

基于时间序列与灰色理论的 油料组合预测方法

张敬祎, 练 萌, 龚 杰

(后勤工程学院, 重庆 401331)

摘要:为提高油料消耗量的预测精度,建立了基于灰色理论和时间序列的油料消耗量组合预测模型;更好地挖掘了两种方法所隐含的数据规律,使单一预测模型中存在的确定性得到分散;算例结果表明:组合预测模型的预测结果更贴近于真实数据,预测精确度更高、误差更小,将该模型用于油料消耗量预测是可行的。

关键词:油料;消耗量;预测;灰色理论;时间序列

本文引用格式:张敬祎,练萌,龚杰.基于时间序列与灰色理论的油料组合预测方法[J].兵器装备工程学报,2018(1):132-135.

Citation format:ZHANG Jingyi, LIAN Meng, GONG Jie. Combination Forecasting of POL Consumption Based on Time Series and Grey Theory[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2018(1):132-135.

中图分类号:U2

文献标识码:A

文章编号:2096-2304(2018)01-0132-04

Combination Forecasting of POL Consumption Based on Time Series and Grey Theory

ZHANG Jingyi, LIAN Meng, GONG Jie

(Logistics Engineering University, Chongqing 401311, China)

Abstract: In order to improve the prediction precision of oil consumption, a combination forecasting model of oil consumption based on grey theory and time series is established. It is better to excavate the data rules implied by the two forecasting methods, so that the uncertainties in the single prediction model are dispersed. The results show that the prediction results of the combined forecasting model are closer to the real data, the prediction accuracy is higher and the error is smaller, and it is feasible to use the model in the prediction of oil consumption.

Key words: POL; consumption; forecasting; grey theory; time series

油料是战场的重要消耗物资,没有油料,装备将无法机动,沦为一大堆废铁,因此,油料被誉为战争的“血液”。随着作战模式的革故鼎新,未来战场对油料的依赖越发显著,如何科学预测油料消耗量,为部队落实油料储备、组织筹措运输、部署保障力量、遂行供应补给等油料保障环节提供决策支持,是油料消耗量预测的出发点和落脚点。

油料消耗量通常依据供应标准、行动类型、装备数量、任

务时间、兵力投入、保障强度等因素,凭经验粗略估算,显然,这种方法缺乏科学、过于主观。目前,针对油料消耗量预测,许多学者对其展开研究,如陆思锡等^[1]构建了改进支持向量机预测模型,提高了油料消耗的预测精度;夏秀峰等^[2]采用神经网络运算灰色模型的预测值,得到精度更高的预测值;李小安等^[3]运用灰色预测模型,减小了油料消耗的预测误差;张德亮等^[4]运用小波分析方法预测油料消耗,丰富了油

料消耗预测方法;龚杰等^[5,10]提出基于改进粒子群算法的优化组合预测模型,并验证该预测模型的优越性和可行性;马文博等^[6]构建灰色-马尔科夫预测模型有效克服了单一预测模型的不足。

单一预测模型的预测误差较大,为提高油料消耗预测精度,本文在现有研究成果的基础上,构建基于时间序列和灰色理论的组合预测模型,并通过实例验证该组合预测模型的可行性及有效性。

1 灰色 GM(1,1) 模型

灰色预测是一种对含有不确定因素的系统进行预测的方法,其使用的数据不是原始数据序列而是生成的数据序列。其优点是不需要很多的数据,能解决数据少、序列的完整性及可靠性低的问题。其模型求解步骤如下^[7-8]:

步骤 1:设历年油料消耗量初始数据序列为

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

步骤 2:将初始数据列 $x^{(0)}(n)$ 做 1 次累加:

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

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

步骤 3:求得 $x^{(1)}$ 的紧邻均值生成新的序列:

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1), k = 2, \dots, n \quad (3)$$

步骤 4:计算的灰色微分方程为:

$$x^{(0)}(k) + a \cdot z^{(1)}(k) = b, k = 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

