

# 基于 GM-BP 的武警部队油料消耗预测

王镇龙<sup>1</sup>, 周利坤<sup>2</sup>, 沈艳林<sup>2</sup>, 崔 韵<sup>1</sup>

(1. 武警后勤学院 研究生管理大队, 天津 300309; 2. 武警后勤学院 后勤保障系, 天津 300309)

**摘要:**采用了一种基于灰色神经网络的组合预测算法,建立了武警部队油料消耗预测模型。模型先运用灰色理论对油料消耗进行预测,得到一组误差序列;再采用 BP 神经网络对误差序列进行训练,得到误差修正序列;最后将灰色模型预测消耗量与误差序列修正值进行加和,作为油料消耗预测结果。预测结果表明,模型的预测误差明显减小,对武警部队油料消耗预测有参考应用价值。

**关键词:**武警部队;油料;消耗预测;灰色模型;BP 神经网络

**本文引用格式:**王镇龙,周利坤,沈艳林,等.基于 GM-BP 的武警部队油料消耗预测[J].兵器装备工程学报,2019,40(S2):159-162.

**Citation format:**WANG Zhenlong, ZHOU Likun, SHEN Yanlin, et al. Prediction of Fuel Consumption in PAP Based on GM-BP[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(S2): 159-162.

中图分类号:TE89

文献标识码:A

文章编号:2096-2304(2019)S2-0159-04

## Prediction of Fuel Consumption in PAP Based on GM-BP

WANG Zhenlong<sup>1</sup>, ZHOU Likun<sup>2</sup>, SHEN Yanlin<sup>2</sup>, CUI Yun<sup>1</sup>

(1. Postgraduate Group, Logistic University of PAP, Tianjin 300309, China;

2. Department of Logistics Support, Logistic University of PAP, Tianjin 300309, China)

**Abstract:** The paper puts forward a demand forecast algorithm based on GM-BP and establishes combination forecasting model based on GM-BP to predict fuel consumption. Firstly, it forecasts fuel consumption with grey model and gets a set of deviation sequence. Then, it trains deviation sequence with BP neural network and obtain updated deviation sequence. Finally, the two forecast results are added together as the forecast result of oil consumption prediction in PAP. The result shows that the forecast model based on GM-BP has high forecast accuracy and has a reference value on oil consumption prediction in PAP.

**Key words:** PAP; fuel; consumption prediction; Grey model; BP neural network

油料消耗预测对武警部队油料精确化保障具有重要意义。随着武警部队任务样式的推陈出新,任务的圆满完成对油料的依赖性越来越强。如何准确预测油料消耗量,为确定油料储备、实施精确保障提供决策依据,显得至关重要。

油料消耗预测的方法有很多,常用的方法有 GM(1,1)<sup>[1]</sup>、

BP 神经网络<sup>[2]</sup>、GRNN<sup>[3]</sup>、平滑指数法<sup>[3]</sup>等。这些方法均取得较好的预测效果,但对于武警部队油料消耗问题,单一预测模型均不能全面的描述其变化规律。因此,本文选用 GM(1,1)和 BP 神经网络两种方法组合形式对油料消耗进行预测,通过两种方法的组合优化并结合两种方法的优点,达

收稿日期:2019-05-10;修回日期:2019-06-20

基金项目:天津市自然科学基金项目(18JCQNJ01400);博士启动金项目(WHB201707)

作者简介:王镇龙(1990—),男,硕士研究生,主要从事交通安全工程研究。

通讯作者:周利坤(1970—),男,博士,教授,主要从事油料管理及保障工程、交通安全工程等研究。

到了提高预测精度的要求。GM(1,1)灰色模型方法是一种数据的计算方法,原理是通过数据的多次叠加求和做差来减少数据本身带来的误差,提高了预测精度。BP神经网络是高度自训练的方法,通过一次次的训练,达到与数据的高度拟合。利用模型对原始数据建模拟合,得到的拟合值和真实值之间必然存在着差异(即误差序列),其反应了灰色系统与真实系统的差异,这种差异并不能完全消除。所以可以用BP神经网络方法对产生的误差序列进行训练,得到误差修正序列,从而修正

误差大小,最后使用GM-BP神经网络模型预测油料消耗量,得到的预测结果更贴近真实油料消耗值,达到了提高预测精度和准确度的目标。

## 1 GM-BP 组合预测模型

### 1.1 GM(1,1)模型

灰色系统理论将随机量看作是在一定范围内变化的灰色量,在此基础上建立适当的模型,将灰色量生成具体的数据,从而得出其具有规律的相关函数<sup>[4]</sup>。

对油料消耗数据进行累加,消除数据的波动性,得到数列

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

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

对相邻的序列  $x^{(1)}(i)$  和  $x^{(1)}(i-1)$  相加求其平均值,得到新的序列为

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

建立油料消耗预测相关模型:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (k = 2, 3, \dots, n)$$

