2, k_3, k_4 \leq 1.0$$

其中: f_{\max} 为本 f' 群体中的最大适应度; \bar{f} 为本群平均适应度; f' 为用于交叉的两个串中较大的适应度; f 为变异串的适应度。

(6) 将步骤5产生的新子群和步骤4择优出来的染色体混和,作为下一代重复步骤3、4和5,直到算法收敛到设定的精度或达到最大遗传代数;

(7) 将遗传算法训练出来的最佳神经网络权值和阈值作为BP网络初始值,对神经网络进行初始化;

(8) 利用BP算法运算,直到误差收敛到设定的精度,训练结束。

2 基于GA-BP的产品成本预测实例

下面以铁道车辆转向架为例,对国内某一家

机车车辆公司生产的转向架产品进行调研和数据采集，建立 GA-BP 预测模型，将模型应用于转向架的成本预测。

2.1 样本参数的选择

由于影响产品成本因素复杂，在满足精度的前提下应该尽量选取与制造成本密切相关的参数。结合转向架的生产实际情况，提取了如下 7 个样本参数作为输入^[5~7]，包括：转向架自重、转向架轴重、转向架轴距、转向架最高运行速度、材料价格、基本工费以及转向架类型。对于待估算转向架而言，这些参数的具体数据在研制阶段就已明确，可将它们作为估算转向架成本的基本依据。具体如下：

- x1：转向架自重（t，转向架自身重量，直接关系到材料费用）；
- x2：转向架的轴重（t，转向架的承载能力）；
- x3：转向架轴距（mm，指转向架最前位轮轴中心线与最后位轮轴中心线之间的距离）；
- x4：转向架最高运行速度（km/h，速度越高对车辆的结构强度及运行性能要求越高）；
- x5：材料价格（元/t，这里指转向架主要材料的价格）；
- x6：基本工费（元/h，转向架生产部门的平均工费）；
- x7：转向架类型（机车和动车转向架为 0.9，客车转向架为 0.5，货车转向架为 0.1）。

2.2 数据归一化处理

转向架样本数据可以是不同类型的转向架，也可以是同一转向架在不同年份的生产成本。通过对企业的现场调查，采集得到了转向架的 27 组样本数据，将它们进行整理和归一化处理，部分样本数据归一化后如表 1。归一化处理后的样本数据分为两部分：其中 19 组作为训练数据，另外 8 组数据对训练好的神经网络进行检验。

表 1 归一化后的部分样本输入和输出数据

| No | x1 | x2 | x3 | x4 | x5 | x6 | x7 | cost |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 | 0.4176 | 0.4362 | 0.3415 | 0.2079 | 0.2041 | 0.1699 | 0.4255 | 0.2348 |
| 2 | 0.3837 | 0.4193 | 0.3398 | 0.2398 | 0.2041 | 0.1699 | 0.3837 | 0.2319 |
| 3 | 0.3884 | 0.4130 | 0.3246 | 0.2000 | 0.2000 | 0.1699 | 0.3544 | 0.2197 |
| 4 | 0.4358 | 0.4312 | 0.3556 | 0.2079 | 0.2000 | 0.1954 | 0.4358 | 0.2338 |
| 5 | 0.3699 | 0.4477 | 0.3250 | 0.1903 | 0.1954 | 0.1000 | 0.3699 | 0.2280 |
| 6 | 0.3857 | 0.4204 | 0.3398 | 0.1903 | 0.1954 | 0.1954 | 0.3799 | 0.2361 |
| 7 | 0.3653 | 0.4398 | 0.3255 | 0.2079 | 0.1903 | 0.1699 | 0.3672 | 0.2301 |
| 8 | 0.3332 | 0.4290 | 0.3477 | 0.2477 | 0.1903 | 0.1954 | 0.4204 | 0.2481 |

2.3 网络结构的确定

在 BP 人工神经网络中，一般的预测问题都可以通过单隐层的 BP 网络实现，由于输入向量（即样本因子）是 7 个，所以当网络输入层的神经元为 7 个时，中间层的神经元可以通过公式 $(2n+1, n$ 为输入节点个数）取 15 个^[8]，输出向量为生产成本。网络结构如图 1。

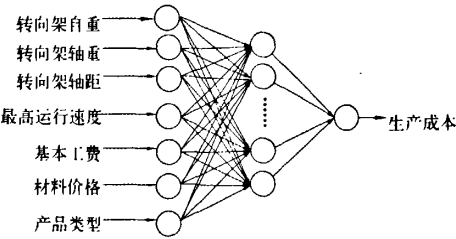


图 1 产品成本预测人工神经网络

2.4 网络参数的选取

针对转向架产品成本预测的实际需要，选择的人工神经网络和遗传算法参数如表 2。

表 2 遗传算法和神经网络参数

| 遗传算法参数 | BP 人工神经网络参数 |
|--------------------|--------------------|
| 种群规模：50 | 中间层神经元传递函数：tan sig |
| 交叉概率：0.1 | 输出层神经元传递函数：log sig |
| 变异概率：0.05 | 训练次数：1 000 |
| 初始权值阈值取值空间：[-1, 1] | 训练目标：0.001 |
| 遗传代数：100 | 学习效率：0.1 |

