

DOI:10.16356/j.1005-2615.2018.05.013

基于模糊软集合和 Bayes 的后续备件组合预测方法

董晓雄¹ 陈云翔¹ 张玮玉² 张帆³

(1. 空军工程大学装备管理与安全工程学院, 西安, 710051;

2. 中国南方航空股份有限公司西安分公司, 西安, 710065; 3. 中国人民解放军 66139 部队, 北京, 100144)

摘要:针对后续备件需求预测精度低的问题,提出一种基于模糊软集合和贝叶斯的后续备件组合预测方法。首先根据后续备件的消耗规律,分别提出后续备件因果预测模型和时序预测模型;然后选取残差平方和、信息熵和相关系数作为预测效果的评价准则,以两种单项预测方法的预测效果作为先验信息,采用德尔菲法对单项预测方法进行模糊评价,构建模糊软映射;最后综合先验信息与专家模糊评价值,利用贝叶斯方法确定组合权系数求得预测结果。结合算例,对比分析方法的优越性,表明该方法具有较好的合理性和有效性。

关键词:后续备件;组合预测;模糊软集合;贝叶斯

中图分类号:V37

文献标志码:A

文章编号:1005-2615(2018)05-0672-07

Combined Forecasting Approach for Subsequent Spare Parts Based on Fuzzy Soft Set and Bayesian

DONG Xiaoxiong¹, CHEN Yunxiang¹, ZHANG Weiyu², ZHANG Fan³

(1. Equipment Management & Safety Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an, 710051, China;

2. Southern Airlines Company Branch, Xi'an, 710065, China, 3. Unit 66139 of PLA, Beijing, 100144, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy of the demand prediction for the subsequent spare parts, a new method for the prediction of subsequent spare parts is proposed by using fuzzy soft set and Bayesian. Based on the consumption rule of the subsequent spare parts, the causal prediction model and the time series prediction model are presented, and the sum of squared residuals, the information entropy and correlation coefficient are chosen as the evaluation criterion of prediction error. The prediction effect of two single prediction methods is used as prior information. Delphi method is used to evaluate the single prediction method and construct fuzzy soft mapping. Finally, combining the prior information and the fuzzy evaluation value of the experts, the combination weight coefficient is determined by Bayesian method. An example is included to show the superiority, rationality and validity of the proposed method.

Key words: subsequent spare parts; combination forecast; fuzzy soft set; Bayesian

后续备件,是指飞机在保证期以后所规定的时间内为恢复飞机主机、机载设备与地面保障设备的设计性能所必需的可修复件和不可修复件,用以满

足使用方各级维修所需的备件为主,包括替换故障的周转备件^[1]。在飞机的保障资源中,备件对飞机完好率的影响是最直接、最敏感的,而备件系统大

基金项目:国家自然科学基金(71571190,71601183,L1534031)资助项目。

收稿日期:2017-07-18;**修订日期:**2017-12-13

通信作者:陈云翔,男,教授,博士生导师,E-mail:cyx87793@163.com。

引用格式:董晓雄,陈云翔,张玮玉,等.基于模糊软集合和 Bayes 的后续备件组合预测方法[J].南京航空航天大学学报,2018,50(5):672-678. DONG Xiaoxiong, CHEN Yunxiang, ZHANG Weiyu, et al. Combined forecasting approach for subsequent spare parts based on fuzzy soft set and bayesian[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2018, 50(5): 672-678.

量订货和管理的是后续备件,因此后续备件需求预测具有重要的经济和军事研究价值^[2]。

后续备件一般都具有丰富的历史故障信息,已积累了一定数量的实际使用数据,可以根据备件消耗的历史资料推测未来维修器材的需求量。国内外学者对后续备件需求预测的研究已经取得了一定的成果,主要体现在预测方法的多元化,有统计分析法、回归分析法、时间序列法、人工神经网络法和灰色预测法等^[2-5],这些方法以探究备件需求本身的发展规律为思想进行预测,当数据坡度大,预测周期过长或者系统受外部干扰强烈时,通过上述模型很难得到满意的效果,得到的预测结果通常误差较大。