令  $\hat{a} = [a, b]^T$ , 且

$$\begin{cases} B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}z^{(1)}(2) & -\frac{1}{2}z^{(1)}(3) & \dots & -\frac{1}{2}z^{(1)}(n) \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T \\ Y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T \end{cases}$$

用最小二乘法求解得  $\hat{a} = [a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$ , 利用建立的相关模型,进行白化得到白化微分方程  $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)}(t) = b$ , 求解得到

$$x^{(1)}(t) = \left(x^{(1)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (3)$$

则GM(1,1)灰色预测模型的时间响应方程为

$$\hat{x}^{(1)}(k) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-a(k-1)} + \frac{b}{a} \quad (4)$$

式中:  $k = 1, 2, \dots, n$ 。则还原预测消耗量为

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)(e^{-a} - 1)e^{-a(k-2)} \quad (5)$$

式中:  $k = 2, 3, \dots, n$ 。

通过上述方法计算,可以求出油料消耗数据的预测消耗量。

### 1.2 BP神经网络模型

神经网络通常由三部分组成(图1),油料消耗误差序列即输入层( $X_i$ )、隐含层( $X_j$ )和误差序列修正结果即输出层( $X_k$ )。根据Kolmogorov定理<sup>[5]</sup>知,把油料消耗误差序列作为输入层,本文采用输入层层数为3( $i = 3$ )、隐含层层数为3( $j = 3$ )、输出层层数为1( $k = 1$ )的方式进行训练,各层之间全互连并被赋予权值  $w_{ij}$ ,  $w_{jk}$  ( $w_{ij}, w_{jk} \in (-1, 1)$ ),每层的各个节点独立不相连。通过不断的调整权值、训练次数、精度,对油料消耗误差序列进行多次训练,最终得到我们需要的误差修正序列即输出层。

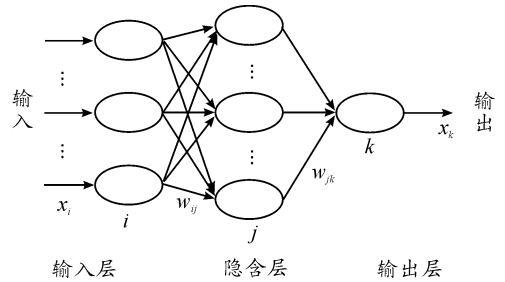


图1 BP神经网络模型结构简图

### 1.3 GM-BP 组合预测模型

组合模型充分利用GM(1,1)模型和BP神经网络模型的优点,首先用GM(1,1)模型对实际油料消耗量进行预测,再用BP神经网络模型对油料消耗误差序列进行训练,最后得到符合精度要求的误差修正序列,具体的GM-BP组合预测算法如下:

第一步:建立原始数据序列  $X^{(0)}$  的GM(1,1)模型,  $X^{(0)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 。计算得到原始数据的还原值序列  $\hat{x}^{(0)}$ 、误差序列  $\varepsilon^{(0)}$ <sup>[6]</sup> 和GM(1,1)模型预测消耗量序列;

$$\varepsilon^{(0)}(i) = x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

第二步:对误差序列  $\varepsilon^{(0)}$  进行BP神经网络逼近,得到新的预测误差序列  $\hat{\varepsilon}^{(0)}$ ;利用BP神经网络进行精度训练,对得到的误差序列用BP神经网络进行回归训练。首先选择不同的隐含层激励函数、输出层函数、神经网络层数;其次选择训练次数,训练精度,并进行训练;最后以训练得到的结果为前提,通过调整训练次数、提高训练精度,改进训练结果,直到得到符合要求的结果。

第三步:确定模型的预测油料消耗量。将GM(1,1)模型预测的油料消耗量与BP神经网络预测误差序列对应元素相加,则可构造出新的预测消耗量:

$$\hat{x}^{(0)} = \hat{x}^{(0)}(i) + \hat{\varepsilon}^{(0)}(i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

