doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.02.006

基于 SES 的不常用备件需求预测模型

冯杨，尹迪，罗兵
（海军工程大学 指挥自动化系, 武汉 430033）

摘要：在目前引进装备的需求预测中，针对历史数据较少和样本值具有大量零值的问题，采用一次指数平滑法（Single Exponential Smoothing，SES）进行不常用备件需求预测。分析指数平滑法初始值和加权系数对模型预测准确性的影响，建立舰艇间断性需求备件的预测模型，并对某型舰艇备件进行预测和分析，较好地实现了间断性需求备件的预测。仿真结果证明了该方法的可行性和有效性。

关键词：间断性需求；不常用备件；少量历史数据；需求预测；指数平滑法
中图分类号：N945.24 **文献标志码**：A

Forecasting Model for Spare Parts with Intermittent Demand Based on SES

Feng Yang, Yin Di, Luo Bing
(Dept. of Command Automation, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Considering it is hard to forecast the intermittent demand of spare parts because of the short time of equipment introduction, as well as less history data and intermittent demand with a great deal of zero value, introduced a new method named Single Exponential Smoothing (SES) to achieve it. Basing on studying in how the initial value and weighting factor of SES method affect the accuracy of model forecasting, besides establishing and analyzing the intermittent demand forecasting model of some kind of ships. The simulation result shows that SES method could do well in forecasting intermittent demand for spare parts.

Keywords: intermittent demand; rarely used spare parts; a little of history data; request forecasting; single exponential smoothing

0 引言

近年来，我国引进了不少国外高科技装备且陆续列装部队，由于引进时间不长，对引进装备备件的保障水平还有待提高。该类备件价值大、重要性高，一旦缺货将导致装备停机，所造成的损失很大；历史数据缺乏，受外部较多因素的影响，需求间断性且具有大量零值[1]。这些特点给备件的需求预测都带来了很大的困难。目前，针对间断性需求（Intermittent Demand）备件的预测方法主要有：需求不服从任何分布情况下采用的 Bayesian 方法[2]，Croston 在指数平滑法的基础上，提出的结合考虑历史需求量与需求时间间隔的 Croston 方法[3]，Willemain 等采用从需求历史数据中抽样来产生虚拟数据的 Bootstrap 方法[4]，任博等人用支持向量机预测飞机备件需求[5]等。但这些方法都不能较好地解决历史数据和样本中大量零值问题。

指数平滑法[6]是生产预测中常用的一种方法，得出的测试值是对历史数据的加权平均值，并且它的权数合乎近期权数大、远期权数小的要求。在 t 期预测 $t+1$ 的数值时，只要有 t 期的实际值和 t 期的预测值，再选取一个较好的权数 a 值即可。根据平滑次数不同，指数平滑法分为：一次指数平滑法（Single Exponential Smoothing，SES）、二次指数平滑法和三次指数平滑法等。故建立基于 SES 的间断性需求备件的预测模型，对某引进装备备件需求进行预测分析。

1 一次指数平滑法[7]

一次指数平滑又称简单指数平滑，因为加权系数符合指数规律，且又具有平滑数据的功能。设时间序列为 $y_1, y_2 \cdots y_t \cdots$，其模型可表述为：

$$S_t^{(1)} = ay_t + (1-a)S_{t-1}^{(1)} \tag{1}$$

式中，$S_t^{(1)}$ 为第 t 期的一次指数平滑值；a 为加权系数，且 $0 < a < 1$。为了进一步弄清指数平滑的实质，将上述式 (1) 依次展开得：