针对单项预测存在的片面性问题和预测精度不高的问题,本文根据后续备件消耗特点,在时间序列和回归分析法的基础上,建立后续备件需求量组合预测模型,组合预测方法通过组合加权系数,建立基于单个预测模型的协调模型,取长补短,能达到更好的预测效果^[6-9]。组合预测方法的关键是如何确定组合权系数^[10-11],目前主要有3类方法:(1)根据某一预测效果评价准则构建优化模型,求解得到预测的组合权系数,该方法较为片面,预测效果评价准则多样,无法使其他预测效果评价准则值改进。(2)利用多准则决策方法确定准则权系数,如熵权法,采用熵权法等方法确定组合权系数时,无法保证组合预测值的预测评价效果准则值比单个预测方法的就一定更好。(3)利用信息集成算子来确定组合权系数,该方法依赖每个决策者的知识背景,主观性较强。针对上述情况,本文根据预测效果评价准则多样性的特点,选取了3个典型预测效果评价准则:残差平方和、信息熵和相关系数,以此作为先验信息,利用模糊软集合参数工具无限限制性的优势和贝叶斯公式对先验信息修正的优势确定组合权系数,主观与客观相结合,以减小预测误差,尝试为后续备件需求预测实践提供一个有效应用工具。

1 后续备件需求量组合模型

1.1 后续备件的因果预测

随着预测科学的发展,预测方法越来越多,据估计,目前预测方法多达150多种,常用的方法也有十几种。但这其中并不是所有的方法都适合于备件预测。在众多的航空备件中,有一部分备件的消耗量较大,其消耗数基本服从正态分布,如轮胎、刹车片等,这部分备件的消耗与飞行任务之间有因

果关系,可以根据飞机数量、飞行时间以及飞行起落等数据,运用回归分析法来预测需求量。

假设现有 N 组观察数据 $y(t)(t=1,2,\dots,N)$,基于回归分析的后续备件需求量预测模型为

$$\hat{y}(t) = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_3 x_3 \quad (1)$$

式中: $\hat{y}(t)$ 表示第 t 时刻的备件需求量预测值; x_1 表示飞机架数; x_2 表示飞行时间; x_3 表示飞行起落次数; b_i 为参数估计值。

对于式(1),确定回归方程就是确定一组参数估计值 b_i ,在最小二乘准则下的参数估计值即回归方程的系数估计为

$$\mathbf{B} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Y} = (y_1, \dots, y_N)^T$ 表示备件需求量预测值; $\mathbf{B} = (b_0, b_1, b_2, b_3)^T$ 为参数估计值; $\mathbf{X} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & x_{31} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1N} & x_{2N} & x_{3N} \end{bmatrix}; x_{1j}, x_{2j}, x_{3j} \text{ 分别表示 } x_1,$$

x_2, x_3 在时刻 j 的观察值。

1.2 后续备件的时序预测

由于影响航空备件需求的因素很多,有些因素根本无法量化,因而除一部分的需求与飞行任务之间存在因果关系外,其余一部分备件只能是剔除各种随机因素,把它看作是一个纯粹的时间序列,此时,航材备件的需求预测适合采用时序预测模型。时序预测模型很多,考虑航材备件的需求特点,本文采用航材备件需求的自回归(Autoregressive, AR)模型,记为AR(p)。

设后续备件的自回归需求预测模型为

$$\hat{y}(t) = a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_p y(t-p) \quad (3)$$

式中: $y(t-p)$ 表示第 $t-p$ 时刻的备件需求量; a_j 为系数。问题就归结为求系数 a_j 及确定模型的阶 p 。

(1) 参数估计

对于式(3)的自回归模型,写成向量形式

$$\hat{\mathbf{y}}(t) = \Phi^T(t) \mathbf{a} \quad (4)$$

$$\text{式中 } \Phi(t) = \begin{bmatrix} y(t-1) \\ \vdots \\ y(t-p) \end{bmatrix}, \mathbf{a} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_p \end{bmatrix}.$$

故在最小二乘准则下的参数估计阵为

$$\hat{\mathbf{a}} = [\mathbf{H}^T(n) \mathbf{H}(n)]^{-1} \mathbf{H}^T(n) \mathbf{Z}(n) \quad (5)$$

$$\text{式中 } \mathbf{H}(n) = \begin{bmatrix} \Phi^T(1) \\ \Phi^T(2) \\ \vdots \\ \Phi^T(n) \end{bmatrix}, \mathbf{Z}(n) = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}.$$

