

# 基于灰色 BP 神经网络的装备保障费用预测模型

陈芳, 蔡忠义

(空军工程大学工程学院, 陕西西安, 710038)

**摘要** 装备的保障费用是装备全寿命周期费用的重要组成部分, 为了科学合理地预测武器装备的保障费用, 通过分析装备保障费用的构成及其影响因素, 考虑到装备保障费用数据量有限、复杂多变、非线性, 用单一预测模型预测精度不高, 因此建立了基于灰色系统理论和 BP 神经网络的组合预测模型, 将灰色系统模型善于处理小样本数据和 BP 神经网络优于解决复杂非线性问题的优点有效地结合起来, 对基于非线性时间序列的保障费用进行预测。仿真实例表明该组合模型的预测结果比传统单一模型所得到的预测结果总体误差要小, 可以有效提高装备保障费用的预测精度。

**关键词** 装备保障费用; 灰色系统理论; BP 神经网络; 预测模型

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2012.01.019

**中图分类号** TP183 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2012)01-0091-04

装备保障费用是指部队验收、接收武器装备系统后, 在整个服役期中为保证各种费用保障目标的实现, 因人力消耗、资源消耗或占用所需支付的全部费用。现代武器装备费用大幅度增加, 与采购费用的比例关系不断提高, 出现了所谓的“费用冰山”现象<sup>[1]</sup>。因此, 合理地预测武器装备的保障费用是预测武器装备寿命周期费用的关键, 对于加强装备的科学管理有着重要的意义。

根据研究目的和对象, 将装备保障费分为维修费用、备件费用、技术保障费用和后勤费用等。结合实际情况, 本文只考虑时间的变化规律对装备保障费用的影响。目前国内学者对基于时间序列的保障费用的研究大致可以分为2类: ①单一模型的费用预测。文献[2-3]提出运用灰色系统模型进行费用预测的方法, 但这种方法往往预测精度不高, 文献[4]采用人工神经网络法进行飞机维修保障费用预测, 但要求样本量多; ②多模型融合的费用预测<sup>[5-6]</sup>。这类方法的预测精度普遍较高, 但缺乏对多模型相容性的研究。鉴于此, 本文提出一种将灰色系统预测和 BP 神经网络相结合的模型对装备保障费用进行预测。

## 1 装备保障费用灰色 BP 神经网络预测模型

灰色 BP 神经网络预测模型基于灰色系统和 BP 神经网络, 首先对2个模型的相容性进行研究, 然后利用 GM(1, 1) 模型对原始序列进行模拟得到模拟值, 再将残差序列作为 BP 神经网络的输入样本进行训练得到残存导师值, 两者之和构成新的预测序列, 这样可以将灰色系统模型善于处理小样本数据和 BP 神经网络优于解决复杂非线性问题的优点有效地结合起来, 提高费用预测的灵敏度。

### 1.1 GM(1, 1) 模型

装备保障费用预测具有很大的不确定性, 主要是缺乏数据信息、模型信息或者信息不完全, 因此可以运用 GM(1, 1) 模型进行数列预测<sup>[7]</sup>。

设原始序列  $X^{(0)}$  为非负序列  $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ ,  $X^{(1)}$  为  $X^{(0)}$  的一次累加生成 (1-AGO) 序列:

\* 收稿日期: 2010-12-14

基金项目: 国家部委基金资助项目 (51327020104)

作者简介: 陈芳 (1973-), 女, 河北临城人, 讲师, 硕士, 主要从事装备管理研究。

E-mail: afeuczy@163.com

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n))$$

式中:  $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=1, 2, \dots, n.$

$Z^{(1)}$  为  $X^{(1)}$  的紧邻均值生成序列:

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n))$$

式中:  $z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k-1) + x^{(1)}(k)), k=2, 3, \dots, n$

灰色微分方程为:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = u \quad (1)$$

灰色微分方程的最小二乘法估计参数列满足:

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y}_N \quad (2)$$

$$\text{式中: } \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{Y}_N = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}.$$

从而得到  $X^{(1)}$  的灰色预测模型为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left( x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) e^{-ak} + \frac{u}{a}, k=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

再作一次累减生成(1-AGO)得  $X^{(0)}$  的灰色模拟值:

$$\hat{X}^{(0)} = (\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n)) \quad (4)$$

式中  $\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-a})x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} e^{-ak}, k=1, 2, \dots, n$

灰色模型的精度通常用残差检验法来检验,残差序列  $\varepsilon^{(0)}$  可以表示为:  $\varepsilon^{(0)} = (\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(n))$ ,

式中  $\varepsilon(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k), k=1, 2, \dots, n.$