$$S_t^{(1)} = ay_t + (1-a)S_{t-1}^{(1)}$$

因为

$$S_{t-1}^{(1)} = ay_{t-1} + (1-a)S_{t-2}^{(1)}$$

收稿日期：2010-09-15；修回日期：2010-11-08
作者简介：冯杨（1985—），男，广东人，硕士研究生，从事指挥自动化系统仿真研究。

所以 $S_t^{(1)} = ay_t + a(1-a)y_{t-1} + (1-a)^2 S_{t-2}^{(1)} =$

$$ay_t + a(1-a)y_{t-1} + a(1-a)^2 y_{t-2} + (1-a)^3 S_{t-3}^{(1)}$$

继续分解，可得：

$$\begin{aligned} S_t^{(1)} &= ay_t + a(1-a)y_{t-1} + a(1-a)^2 y_{t-2} + \\ &a(1-a)^3 y_{t-3} + \cdots + a(1-a)^{t-1} y_1 + (1-a)^t S_0^{(1)} = \\ &a\sum_{j=0}^{t-1}(1-a)^j y_{t-j} + (1-a)^t S_0^{(1)} \end{aligned} \tag{2}$$

由于 $0<a<1$，当 $t\to\infty$ 时，$(1-a)^t \to 0$，于是将式 (2) 变为：

$$S_t^{(1)} = a\sum_{j=0}^{t-1}(1-a)^j y_{t-j} \tag{3}$$

把上期指数平滑值 $S_t^{(1)}$ 作为下期 y_{t+1} 的预测值 $\hat{y}_{t+1}$，即

$$S_t^{(1)} = \hat{y}_{t+1}, S_{t-1}^{(1)} = \hat{y}_t$$

则式 (2) 可改写为：

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+1} &= ay_t + a(1-a)y_{t-1} + a(1-a)^2 y_{t-2} + \\ &a(1-a)^3 y_{t-3} + \cdots + a(1-a)^{t-1} y_1 = \\ &a\sum_{j=0}^{t-1}(1-a)^j y_{t-j} \end{aligned}$$

由此可见，$\hat{y}_{t+1}$ 是 $y_1, y_2, \cdots, y_t \cdots,$ 的加权平均。加权系数分别为 $a, a(1-a), a(1-a)^2, \cdots,$ 是按几何级数衰减的，由于 $0<a<1$，可见 $a > a(1-a) > a(1-a)^2 > \cdots$，故愈近的数据权数愈大，愈远的数据权数愈小，且权数之和等于1，即：

$$a\sum_{j=0}^{t-1}(1-a)^j = 1$$

则式 (1) 改写为：

$$\hat{y}_{t+1} = ay_t + (1-a)\hat{y}_t \tag{4}$$

其中，$\hat{y}_{t+1}$、$\hat{y}_{t+1}$ 表示第 $t+1$ 和第 t 期的预测值；y_t 表示第 t 期的实际值。由式中可以看出，在 t 期预测 $t+1$ 的数值时，只要知道 t 期的实际值和 t 期的预测值就可以了。

2　某型舰艇备件的需求预测建模

基于SES的备件需求预测的具体步骤为：

1) 收集整理待预测备件以往的备件消耗历史数据，作为已知的输入数据对一次指数平滑曲线进行拟合[8]；

2) 根据方差最小原则选定加权系数 a，选取合适的初始值 $\hat{y}_0$；

3) 将选定的 a 和 $\hat{y}_0$ 代入式，依次计算出下一期的预测值。

备件以往消耗数据如表1（每次取样周期为1个月，下面均相同）。

表1　备件消耗数据

节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
需求	0	0	0	1	0	0	2	0	2	1	0	0
节点	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
需求	0	0	1	0	0	1	2	0	0	0	1	0
节点	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
需求	0	0	0	1	2	0	1	2	0	0	0	0

3　实例分析

计算机配置为Intel Core 2 CPU，1.83 GHz，1 G内存，操作系统采用Windows XP，在Matlab7.0环境下实现备件的需求预测。

3.1　初始值讨论

理论上说，初始值与时间序列的数据点多少有一定的关系[9]，首先从表1中选取前25组数据进行实验，a 值选定0.2，分别选取 $\hat{y}_0 = 0, \hat{y}_0 = 1, \hat{y}_0 = 2$，进行计算，结果如图1。