步骤 4:构建数据矩阵 B 和数据列 Y , 依据 $u = [a, b]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$ 计算模型的待辨识参数 a 和 b 。

步骤 5:构建时间响应函数为

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

步骤 6:求得预测方程为

$$\hat{x}^{(0)}(k) = (1 - e^a) \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right) e^{-ak} \quad (6)$$

步骤 7:计算绝对误差及相对误差。

2 时间序列模型 AR 模型^[9-10]

时间序列分析是根据系统观察得到的时间序列数据,通过曲线拟合和参数估计建立数学模型的理论和方法。其最重要的应用是分析和表征观察值之间的相互依赖性和相关性,若对这种相关性进行量化处理,那么就可以从系统的过去值预测将来的值。其模型的构建步骤如下:

步骤 1:模型的构建。记原始时间序列数据为 $a_t (t = 1, 2, \dots, n)$, 记 a_t 的秩为 $R_t = R(a_t)$, 考虑变量对 $(t, R_t) t = 1, 2, \dots, n$ 的 spearman 相关系数 q_s , 则有:

$$q_s = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n (t - R_t)^2 \quad (7)$$

构造统计量

$$t = \frac{q_s \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-q_s^2}} \quad (8)$$

步骤 2:平稳性检验。假设 H_0 为序列平稳; H_1 为序列非平稳(存在上升或下降趋势)。

对于显著水平 α , 由时间序列 a_t 计算 $(t, R_t) t = 1, 2, \dots, n$ 的 Spearman 秩相关系数 q_s , 若 $|T| > t_{\alpha/2}(n-2)$, 则拒绝 H_0 , 认为序列非平稳。且当 $q_s > 0$ 时, 认为序列有下降趋势。又当 $|T| > t_{\alpha/2}(n-2)$ 时, 接受 H_0 , 可以认为序列是平稳序列。

3 组合预测模型

组合预测模型是通过对各预测模型加权平均^[5], 形成预测精度更高的组合模型。其数学模型为

$$\hat{y} = \lambda_1 \hat{y}_1 + \lambda_2 \hat{y}_2 + \dots + \lambda_k \hat{y}_k = \sum_{i=1}^k \lambda_i \hat{y}_i \quad (9)$$

式(9)中: \hat{y} 是组合预测模型的预测值; k 是单一预测模型的总数; λ_i 为第 i 个单一预测模型的权重, 且 $0 \leq \lambda_i \leq 1$, $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$; \hat{y}_i 是第 i 个单一预测模型的预测值。

组合预测模型的重点在加权系数的确定上。本文以均方误差(MSE)(即误差平方和的平均数)最小为目标函数, 求解和优化各单一预测模型的权重 λ_i 。即:

$$\min \text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{i=1}^k \lambda_i \hat{y}_{ii}\right)^2 \quad (10)$$

且

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \\ 0 \leq \lambda_i \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式(10)、式(11)中: n 为真实数据的总个数; y_t 为第 t 个真实数据; \hat{y}_t 为第 t 个真实数据的预测值; \hat{y}_{it} 为第 i 个单一预测模型对第 t 个真实数据的预测值; λ_i 为第 i 个单一预测模型的权重。

当均方误差(MSE)取得唯一最小值时, λ_i 即为优化组合预测模型中各单一模型的最优权重。

4 实例分析

某部队近年来执行某项军事任务的装备数量、任务时间、兵力投入及油料消耗数据见表 1。

4.1 GM(1,1) 预测模型

利用 Matlab 软件编写 GM(1,1) 求解程序, 将表 1 中的油料消耗作为训练数据, 按照 GM(1,1) 的模型求解步骤, 求得预测值与真实值的曲线拟合如图 1 所示, 预测数据见表 2。