上式不是递推式,在求解过程中,需要存储已经获得的全部观测数据并不断的完成矩阵求逆运算,为了减少计算量,更适应编程,把式(5)转换成递推形式,则有

$$\hat{a}(n+1) = \hat{a}(n) + K(n+1)[y_{n+1} - \Phi^T(n+1)\hat{a}(n)] \quad (6)$$

$$K(n+1) = \frac{P(n)\Phi(n+1)}{1 + \Phi^T(n+1)P(n)\Phi(n+1)} \quad (7)$$

$$P(n+1) = [1 - K(n+1)\Phi^T(n+1)]P(n) \quad (8)$$

在计算时, $\hat{a}(n)$, $P(n)$ 的初值要事先设定,在无先验信息时,可取 $\hat{a}(0) = 0$, $P(0) = \mu I$, μ 是一个很大的整数,可取 $\mu = 1\ 000$ 。

(2)模型的 F 检验

对于已给出的数据拟合 AR 模型时,确定模型阶 p 的数值很重要,总是希望在满足误差的条件下,阶数 p 越低越好,这样模型简单,容易计算。因此可由低阶开始递增阶数拟合 AR(p)模型,并分别计算相应的 AR(p)模型的残差平方和 RSS,有

$$RSS = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{a}_1(n)y_{i-1} - \dots - \hat{a}_p(n)y_{i-p}]^2 \quad (9)$$

直到 RSS 减少到不显著为止,这时对应的模型阶数 p 就是要找的模型阶数。

1.3 后续备件组合预测模型

后续备件组合预测模型为

$$\hat{y}(t) = \omega_1 \hat{y}_1(t) + \omega_2 \hat{y}_2(t) \quad (10)$$

式中: ω_1 表示回归预测的权重系数; ω_2 表示时间序列预测的权重系数; $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

求此组合预测模型就是在给定的条件下求得组合预测模型的加权系数。本文引入模糊软集合理论和贝叶斯方法,以残差平方和、信息熵、相关系数为评价准则确定组合权系数,以提高后续备件需求组合预测的精度。

2 基于模糊软集合和贝叶斯方法的组合权系数

2.1 确定评价准则

预测误差是指实际值与预测值之间的差,误差越小,预测结果的精度就越高。要衡量一个预测模型的优劣,就要分析预测模型在原时间序列范围内的预测误差的大小。本文选取残差平方和、信息熵、相关系数作为预测误差的评价准则。

(1)残差平方和

为了明确解释变量和随机误差各产生的效应是多少,统计学上把数据点与它在回归直线上相应

位置的差异称为残差,把每个残差平方之后加起来称为残差平方和,用它表示随机误差的效应。一组数据残差平方和越小,其拟合程度越好。

若以预测误差平方和 Q 作为反映预测精度的一个指标,则

$$Q_i = \sum_{t=1}^N e_i^2 = \sum_{t=1}^N (y(t) - \hat{y}(t))^2 \quad (11)$$

(2)信息熵

在信息论中^[12],信息熵是从平均意义上表征信源总体信息测度的一个量。对于某个特定信源(概率空间给定),其信息熵是一个确定的数值,信息熵代表系统的平均不肯定度和随机性,是系统紊乱程度的测度。一个系统如果随机性很大,毫无秩序,其信息熵一定很大。如果系统有一定的规则,则信息熵就小,因此可以把熵引申应用到对事物集合的度量。

1948年,Shannon将信息熵数学抽象为:概率系统的 n 个事件 $(X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n)$,第 i 个事件 X_i 出现的概率为 P_i 的样本空间的不确定程度。当事件发生 X_i 后,给出的信息量是 $H_i = -P_i \ln P_i$,对于由 n 个事件构成的概率系统,产生的平均信息量记为 $H(P_1, \dots, P_n)$,且有

$$H(P_1, \dots, P_n) = \sum_{i=1}^n H_i = - \sum_{i=1}^n P_i \ln P_i \quad (12)$$

式中 $\sum_{i=1}^n P_i = 1$,令

$$e_i(t) = \begin{cases} 1 & \frac{|(y(t) - \hat{y}_i(t))|}{y(t)} \geq 1 \\ \frac{|(y(t) - \hat{y}_i(t))|}{y(t)} & 0 \leq \frac{|(y(t) - \hat{y}_i(t))|}{y(t)} < 1 \end{cases} \quad (13)$$

则称 $e_i(t)$ 为第 i 种预测方法在第 t 时刻的预测相对误差。显然, $0 \leq e_i(t) \leq 1$, $\{e_i(t); i = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots, N\}$ 为第 i 种预测方法在第 t 时刻的预测相对误差序列。