GM-BP神经网络的具体计算流程框图如图2。

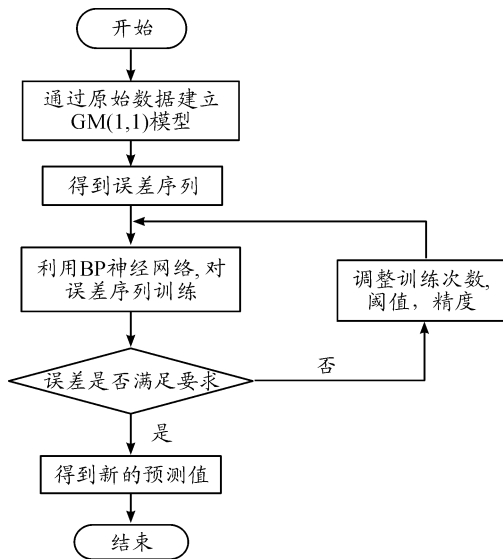


图2 GM-BP神经网络的计算流程框图

## 2 实例分析

### 2.1 数据选取

数据来自武警某部 2010—2017 年的油料消耗用量(表 1)。

表1 武警某部 2010—2017 年的油料消耗用量

年份	油料消耗量/t	年份	油料消耗量/t
2010	640.4	2014	638.6
2011	609.3	2015	652.0
2012	627.1	2016	668.8
2013	632.2	2017	669.3

### 2.2 油料消耗预测

在 Matlab 8.3 仿真软件中编写 GM(1,1) 模型求解程序,以 2010—2016 年的油料实际消耗量为基础,对 2017 年的油料消耗进行预测,得到 2010—2017 年的油料预测消耗量。利用 Matlab 软件 plot 功能对数据进行曲线拟合,得到 GM(1,1) 模型预测消耗量曲线与实际油料消耗量曲线<sup>[7-9]</sup>(如图 3),预测数据和误差序列见表 2 所示。

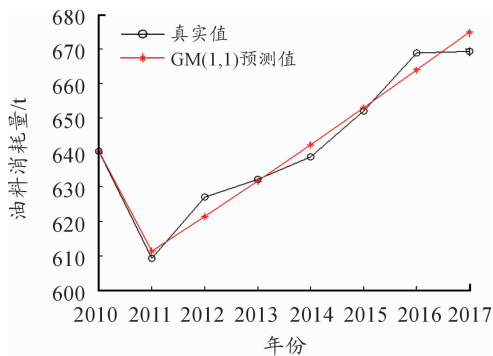


图3 GM(1,1)模型预测消耗量曲线与实际消耗量曲线

表2 预测消耗量与真实值

年份	实际消耗量/t	GM 预测消耗量/t	误差序列
2010	640.4	640.4	0.0
2011	609.3	611.4	-2.1
2012	627.1	621.5	5.5
2013	632.2	631.8	0.4
2014	638.6	642.3	-3.7
2015	652.0	653.0	-1.1
2016	668.8	663.9	4.9
2017	669.3	674.9	-5.6

通过观察图 3 可知,GM(1,1) 模型得到的油料预测结果与实际消耗量的拟合曲线比较,整体趋势是一致的,但是在 2012 年、2014 年、2016 年、2017 年的拟合值仍存在较大的差距。说明 GM(1,1) 模型并不能较好的对 2012 年、2014 年、2016 年、2017 年五个年份的油料消耗进行精度预测。

通过 GM(1,1) 模型对 2017 年的油料消耗进行了预测,得到的预测结果误差较大。因此我们采用 GM-BP 神经网络组合模型对预测结果进行优化,来减小预测误差提高预测精度。

通过对 2010—2016 年的实际油料消耗数据建立 GM(1,1) 模型,并对得到的误差序列用 BP 神经网络进行回归训练。神经网络的隐含层选用 Sigmoid 激励函数中的 Tan-Sigmoid 函数( $f(x) = 2/(1 + e^{-2x}) - 1$ ),输出层选用 purelin 线性函数( $f(x) = x$ )。网络结构 3-3-1,第一次训练,训练次数设为 5 000 次,精确度设为 0.1,训练速率设为 0.1,对误差序列进行训练,得到 2017 年的误差序列修正值依次为 -2.8,修正效果不好,得到的训练误差序列精度不高,不符合我们的要求。继续训练,通过不断调整训练次数、精确度、训练速率,直到得到精确度较高的训练误差序列,训练结束,最后得到误差序列修正值为 -3.5。

通过对 2010—2016 年的误差序列进行训练,得到 2017 年的误差修正值,利用式(7)得到 GM-BP 神经网络模型的预测消耗量,如表 3 所示。

表3 GM-BP神经网络预测消耗量

年份	误差	误差序列修正值	GM 预测消耗量	GM-BP 预测消耗量
2010	0.0	0.0	640.4	640.4
2011	-2.1	-2.1	611.4	609.3
2012	5.5	5.5	621.5	627.0
2013	0.4	0.4	631.8	632.2
2014	-3.7	-3.7	642.3	638.6
2015	-1.1	-1.1	653.0	651.9
2016	4.9	4.9	663.9	668.8
2017	-5.6	-3.5	674.9	671.4