4.2 时间序列预测模型

同理, 利用 Matlab 软件编写 GM(1,1) 求解程序, 将表 1

中的油料消耗作为训练数据,按照时间序列模型求解步骤,求得预测值与真实值的曲线拟合如图2所示,预测数据见表2。

表1 某部队执行某项军事任务的油料消耗量数据

年份	装备数量/台	任务时间/天	油料消耗/吨
2006	76	20	384
2007	73	20	378
2008	75	20	381
2009	72	20	379
2010	77	23	383
2011	79	23	385
2012	77	25	388
2013	75	25	391
2014	73	25	394
2015	80	25	397

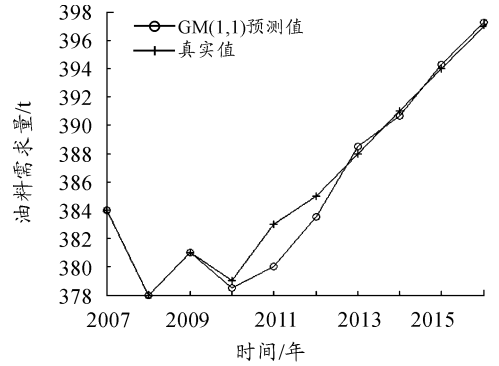


图2 时间序列模型的曲线拟合

4.3 组合预测模型

针对以上两种单一预测模型的预测精度不高,数据波动较大等问题,以两种单一预测模型构造组合预测模型,并以式(11)为约束条件,以式(10)为适应度函数均方误差(MSE)最小做为目标函数。得到目标函数值(0.455,0.545)即为GM(1,1)模型和时间序列模型的权重,预测值与真实值的曲线拟合如图3所示,预测数据见表3。

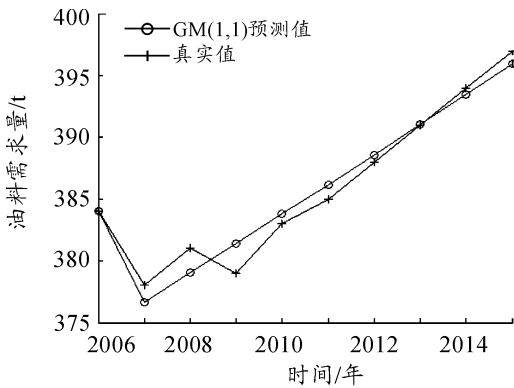


图1 GM(1,1)模型的曲线拟合

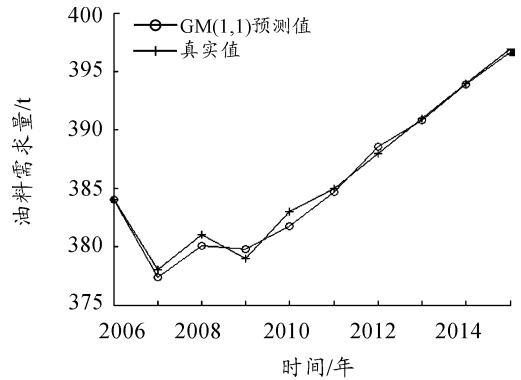


图3 组合预测模型的曲线拟合

表2 某部队执行某项军事任务的油料消耗量

年份	真实值	预测值		
		GM(1,1)	时间序列	组合模型
2006	384	384.00	384.00	384.00
2007	378	376.67	378.00	377.39
2008	381	379.02	381.00	380.10
2009	379	381.39	378.49	379.81
2010	383	383.77	380.03	381.73
2011	385	386.17	383.51	384.72
2012	388	388.58	388.48	388.52
2013	391	391.01	390.64	390.81
2014	394	393.45	394.28	393.91
2015	397	395.91	397.28	396.66

表3 各预测模型预测效果

预测模型	平均相对误差 MAPE/%	均方误差 MSE
GM(1,1)模型	2.573 3	1.519 0
时间序列模型	1.654 4	1.181 8
组合预测模型	1.305 7	0.395 5