相对误差序列为:

$$\Delta = \left( \left| \frac{\varepsilon(1)}{x^{(0)}(1)} \right|, \left| \frac{\varepsilon(2)}{x^{(0)}(2)} \right|, \dots, \left| \frac{\varepsilon(n)}{x^{(0)}(n)} \right| \right) \quad (5)$$

对于  $k \leq n$ , 称  $\Delta_k = \left| \frac{\varepsilon(k)}{x^{(0)}(k)} \right|$  为  $k$  点模拟相对误差,  $\bar{\Delta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Delta_k$  称为平均模拟相对误差。给定  $\alpha$ , 当  $\bar{\Delta} < \alpha$  且  $\Delta_n < \alpha$  成立时, 说明该模型可行。

$\alpha$  且  $\Delta_n < \alpha$  成立时, 说明该模型可行。

## 1.2 灰色 BP 神经网络预测模型

BP 神经网络把一组样本的输入输出问题转化为一个非线性优化问题<sup>[8]</sup>, 利用所提供的数据变量自身属性或内涵建立相关的函数关系式, 不像传统的数据序列辨识方法需要预先假设基本的参数分布, 这样可以有效避免系统数据辨识方法因序列累加时因正负抵消而产生信息失真的现象。因此, BP 神经网络特别适合于对 GM(1,1) 模型进行残差修正。

本文提出的灰色 BP 神经网络预测模型结构见图 1, 可以将装备保障费用残存序列看作是一个非线性的时间序列, 构造 BP 神经网络的输入输出模式对, 从而实现对时间序列对象的预测目的。

已知  $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$  为装备保障费用数据序列, 利用 GM(1,1) 模型对其进行建模, 得到灰色模拟数据序列为:  $\hat{X}^{(0)} = (\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \dots, \hat{x}^{(0)}(n))$ , 同时得到的灰色残存数据序列为,  $\varepsilon^{(0)} = (\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(n))$ , 并将其作为 BP 神经网络的输入样本空间, 假设预测阶数为  $s$ , 则第  $k$  个输入样本为:

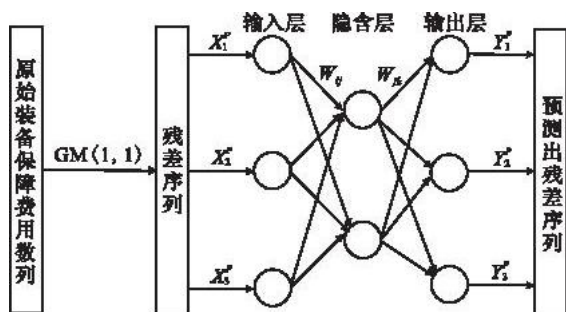


图 1 灰色 BP 神经网络预测模型结构示意图

Fig. 1 The structure diagram of grey BP neural network model

$$\varepsilon(k+1), \varepsilon(k+2), \dots, \varepsilon(k+s)$$

第  $k$  个样本的残存导师值为  $\varepsilon(k)$ :

$$\varepsilon(k) = 1 / (1 + \exp(-\varepsilon(k+s))) \quad , \quad k = 1, 2, \dots, n-1-s \quad (6)$$

则 BP 神经网络预测出的残存序列  $\varepsilon^{(0)}$  为:

$$\varepsilon^{(0)} = (\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(n))$$

神经网络的作用函数采用 S(Sigmoid) 型函数  $f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$ , 则灰色 BP 神经网络组合模型的预测序列  $\hat{X}^{(0)}$  为:

$$\hat{X}^{(0)} = \hat{X}^{(0)} + \varepsilon^{(0)} \quad (7)$$

## 2 实例仿真

以文献[9]提供的某型装备保障费用数据为例,取服役时间从第 6 年到第 15 年的保障费用数据为原始数列,运用灰色 BP 神经网络预测模型,设定误差目标值为 0.001,通过 Matlab 对其进行仿真预测,得到的结果见表 1,文献[9]运用 MSOA 模型得出预测值的平均相对误差为 0.562%,而灰色 BP 神经网络预测模型预测值的平均相对误差 0.352%,可以看出后者精度优于前者。

表 1 原始数据及预测值和误差情况表

Tab.1 Details of original data, forecasting data and errors

服役年限/a	保障费用/万元	GM(1,1) 模拟值	残存值	灰色 BP 神经网络预测值	误差(%)	MSOA 预测值	误差(%)
6	3.253 2						
7	3.463 1	3.539 3	0.076 2				
8	3.712 3	3.763 0	0.050 7				
9	4.003 2	4.000 9	-0.002 3				
10	4.307 4	4.253 8	-0.053 6				
11	4.612 5	4.522 7	-0.089 8	4.592 8	0.427	4.559 2	1.156
12	4.873 4	4.808 6	-0.064 8	4.858 1	0.313	4.834 1	0.807
13	5.112 1	5.112 5	0.000 4	5.122 6	0.205	5.138 6	0.517
14	5.408 7	5.435 7	0.027 0	5.422 7	0.259	5.385 6	0.428
15	5.726 5	5.779 3	0.052 8	5.758 4	0.557	5.708 4	0.463
16		6.144 6		6.123 1		6.043 1	