利用 Matlab 软件画图,得到油料实际消耗量、GM(1,1)预测消耗值、GM-BP 神经网络预测消耗值拟合曲线(图 4)。通过图 4 所示的拟合曲线看出,GM(1,1)模型在 2012 年、2014 年、2016、2017 年的预测上有误差,对于 GM(1,1)在 2017 年油料消耗预测值,GM-BP 神经网络模型进行了修正,结果表明 GM-BP 神经网络组合预测方法在预测 2017 年度油料消耗时预测精度更高,更贴近真实油料消耗量。

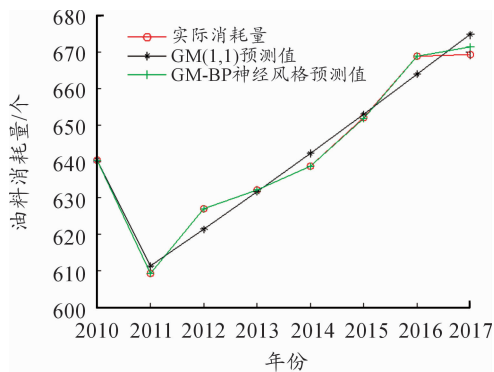


图 4 不同预测模型的拟合曲线

### 2.3 预测结果评价

为了更好的说明 GM-BP 神经网络模型预测的准确性,引入两个评价指标<sup>[10]</sup>对 GM-BP 神经网络的预测消耗量进行评价:

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \left| \frac{p_i - \hat{p}_i}{p_i} \right| \quad (8)$$

$$MSN = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - \hat{p}_i)^2 \quad (9)$$

式中:MAPE 为相对误差;MSN 为均方差。

利用评价指标对 GM(1,1)模型、GM-BP 神经网络模型预测结果进行评价(表 4)。

表 4 评价指标

预测模型	平均相对误差(×100)	均方差
GM(1,1)	3.6	13.2
GM-BP	0.3	0.6

由表 4 知,对于平均相对误差和均方差两个评价指标,GM-BP 神经网络模型明显小于 GM(1,1)模型,说明 GM-BP 神经网络模型能更准确的预测武警部队在 2017 年的油料消耗量,表明组合模型能够更为准确的预测武警部队油料消耗量。

## 3 结论

1) 通过对 GM(1,1)和 BP 神经网络的研究,发现两者在信息的表现上存在一定的差异性和互补性,GM(1,1)模型不适合逼近复杂的非线性函数,但却能较好的预测参数变化的总体趋势,而 BP 神经网络方法可以以任意精度逼近一个非线性函数,因此,将灰色 GM(1,1)模型和 BP 神经网络结合起来,取长补短,构造 GM-BP 神经网络模型是可行的。

2) 通过实例分析,GM-BP 神经网络模型较准确的预测了部队在 2017 年的油料消耗量。通过验证,此方法的预测结果贴近真实消耗量,为确定油料储备、实施精确保障提供决策依据,对武警部队油料消耗预测有较高的参考应用价值。

### 参考文献:

- [1] 曾祥艳. 灰色预测 GM(1,1)模型的几种拓广模型研究[D]. 成都:电子科技大学,2016:11-18.
- [2] 黄丽. BP 神经网络算法改进及应用研究[D]. 重庆:重庆师范大学,2008:9-13.
- [3] 龚杰,雍歧东,秦朝臻,等. 基于改进粒子群算法的油料消耗量优化组合预测方法[J]. 军事交通学院学报,2017,4(19):84-89.
- [4] 潘宇. 基于改进的 GM\_1\_1 模型的中国人口动态预测研究[D]. 长沙:湖南大学,2016:12-14.
- [5] DANAHER S, DATTA S, WADDLE I, et al. Erosion modeling using Bayesian regulated artificial neural networks[J]. Wear, 2004, 256(9): 879-888.
- [6] 童新安. 基于灰色系统与神经网络的组合预测方法及应用研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2012:29-30.
- [7] 张德亮,杨国利,郭嘉,等. 小波分析在油料消耗预测中的应用[J]. 军事交通学院学报,2014,16(11):86-90.
- [8] 史峰. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2011.
- [9] 倪聪,周庆忠,刘磊,等. 基于 GM\_SVM 的边境封控油料保障需求预测[J]. 军事交通学院学报,2016,18(3):90-94.
- [10] 沈小峰. 交通流量短时预测的算法研究[D]. 杭州:浙江工业大学,2015:21-22.

(责任编辑 唐定国)