

6-3-2020

## Modeling Approach for Predictive Maintenance Scheduling Model Based on Variable Conversion

Mingyi You

*No.36 Research Institute of CETC, Jiaxing 314033, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Modeling Approach for Predictive Maintenance Scheduling Model Based on Variable Conversion

### Abstract

**Abstract:** *A modeling approach for predictive maintenance (PdM) scheduling model based on decision variable conversion was proposed. Based on the proposed approach, a PdM scheduling model could be established by replacing the time decision variable in the corresponding classical time-based preventive maintenance (PM) scheduling model with product condition variable(s) and checking the correlation of the model parameters, maintenance effect and maintenance constraints with product condition. Based on the proposed modeling approach, the application case study considered an unreported predictive maintenance model in which system benefit was correlated with its condition. The proposed approach used the existing PM scheduling models for reference and simplified the modeling process for PdM scheduling models. The proposed approach can hopefully advance wide application of PdM policies.*

### Keywords

preventive maintenance, predictive maintenance, maintenance modeling, maintenance time optimization

### Recommended Citation

You Mingyi. Modeling Approach for Predictive Maintenance Scheduling Model Based on Variable Conversion[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(4): 847-852.

# 基于变量置换的预测维修规划模型建模方法

尤明懿

(中国电子科技集团公司第三十六研究所, 浙江 嘉兴 314033)

**摘要:** 提出一种基于变量置换的预测维修规划模型建模方法。基于该方法, 通过将传统基于时间的预防维修规划模型中的时间决策变量置换为产品状态监测变量, 检验模型参数、维修效果、维修限制的状态相关性, 即可实现对应的预测维修规划模型的建模。基于提出的建模方法, 应用案例考察了一种尚未见报道的系统效益与状态相关的预测维修规划模型。提出的建模方法充分借鉴现有的预防维修规划模型, 简化了预测维修规划模型的建模过程, 有望促进预测维修策略的广泛应用。

**关键词:** 预防维修; 预测维修; 维修建模; 维修时间优化

中图分类号: TB114 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 04-0847-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201704019

## Modeling Approach for Predictive Maintenance Scheduling Model Based on Variable Conversion

You Mingyi

(No.36 Research Institute of CETC, Jiaxing 314033, China)

**Abstract:** A modeling approach for predictive maintenance (PdM) scheduling model based on decision variable conversion was proposed. Based on the proposed approach, a PdM scheduling model could be established by replacing the time decision variable in the corresponding classical time-based preventive maintenance (PM) scheduling model with product condition variable(s) and checking the correlation of the model parameters, maintenance effect and maintenance constraints with product condition. Based on the proposed modeling approach, the application case study considered an unreported predictive maintenance model in which system benefit was correlated with its condition. The proposed approach used the existing PM scheduling models for reference and simplified the modeling process for PdM scheduling models. The proposed approach can hopefully advance wide application of PdM policies.

**Keywords:** preventive maintenance; predictive maintenance; maintenance modeling; maintenance time optimization

## 引言

最近十年, 人们见证了维修策略由事后维修, 基于时间的预防维修向基于状态监测的维修和预测维修的转变<sup>[1]</sup>。由于大量系统在失效前都经历衰

退过程, 而此衰退过程可由状态或系统性能的改变所反映, 基于状态监测的维修和预测维修在设备故障时间缩减, 维修费用缩减, 库存削减, 运行安全性提升等方面更为有效<sup>[2]</sup>。

从二十世纪 60 年代起, 维修规划就一直是研究者感兴趣的课题。文献中有许多维修规划模型, 其中大部分是预防维修规划模型。基于时间的预防维修规划模型建立于系统寿命分布信息之上, 而系统寿命分布信息一般都通过一批同类系统失效与



收稿日期: 2015-06-26 修回日期: 2015-11-12;  
作者简介: 尤明懿(1984-), 男, 江苏苏州, 博士, 高工, 研究方向为系统可靠性技术、产品寿命预测与健康健康管理技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 847 •

删失时间进行估计。由于预防维修规划模型建立于系统群体特征(即:系统寿命分布)之上,该预防维修规划模型的维修时间适用于全体样本。此外,预防维修规划模型中的维修时间一旦确定,就不随某个特定系统的实际运行状态而改变。

与预防维修规划模型不同地,预测维修规划模型建立于某个特定系统的预测衰退信号之上(给定其至当前时刻的衰退信号)。相应地,预测维修规划模型的最优维修时间仅适用于接受监测的特定系统。此外,一个预测维修规划模型中的最优预防维修时间随着收集到的系统实时状态监测信号的增多而动态更新,直至满足更新停止条件<sup>[3-4]</sup>。