## 3 结束语

本文以装备保障费用为研究对象,采用灰色系统理论与 BP 神经网络相结合的模型,有效结合灰色系统模型善于处理小样本数据和 BP 神经网络优于解决复杂非线性问题的优点,对非线性的费用时间序列进行预测,结合实例说明该组合模型比单一模型的预测精度要高,可以有效提高装备保障费用预测的科学性和合理性。但该模型对于灰色 BP 神经网络的拓展性、收敛性以及目标期望值的选取等问题还需进一步研究。

### 参考文献(References):

- [1] 刘晓东. 装备寿命周期费用分析与控制[M]. 北京:国防工业出版社,2008:1-13.  
LIU Xiaodong. Analysis and control of materiel life cycle cost [M]. Beijing: Defense industry press, 2008: 1-13. (in Chinese)
- [2] ROWENE J R. Evaluation of hazardous materiel life cycle cost tools for use in air force hazardous material pharmacies[D]. US: Air force institute of technology univeristy,1997.
- [3] 郭继周,宋贵宝,彭绍雄. 装备使用保障费用灰色建模分析[J]. 系统工程与电子技术,2004,26(1):64-67.  
GUO Jizhou, SONG Guibao, PENG Shaoxiong. Analysis for operational and support cost of equipment using grey model[J]. Systems engineering and electronics, 2004,26(1):64-67. (in Chinese)

- [4] Zou H F, Xia G P. A neural network model based on the multi - stage optimization approach for short - term food price forecasting in China[J]. Expert systems with application,2007, 33(1):347 - 356.
- [5] 刘铭,赵保军,杨建军,等. 基于 GA 和 BP 融合算法的装备费用估算方法[J]. 系统工程与电子技术,2002,24(2):62 - 65.  
LIU Ming, ZHAO Baojun, YANG Jianjun, et al. Method of equipment cost estimation based on the fusion of GA and BP algorithms [J]. Systems engineering and electronics, 2002,24(2):62 - 65. (in Chinese)
- [6] 杨青,汪亮,叶定友,等. 一种改进的导弹费用估算方法[J]. 系统工程与电子技术,2002,24(4):12 - 15.  
YANG Qing, WANG Liang, YE Dingyou, et al. An improved methodology of missile cost estimation[J]. Systems engineering and electronics, 2002, 24(4):12 - 15. (in Chinese)
- [7] 刘思峰,党耀国,方志耕,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2010:146 - 166.  
LIU Sifeng, DANG Yaoguo, FANG Zhigeng, et al. The theory and application of grey system[M]. Beijing: Science press, 2010:146 - 166. (in Chinese)
- [8] 高隼. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社,2007:43 - 53.  
GAO Juan. The theory and simulation examples of artificial neural network[M]. Beijing: Machine industry press, 2007:43 - 53. (in Chinese)
- [9] 廖博,王端民. 基于 MOSA 神经网络模型的装备保障费用预测[J]. 火力与指挥控制,2009(S1):100 - 102.  
LIAO Bo, WANG Duanmin. A neural network model based on MSOA for equipment support cost forecasting[J]. Fire control and command control, 2009(S1):100 - 102. (in Chinese)

(编辑:徐敏)

## Equipment Support Cost Forecasting Model Based on Grey System Theory and BP Neural Network

CHEN Fang, CAI Zhong - yi

(Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract:** The support cost is the main part of LCC(life cycle cost) of weapon equipment, For the purpose of reasonably forecasting the support cost of weapon equipment, the paper analyses the constitution of equipment support cost and its affecting factors. Given the limitation, complexity and nonlinearity of date quantity of equipment support cost, the forecasting precision of single model is low. So the paper puts forward a combined forecasting model based on grey system theory and BP neural network model to forecast the support cost which are based on nonlinear time series, which put the advantage that grey system theory can easily do the small sample data together with the advantage that BP neural network model can solve the complex and nonlinear problem. A simulation example proves that the total error of the combined model's forecasting result is smaller than that of single model's forecasting result. This can largely improve the forecasting precision of equipment support cost.

**Keywords:** equipment support cost; grey system theory; BP neural network; forecasting model.