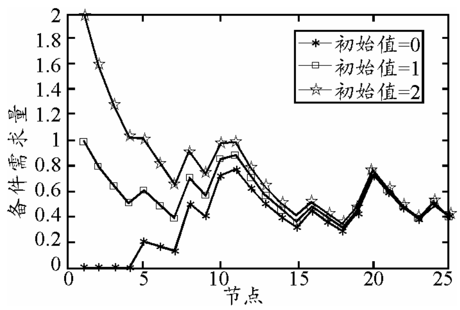

图1　初始值分析图

由图1可见，在第25组数据，$a=0.2$ 时，预测值在第1期到第15期差异很大，在第20期左右开始趋于重合，随着节点的推移，初始值对预测值的影响越来越大，说明如果节点的数据点较少，如在20以下，初始值对以后的预测值影响很大。

可以推断，如果选取第36组数据，则从第20

期以后的预测值全部相同，预测曲线趋于重合，结果如图 2。

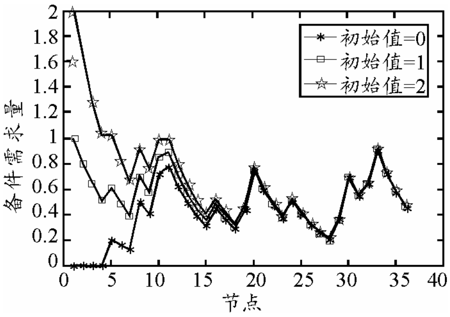

图 2 初始值分析图

从图 2 中可以看出，在时间序列数据较多时，从某一时期开始，预测曲线趋于重合，初始值对今后的预测值无任何影响。这一临界时期只与加权系数 a 值有关。

下面选取表 1 中的 36 组数据进行实验，a 值分别选定 0.1、0.3、0.6，初始值分别选取 $\hat{y}_0 = 0, \hat{y}_0 = 1, \hat{y}_0 = 2$，进行计算，结果如图 3、图 4、图 5。

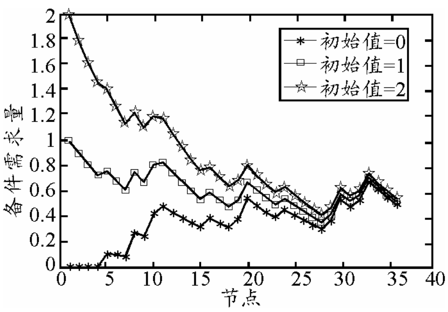

图 3 a=0.1 初始值分析图

从图 3 中可以看出，当加权系数 $a = 0.1$ 时，预测曲线比图 (2) $a = 0.2$ 时预测数据波动较大，从第 32 期开始，预测曲线才变得趋于重合。

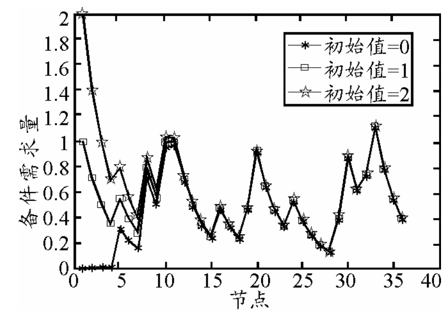

图 4 a=0.3 初始值分析图

从图 4 中可以看出，当加权系数 $a = 0.3$ 时，预测曲线波动较小，预测数据从第 9 期就开始相同，预测曲线趋于重合的临界期数比 $a = 0.1$ 和 $a = 0.2$ 都有所提前。