将各种单项预测方法预测相对误差序列归一化。即计算第 i 种单项预测方法在第 t 时刻的预测相对误差的比重。

$$p_i(t) = \frac{e_i(t)}{\sum_{i=1}^N e_i(t)}, t = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

显然 $\sum_{i=1}^N p_i(t) = 1, i = 1, 2, \dots, n$ 。

计算第 i 种单项预测方法的预测相对误差的嫡值。

$$h_i = -k \sum_{t=1}^N p_i(t) \ln p_i(t), i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

式中: $k > 0$ 为常数, \ln 为自然对数, $h_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 。对第 i 种单项预测方法而言, 如果 $p_i(t)$ 全部相等, 即 $p_i(t) = 1/N, t = 1, 2, \dots, N$, 那么 h_i 取极大值, 即 $h_i = k \ln N$, 这里取 $k = 1/\ln N$, 则有 $0 \leq h \leq 1$ 。

由信息熵的定义可以得出某个单项预测方法预测误差序列的熵值越小, 其变异程度越大。

(3) 相关系数

在多元分析中, 相关系数是测量两个随机变量之间线性相关的方向和程度的指标, 当预测值越接近实际值时, 二序列的相关程度就越高, 因而可以使用相关系数来度量预测的精确程度。本文采用相关系数来确定预测序列 i 和实际序列 j 的相关程度 r_{ij} , 即

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n |u_{ki} - \bar{u}_i| |u_{kj} - \bar{u}_j|}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (u_{ki} - \bar{u}_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^n (u_{kj} - \bar{u}_j)^2}} \quad (16)$$

式中: $\bar{u}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u_{ki}, \bar{u}_j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u_{kj}$ 。

2.2 模糊软集合理论及贝叶斯公式

文献[13]指出, 软集合理论是由 Molodtsov 在 1999 年发表的文章“Soft set theory—first results”中正式提出的, 标志着软集合理论的诞生。随后很多学者对软集合的运算进行了研究, 并在此基础上提出了软积分、软微分、软极限以及软概率等概念。目前, 软集合理论已成为处理不确定、模糊和不能精确定义对象的一种通用数学工具, 常应用于决策、评价、参数约减、指标权重确定, 软代数、预测以及分类等方面^[14]。

定义 1 软集合。设 U 为初始论域, E 为参数集, $P(U)$ 为 U 的幂集, (F, E) 是 U 上的一个软集合, 当且仅当 F 是 E 到 $P(U)$ 的一个映射。每个 $F(e) (e \in E)$ 都可以看作是软集合 (F, E) 中 e 元素的集合, 或者是软集合 (F, E) 中 e 近似元素的集合。

定义 2 模糊软集合。设 U 为初始论域, E 为参数集, $\epsilon(U)$ 代表定义在 U 上的模糊集, $A \subseteq E$, (F, A) 是论域 U 上的一个模糊软集合, 且仅当 F 是 A 到 $\epsilon(U)$ 的一个映射。

假设 X 女士准备购买房子, 论域 U 表示房子的集合, $U = \{h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6\}$, 参数集 $A = \{\text{beautiful, wooden, cheap}\} = \{e_1, e_2, e_3\}$, 用来描述房子的特点, 模糊软集合就可以描述每个房子对

于 E 中参数的符合程度。例如

$$F(e_1) = \left\{ \frac{h_1}{0.8}, \frac{h_2}{0.6}, \frac{h_3}{0.4}, \frac{h_4}{0.7}, \frac{h_5}{0.3}, \frac{h_6}{0.5} \right\}$$

$$F(e_2) = \left\{ \frac{h_1}{0.9}, \frac{h_2}{0.7}, \frac{h_3}{0.5}, \frac{h_4}{0.6}, \frac{h_5}{0.2}, \frac{h_6}{0.1} \right\}$$

$$F(e_3) = \left\{ \frac{h_1}{0.3}, \frac{h_2}{0.6}, \frac{h_3}{0.8}, \frac{h_4}{0.4}, \frac{h_5}{0.6}, \frac{h_6}{0.7} \right\}$$

模糊软集合可以用表格进行形象地表示。如 (F, A) 可以表示为表 1。

表 1 模糊软集合 (F, A)

Tab. 1 Fuzzy soft set (F, A)