2.5 网络训练与预测结果

根据 GA-BP 算法理论及所建立的数学模型，编写了估算生产成本的 Matlab 程序。并将转向架样本数据代入程序，通过 Matlab 运行得到结果如图 2、图 3 和图 4。

- 图 2 为遗传算法误差曲线。
- 图 3 为适应度曲线。
- 图 4 为人工神经网络的训练误差曲线。

在该过程中，模型先经过 100 代遗传进化操作，优化训练网络的权值和阈值，得出最佳的训练结果，作为待训练的 BP 神经网络模型的初始连接权。再经过 4 步 BP 神经网络预测模型训练，使训练样本最终达到目标误差。

表 3 是输出训练样本的训练结果和测试样本的检测结果以及与实际测试值之间误差结果的比较。神经网络模型性能的好坏主要体现在该模型的预测性能。利用本文所建立的神经网络模型预

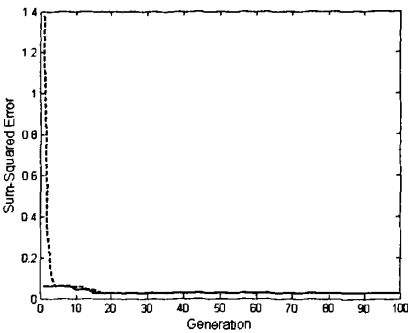


图 2 遗传算法误差曲线

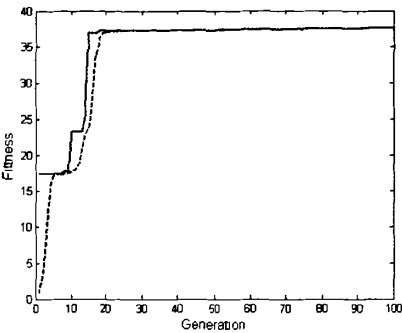


图 3 遗传算法适应度曲线

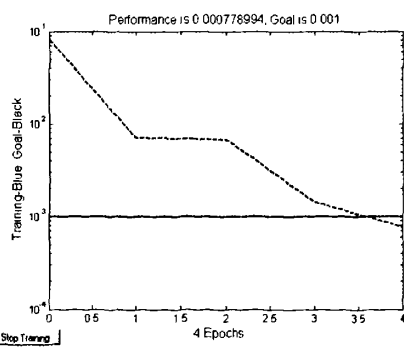


图 4 人工神经网络的训练误差曲线

测未经训练的 8 组样本数据得到相应的预测值, 预测样本的预测误差见表 3。从表中可以看出, 预测样本的预测误差处于 -4%~4% 之间, 说明本文建立的基于遗传算法的 BP 神经网络模型对转向架生产成本估算是可行的, 具有较高的预测精度。

表 3 检验样本的误差值

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 实际值 | 0.2423 | 0.2568 | 0.2144 | 0.2262 | 0.2371 | 0.2616 | 0.2253 | 0.2334 |
| 预测值 | 0.2496 | 0.2599 | 0.2075 | 0.2198 | 0.2302 | 0.2696 | 0.2205 | 0.2247 |
| 误差 /% | 3.01 | 1.21 | -3.22 | -2.83 | -2.91 | 3.06 | -2.13 | -3.73 |

3 结束语

针对产品生产费用预测客观需要及传统预测方法的不足, 利用遗传算法改进的人工神经网络对产品的生产费用建立预算模型, 用以提高预测的精度和预测的效率。

以转向架为例, 建立估算模型, 收集了 8 组样本数据检验训练好的 GA-BP 神经网络, 估算的结果与样本的预期值基本一致, 误差控制在 -4%~4% 之内。表明利用 GA-BP 算法估算生产成本切实可行。随着样本数据的增加, 模型预算的精确度会越来越高。

GA-BP 算法对转向架成本的估算模型为其它产品成本估算提供了一个思路, 具有较强的实用性和推广性。

参考文献:

[1] 何 山,熊光楞,曾庆良,等. 基于神经网络的产品装配成本的估算方法的研究[J]. 机械科学与技术, 2002, 21 (4): 662-665.

[2] 胥悦红, 顾培亮. 基于 BP 神经网络的产品成本预测[J]. 管理工程学报, 2000, 14 (4): 61-64.

[3] 董志波, 魏艳红, 占小红, 等. 遗传算法与神经网络结合优化焊接接头力学性能预测模型[J]. 焊接学报, 2007, 28 (12): 69-73.

[4] 李伟超, 宋大猛, 陈 斌. 基于遗传算法的人工神经网络[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27 (2): 316-318.

[5] 宋 嘎, 王兆辉. 基于神经网络的注塑模成本估算方法的研究[J]. 电加工与模具, 2007, 42 (5): 42-44.

[6] 方琪根. 高速铁路运营成本的作业成本法测算研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2006, 3 (5): 87-92.

[7] Kim S, Son J S, Park C E, et al. A study on prediction of bead height in roboti carc welding using a neural network[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 130 (2): 229-234.

[8] 叶 斌, 雷 燕. 关于 BP 网中隐含层层数及其节点数选取方法浅析[J]. 商丘职业技术学院学报, 2004, 3 (6): 52-54.