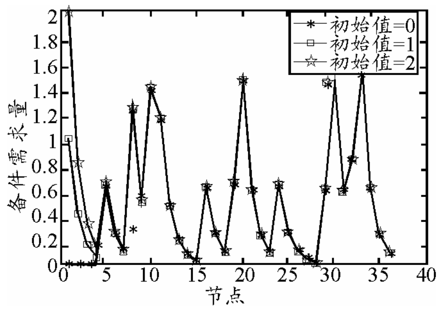

图 5 $a = 0.6$ 初始值分析图

从图 5 中可以看出，在 $a = 0.6$ 时，预测值并无很大差异，预测曲线从第 5 期开始趋于重合，说明如果时间序列的数据点较多，如在 20 以上，初始值对以后的预测值影响很小，可以忽略不计。本文预测数据为 36 组，可以忽略初始值对预测结果的影响，选取 $\hat{y}_0 = 0$。

3.2 加权系数讨论

a 值是一个经验数据，故需要由预测者进行选定[10]。由于目前并无较好的确定 a 值的方法，笔者选取 $\hat{y}_0 = 0$, a=0.1, a=0.3, a=0.6, a=0.9 分别进行试算比较，哪个 a 值引起的预测误差最小，就采用哪个。分析第 25 至 36 期的预测结果如表 2。从表 2 中可看出，在 a=0.1, a=0.3, a=0.6, a=0.9 时，预测值差异很大。通过计算方差，选取使方差最小的 a 值。

表 2 预测值

节点	需求值	a=0.1 预测值	a=0.3 预测值	a=0.6 预测值	a=0.9 预测值
25	0	0.409 55	0.364 76	0.254 91	0.090 019
26	0	0.368 6	0.255 33	0.101 96	0.009 001 9
27	0	0.331 74	0.178 73	0.040 785	0.000 900 19
28	1	0.298 56	0.125 11	0.016 314	0.000 090 019
29	2	0.368 71	0.387 58	0.606 53	0.900 01
30	0	0.531 84	0.871 31	1.442 6	1.89
31	1	0.478 65	0.609 91	0.577 04	0.189
32	2	0.530 79	0.726 94	0.830 82	0.918 9
33	0	0.677 71	1.108 9	1.532 3	1.89 19
34	0	0.609 94	0.776 2	0.612 93	0.189 19
35	0	0.548 94	0.543 34	0.245 17	0.018 919
36	0	0.494 05	0.380 34	0.098 069	0.001 891 9

$$S_{a=0.1}^2 = \frac{\sum_{t=1}^{36}\left(y_t - \hat{y}_t\right)^2}{36-1} = 860.97\times10^{-5}$$

$$S_{a=0.3}^2 = 843.48\times10^{-5}$$

$$S_{a=0.6}^2 = 171.74\times10^{-5}$$

$$S_{a=0.9}^2 = 1.022\,6\times10^{-5}$$

从计算结果来看，当$a=0.9$时，其方差最小，故选定加权系数$a=0.9$。$\hat{y}_0=0$，$a=0.1, a=0.3, a=0.6, a=0.9$时的预测曲线如图6，分析第25至36期的预测结果。

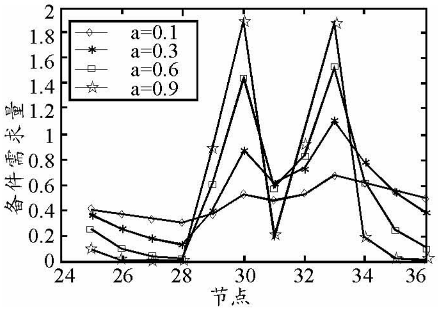

图6　$\hat{y}_0=0$不同加权系数预测曲线

从图6中可以看出，a值越小，预测曲线越平缓；a值越大，预测曲线越陡峭。说明加权系数a越接近1，远期实际值对本期平滑值的下降越迅速；a越接近0，远期实际值对本期平滑值的影响程度的下降越缓慢[11]。由此，当时间序列相对平稳时，可取较大的a值；当时间序列波动较大时，应取较小的a值，以免忽略远期实际值的影响。因此，加权系数的取值至关重要，它决定了平滑水平及对预测值与实际结果之间差异的响应速度[12]。笔者选取$a=0.9$。