U	beautiful= e_1	wooden= e_2	cheap= e_3
h_1	0.8	0.9	0.3
h_2	0.6	0.7	0.6
h_3	0.4	0.5	0.8
h_4	0.7	0.6	0.4
h_5	0.3	0.2	0.6
h_6	0.5	0.1	0.7

定义 3 贝叶斯公式。设试验 E 的样本空间为 S, A 为 E 的事件, B_1, B_2, \dots, B_n 为 S 的一个划分, 且 $P(A) > 0, P(B_i) > 0 (i = 1, 2, \dots, n)$, 则贝叶斯公式表示为

$$P(B_i | A) = \frac{P(A | B_i)P(B_i)}{\sum_{j=1}^n P(A | B_j)P(B_j)} \quad (17)$$

2.3 组合权系数确定

基于模糊软集合和贝叶斯的组合权系数确定步骤如下。

Step 1 根据时间序列和回归分析法的预测结果, 分别计算得到两种单项预测方法预测效果的评价准则(残差平方和、信息熵和相关系数)结果; 采用德尔菲法对评价准则参数进行模糊评价, 输入模糊软集 (F, A) 。

Step 2 输入初始论域 U 。

Step 3 通过贝叶斯公式计算参数 e_i 的权重。

Step 4 计算 $e'_i = \text{avg}(e_i)$ 。

3 实例分析

假设某航空公司飞机梯队 2011—2015 年某航空备件的消耗资料如表 2 所示。分别运用时间序列分析法、回归分析法对航空备件需求量进行预测, 结果如表 3 所示。

通过 Matlab 编程求解得到备件的因果预测模型为

$$y_1(t) = 3.821\ 671 + 0.01\ 899\ 625x_3 \quad (18)$$

通过 Matlab 编程求解得到备件的自回归预测模型为

$$\hat{y}_2(t) = 1.138y(t-1) + 0.256y(t-2) \quad (19)$$

表2 某航空公司飞机梯队2011—2015年某航空备件的消耗数据

Tab. 2 Spare parts demand data of one airlines from 2011 to 2015

时间	飞机架数	飞行小时	飞行起落	消耗数量	
2011年度	一季度	26	474	991	27
	二季度	54	713	2 387	47
	三季度	60	1 185	2 134	44
	四季度	60	610	1 674	39
2012年度	一季度	31	505	961	25
	二季度	31	519	738	18
	三季度	31	396	615	14
	四季度	29	248	792	16
2013年度	一季度	29	381	1 007	25
	二季度	29	854	1 147	26
	三季度	30	469	710	16
	四季度	30	431	548	13
2014年度	一季度	30	406	547	16
	二季度	26	474	991	20
	三季度	54	713	2 387	47
	四季度	60	1 185	2 134	44
2015年度	一季度	60	610	1 674	39
	二季度	31	505	971	24
	三季度	31	519	738	18
	四季度	31	396	615	14

表3 时序预测和的回归预测的预测值及相对误差

Tab. 3 The predicted value and the relative error of time-series forecasting and regression forecasting

时间	$y(t)$	$\hat{y}_1(t)$	$\hat{y}_2(t)$	$e_1(t)$	$e_2(t)$	
2011年度	一季度	27	23	—	4.353 0	—
	二季度	47	49	—	-2.165 2	—
	三季度	44	44	47	-0.360 0	-2.565 2
	四季度	39	36	38	3.378 6	0.968 7
2012年度	一季度	25	22	33	2.922 9	-8.110 2
	二季度	18	18	18	0.159 0	-0.460 7
	三季度	14	16	14	-1.504 4	-0.802 6
	四季度	16	19	11	-2.866 7	4.678 9
2013年度	一季度	25	23	15	2.049 1	10.379 1
	二季度	26	26	24	0.389 6	1.650 7
	三季度	16	17	23	-1.309 0	-7.182 9
	四季度	13	14	12	-1.231 6	1.451 4
2014年度	一季度	16	14	11	1.787 4	5.304 6
	二季度	20	23	15	-2.647 0	5.123 1
	三季度	47	49	19	-2.165 7	28.339 9
	四季度	44	44	48	-0.360 0	-4.357 4
2015年度	一季度	39	36	38	3.378 6	0.968 8
	二季度	24	22	33	1.733 0	-9.110 2
	三季度	18	18	17	0.159 1	0.671 3
	四季度	14	16	14	-1.504 3	-0.336 3