4.4 预测结果评价

本文引入平均相对误差(MAPE)和均方误差(MSE)两个指标来评价各种模型的预测效果。

$$\text{平均相对误差 MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|;$$

$$\text{均方误差 MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

表3 是利用以上指标评出的预测效果。

从表3可知,组合预测模型的平均相对误差(MAPE)和均方误差(MSE)远远小于GM(1,1)、时间序列模型这两种单一预测模型。表明该组合预测模型拥有较高的预测精度,为部队准确预测油料消耗量提供了理论依据和实践参考。

5 结论

单独采用时间序列和灰色预测模型进行预测时,由于每个模型自身条件的限制,不能全面掌握数据信息,影响预测结果。而通过加权方式对单项预测模型进行组合,得到的组合预测模型分散了单项预测模型中的不确定性。本文用时间序列AR模型和灰色GM(1,1)模型组合预测模型,并通过相关实例,证实了组合模型预测精度和稳定性优于单项预测模型。因此,这种组合预测模型用于油料消耗是有效可行的。

参考文献:

- [1] 陆思锡,周庆忠,熊彪.基于支持向量机的舰艇部队作战油料消耗量预测研究[J].物流技术,2013,32(5):468-470.
 - [2] 夏秀峰,刘权义.基于灰色神经网络的装甲部队油料消耗预测[J].火力与指挥控制,2014(9):91-95.
 - [3] 李小安,丁泽中,樊荣.基于灰色预测理论的油料消耗预测优化[J].中国储运,2013(11):123-125.
 - [4] 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.
 - [5] 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,2017,19(4):84-89.
 - [6] 马文博,郭福亮.灰色-马尔科夫油料消耗预测模型[J].舰船电子工程,2012,32(6):106-107.
 - [7] 于婷婷,周玉国.基于灰色GM(1,1)模型的时间序列预测研究[J].微型机与应用,2012,31(13):65-67.
 - [8] 宋晓华,祖丕娥.基于改进GM(1,1)和SVM的长期电量优化组合预测模型[J].中南大学学报,2012,43(5):1803-1807.
 - [9] 翟静,曹俊.基于时间序列ARIMA与BP神经网络的组合预测模型[J].统计与决策,2016(4):29-32.
 - [10] 陆思锡,周庆忠,熊彪.基于支持向量机的舰艇部队作战油料消耗量预测研究[J].物流技术,2013,32(5):468-470. (责任编辑 唐定国)
-
- (上接第131页)
- [24] 郭继周,赵朝先.面向多阶段任务的武器系统备件优化配置建模[J].数学的实践与认识,2009,29(12):64-70.
 - [25] 张汝政,魏曙寰,陈砚桥.基于任务可用度模型的指数分布型备件随舰携行量计算模型[J].海军工程大学学报,2011,23(4):70-73.
 - [26] 张涛,高大化,郭波等.多阶段任务系统的备件保障度模型研究[J].系统工程学报,2006,21(1):86-91.
 - [27] 时劲科,陈力生.基于BDD的小型核动力装置安全注射系统可靠性分析[J].四川兵工学报,2015,36(1):52-55.
 - [28] 张华,宗益燕,韦锡峰等.地球同步轨道卫星多阶段任务可靠性建模[J].航天器环境工程,2016,33(4):339-445.
 - [29] XU S, WU X. Simulation method for reliability of TT&C mission with high redundancy and small time horizon[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 23(6):943-948.
 - [30] SHRESTHA A, XING L, DAI Y. Reliability Analysis of Multi-State Phased-Mission Systems [C]//Reliability and Maintainability Symposium. Fort Worth, TX, United states: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2009: 151-156.
 - [31] LU J, WU X. Reliability Evaluation of Generalized Phased Mission Systems with Repairable Components[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 121(5):136-145.
 - [32] 胡起伟,贾希胜,赵建民.考虑预防性维修的备件需求量计算模型[J].兵工学报,2016(5):916-922. (责任编辑 唐定国)