针对以上样本数据特征及上述分析，选取初始值$\hat{y}_0=0$和加权系数$a=0.9$代入式(3)中进行计算，计算结果如表3，预测值如图7。

表3　预测结果

时期	实际值	预测值	时期	实际值	预测值
25	0	0.09	31	1	0.189
26	0	0.009	32	2	0.918 9
27	0	0.000 9	33	0	1.891 9
28	1	0.01	34	0	0.189 012
29	2	0.9	35	0	0.018 9
30	0	1.89	36	0	0.001 9

从表3和图7中可以看出，预测结果29、30、31、32为错误预测，其余均正确。31的预测结果取整后难以判断，须结合当时的实际任务情况选择备件数量，具有一定的主观性。虽然采用误差最小的加权系数进行预测，预测结果具有一定的准确性，但预测精度仍有待提高，主要因为备件消耗数据中存在大量的零值，且需求为间断性随机性大；其次是因为指数平滑法只是简单的利用备件消耗的历史数据来进行预测，而没有考虑其它一些同样对备件消耗起影响作用的因素。

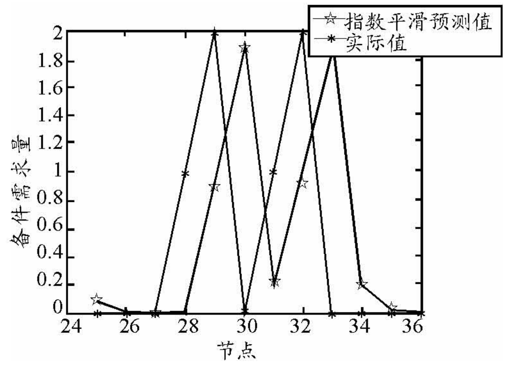

图7　测试样本预测消耗与实际消耗对比

4　结束语

仿真结果表明：该方法是可行的，能较好地实现间断性需求备件的预测。

参考文献：

[1] 张丽媛. 动车组维修备件库存管理[D]. 北京：北京交通大学硕士学位论文, 2008.

[2] Kamath K Rajashree, T P M Pakkala. A Bayesian approach to a dynamic inventory model under an unknown demand distribution[J]. Computers&Operations Research, 2002, 29(4): 403-422.

[3] Croston J. D. Forecasting and stock Control for Intermittent Demands[J]. Operational Research Quarterly, 1972, 23(3): 289-304.

[4] Willemain T R, Smart C N, Schwarz H F. A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories[J]. International Journal of Forecasting, 2004, 20(6): 375-387.

[5] 任博，张恒喜，苏畅，等. 基于支持向量机的飞机备件需求预测[J]. 2005, 30(3): 79-80.

[6] 王玮. 集成多SVM的不常用备件需求预测支持系统研究[D]. 武汉：华中科技大学硕士学位论文, 2007.

[7] 王振龙. 时间序列分析[M]. 北京：中国统计出版社, 2002.

[8] 王文. 基于支持向量机的不常用备件需求预测方法研究[D]. 武汉：华中科技大学硕士学位论文, 2006.

[9] 田春华. 船厂工程项目成本预测及其应用研究[D]. 武汉：武汉理工大学硕士学位论文, 2007.

[10] 苗开超. 基于指数平滑模型的农产品价格预测研究[D]. 合肥：合肥工业大学硕士学位论文, 2009.

[11] 张恒喜，郭基联，朱家元，等. 小样本多元数据分析方法及应用[M]. 西安：西北工业大学出版社, 2002.

[12] 李遵建，苏道武，等. 应用指数平滑技术预测水平变形[J]. 山东农业大学学报, 2009, 40(4): 559-662.

[13] 尹晓飞，马瑞萍，唐震. 基于使用可用度的导弹初始备件需求模型[J]. 四川兵工学报, 2009(2): 26-28.