注： $y(t)$ 为实际消耗值； \hat{y}_1 为回归模型的预测值； $\hat{y}_2(t)$ 为时序模型的预测值； e_1 为回归模型在各点的误差； $e_2(t)$ 为时序模型在各点的误差。

根据表3中的数据，分别计算两种单项预测方法预测误差的评价准则结果，如表4所示。

表4 两种单项预测方法预测误差的评价准则结果

Tab. 4 Evaluation results of two kinds of single forecasting method predict error rule

	信息熵	相关系数	残差平方和
$y_1(t)$	0.179 9	0.982 8	87.512 79
$y_2(t)$	0.025 6	0.635 7	1 242.472

令初始论域 $U = \{\text{信息熵, 相关系数, 残差平方和}\} = \{h_1, h_2, h_3\}$ ，两种单项预测方法作为评价对象表示为 $A = \{y_1(t), y_2(t)\} = \{y_1, y_2\}$ ，以表3中预测误差的评价准则结果作为先验信息，采用德尔菲法对评价对象进行模糊评价，构建模糊软映射，综合先验信息与专家权重，利用贝叶斯公式最终确定两种单项预测方法的组合权系数。

专家对两种单项预测方法的模糊评价价值采用如下的等级 $H = \{0.1, 0.2, \dots, 1.0\}$ ，专家1认为 $\{y_1, y_2\}$ 的权重为0.4, 0.6；专家2认为 $\{y_1, y_2\}$ 的权重为0.7, 0.3；专家3认为 $\{y_1, y_2\}$ 的权重为0.6, 0.4；并将先验信息归一化（因残差平方和越小越好，先取倒数，再归一化），构建 A 到 U 的模糊软映射，如表5所示。

表5 模糊软集合

Tab. 5 Fuzzy soft set

U	y_1	y_2
h_1	0.9	0.1
h_2	0.6	0.4
h_3	0.9	0.1
λ_1	0.4	0.6
λ_2	0.7	0.3
λ_3	0.6	0.4

对专家1有

$$P(y_1 | h_1) = \frac{P(y_1)P(h_1 | y_1)}{\sum_{i=1}^3 P(y_i)P(h_1 | y_i)} = \frac{6}{7}$$

$$P(y_2 | h_1) = \frac{P(y_2)P(h_1 | y_2)}{\sum_{i=1}^3 P(y_i)P(h_1 | y_i)} = \frac{1}{7}$$

同理， $P(y_1 | h_2) = \frac{1}{2}, P(y_2 | h_2) = \frac{1}{2}$

$$P(y_1 | h_3) = \frac{6}{7}, P(y_2 | h_3) = \frac{1}{7}$$

$$y_{11} = \frac{1}{3}(P(y_1 | h_1) + P(y_1 | h_2) + P(y_1 | h_3)) =$$

$$\frac{31}{42}$$

$$y_{21} = \frac{1}{3}(P(y_2 | h_1) + P(y_2 | h_2) + P(y_2 | h_3)) =$$

$$\frac{11}{42}$$

同理,对专家 2 有

$$y_{12} = \frac{449}{550}, y_{22} = \frac{101}{550}$$

同理,对专家 3 有

$$y_{13} = \frac{321}{377}, e_{23} = \frac{56}{377}$$

最终得到 3 个评价准则的权重分别为

$$y'_1 = \frac{y_{11} + y_{12} + y_{13}}{3} = 0.8020$$

$$y'_2 = \frac{y_{21} + y_{22} + y_{23}}{3} = 0.1980$$

所以由式(15)得基于模糊软集合和贝叶斯的后续备件组合预测模型为

$$\hat{y}'(t) = 0.8020\hat{y}_{1t} + 0.1980\hat{y}_{2t}(t) \\ t = 1, 2, \dots, 20 \quad (20)$$

把表 2 中的数据代入式(20)计算出基于模糊软集合和贝叶斯的后续备件组合预测值 $\hat{y}'(t)$ 。

以预测误差平方和 Q 作为反映预测精度的指标,则回归预测、时序预测、基于模糊软集合和贝叶斯的组合预测和基于熵值的组合预测对应的预测误差平方和,见表 6。

表 6 不同预测方法预测精度比较

Tab. 6 Precision comparison of different prediction methods

预测方法	Q_i
回归预测	87.5128
时序预测	98.3494
本文方法	65.3621
基于熵值的组合预测	65.5521

通过表 6 的结果可以看出,本文提出的方法既优于回归预测、时序预测两种单项预测方法,同时也优于基于熵值的组合预测方法。这表明本文提出的方法具有更好的优越性,是后续备件需求预测可靠而有效的方法。

4 结束语

针对传统方法预测后续备件需求精度低的问题,本文提出了一种基于模糊软集合和贝叶斯的后续备件组合预测方法,根据后续备件的消耗规律,分别提出后续备件因果预测模型和时序预测模型;以残差平方和、信息熵、相关系数为预测效果评价准则,采用德尔菲法对因果预测模型和时序预测模型进行模糊评价,综合考虑两种单项预测方法的预测效果和专家的模糊评价利用贝叶斯方法确定组合预测的权系数,最终求得预测结果,算例结果表明该方法具有满意和稳定的预测精度,满足实际应用要求,是后续备件需求预测可靠而有效的方法。

参考文献:

- [1] 全军军事术语管理委员会. 中国人民解放军军语[M]. 北京: 军事科学出版社, 2011.
Army Military Terminology Management Committee. The Chinese people's liberation army troops [M]. Beijing: Military Science Press, 2011.
- [2] JOSE R, MARCO A M. Demand forecasting and inventory control: A simulation study on automotive spare parts[J]. International Journal of Production Economics, 2015, 161(1):1-16.
- [3] ZHU S, DEKKER R, JAARSVELD W V, et al. An improved method for forecasting spare parts demand using extreme value theory[J]. European Journal of Operational Research, 2017, 261(1):169-181.
- [4] ROSIENKIEWICZ M, CHLEBUS E, DETYNA J. A hybrid spares demand forecasting method dedicated to mining industry[J]. Applied Mathematical Modelling, 2017, 49:87-107.
- [5] HEMEIMAT R, ALQATAWNEH L, ARAFEH M, et al. Forecasting spare parts demand using statistical analysis[J]. American Journal of Operations Research, 2016, 6(2):8-12.
- [6] BATES J M, GRANGER C W J. Combination of forecasts[J]. Operations Research Quarterly, 1969, 20(4):451-468.
- [7] 赵建忠, 欧阳中辉, 张磊, 等. 基于多智能体遗传算法优化的航空电子设备状态组合预测[J]. 兵工学报, 2016, 37(4):728-732.
ZHAO Jianzhong, OUYANG Zhonghui, ZHANG Lei, et al. Combined prediction on avionics state optimized by MAGA[J]. Acta Armamentaria, 2016, 37(4):728-732.
- [8] 许绍杰, 张衡, 聂涛, 等. 基于组合预测的间歇性需求器材预测[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(1):112-116.
XU Shaojie, ZHANG Heng, NIE Tao, et al. Forecasting for materials with intermittent demand based on combined forecasting [J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(1):112-116.
- [9] 蔡伟宁, 方卫国. 飞机研制费用的组合预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(8):1574-1578.
CAI Weining, FANG Weiguang. Combination forecasting method for development cost of aircraft[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(8):1574-1578.
- [10] 吕永乐, 郎荣玲, 谈展中. 基于“序列相对贴近期”的组合预测权值分配[J]. 北京航空航天大学学报,

- 2009, 35(12):1434-1438.
- LÜ Yongle, LANG Rongling, TAN Zhanzhong. Weight allocation of combination prediction based on sequence relative nearness degree[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(12):1434-1438.
- [11] 周四清, 王坚强. 基于多准则优化的组合预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(7):1652-1656.
- ZHOU Siqing, WANG Jianqiang. Combined forecasting approach based on multi-criteria optimization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(7):1652-1656.
- [12] 傅祖芸. 信息论[M]. 第3版. 北京:电子工业出版社, 2011:17-38.
- FU Zuyun. Information theory[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011:17-38.
- [13] 邹凯, 包明林, 张晓瑜. 基于三角模糊软集的多属性灰色关联决策方法[J]. 中国管理科学, 2015, 11(23):24-28.
- ZOU Kai, BAO Minglin, ZHANG Xiaoyu. Multiple attribute grey relational decision making method based on triangular fuzzy soft sets[J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 11(23):24-28.
- [14] 孙同云. 模糊软集合和贝叶斯公式在确定指标权重中的应用[J]. 重庆工商大学学报, 2014, 31(5):34-38.
- SUN Tongyun. Application of fuzzy soft set and Bayesian formula to index weight determination[J]. J Chongqing Technol Business Univ (Nat Sci Ed), 2014, 31(5):34-38.

(编辑:刘彦东)