目前,文献中的预测维修规划模型比较有限,其中大部分针对单部件系统。相应地,预测维修规划方面的研究可以是考察不同维修目的、维修策略、维修质量、维修限制的部件系统预测维修规划模型。当然,研究多部件系统的预测维修规划模型更重要。文献[5]提出了一种模块化的预测维修规划模型建模方法,将预测维修规划模型划分为目标模块、策略模块、衰退与恢复模块,通过将衰退与恢复模块中的基于系统寿命分布的失效概率预测全部或部分替换为基于系统状态监测变量预测的失效概率,便可得到预测维修规划模型。对于模型参数(如:系统效能、维修费用、维修时间等)与系统状态不相关的情况,文献[5]的方法是有效的。但在一些场合,系统效能、维修费用、维修时间均可能与系统状态相关。这种情况下,文献[5]的建模方法就不适用了。

基于上述考虑,本文提出一种更为全面的预测维修规划模型建模方法,以适应维修模型参数的状态相关性。

## 1 建模方法

基于决策变量置换的预测维修规划模型建模方法的主要思路是:通过将传统的基于时间的预防维修规划模型中的时间决策变量置换为产品状态监测变量,检验模型参数的状态相关性,实现对应的预测维修规划模型的建模。图 1 给出了基于决策变量置换的预测维修规划模型建模流程。

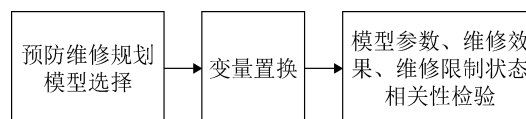


图 1 基于决策变量置换的预测维修规划模型建模流程  
Fig. 1 Modeling procedures for the predictive maintenance scheduling model based on decision variable conversion

预防维修规划模型选择是预测维修规划模型建立的第一步,选择符合维修策略制定者出发点的预防维修规划模型至关重要。选择适当的预防维修规划模型,需关注维修规划模型的各个要素:

目的:即开展维修规划希望优化的对象,可以是在有限的时间段内最小化维修总费用<sup>[6]</sup>,最小化长期平均维修费用率<sup>[7]</sup>,最大化有限时间段内的平均可用度<sup>[8]</sup>,等等。

维修方案:即一个维修策略中各预防维修时间的相互关系,可以是周期性维修方案<sup>[9]</sup>,控制限度维修方案<sup>[10]</sup>,顺序型维修方案<sup>[7]</sup>,等等。

维修限制,即开展维修时必须满足的条件,例如:短期系统可用度限制<sup>[8]</sup>,维修备件数量限制<sup>[6]</sup>,等等。

维修效果,即在事后维修及预防维修后系统状态恢复程度,例如:修复如新维修,修复非新维修,小修<sup>[7-10]</sup>,等等。

当上述四项要素均符合制定维修策略的意图时,可以选择此预防维修规划模型。

图 1 中的变量置换即将预防维修规划模型中的时间决策变量置换为系统状态决策变量,即:

$$F(f(t, p_m, m_e), c), \text{ 受限于 } C_m \quad (1)$$

$$\text{变换为 } F(f(t|v(T), p_m, m_e), c), \text{ 受限于 } C_m$$

式中:  $F(\cdot)$  为目标函数,  $f(t, p_m, m_e)$  为基于时间,维修方案  $p_m$ , 维修效果  $m_e$  的系统失效概率函数,  $f(t, p_m, m_e)$  全面反映了在决策时刻起至决策终止时刻(可能为正无穷),系统在各时刻的失效概率,  $c$  为维修规划模型参数(例如:事后/预防维修费用,事后/预防维修时间等),  $C_m$  为维修限制。 $f(t|v(T), p_m, m_e)$  为基于系统至当前时刻  $T$  的状态监测变量,维修方案  $p_m$ , 维修效果  $m_e$  的系统失效概率函数。由于系统状态监测变量又可表示为随时间变化的量,预

测维修规划模型的输出仍可以是时间轴上时刻  $T$  后的各个最优维修时间。

模型参数与维修限制状态相关性检验,即考察模型参数与维修限制是否与系统状态监测变量相关。例如,文献[11]考察了单部件系统预防维修时间与系统接受维修前状态相关情况下的预测维修规划模型,以优化系统的平均可用度。在这种情况下,式(1)中的预测维修规划模型需进一步扩展为:

$$F(f(v|T), p_m, m_e, c), \text{受限于 } C_m \rightarrow$$

$$F(f(t|v(T), p_m, m_e(v(T))), c(v(T))), \text{受限于 } C_m(v(T)) \quad (2)$$

式中:  $m_e(v(T))$ ,  $c(v(T))$ ,  $C_m(v(T))$ 分别为与系统状态监测变相相关的维修效果、模型参数和维修限制。需要指出的是,在预测维修规划时,有时需对状态监测变量进行预测并考察  $m_e(v(T))$ ,  $c(v(T))$ ,  $C_m(v(T))$ 与预测状态变量的相关性<sup>[11]</sup>。

随着特定系统实时状态监测变量的采集,通过计算各个时刻使得  $F(f(t|v(T), p_m, m_e(v(T))), c(v(T)))$  最大(或最小)的时刻  $T$  的最优预防维修时间,结合更新停止条件,即可完成预测维修策略的制定,其执行流程如图 2 所示。图中:  $T_{end}$  为维修策略结束时间。

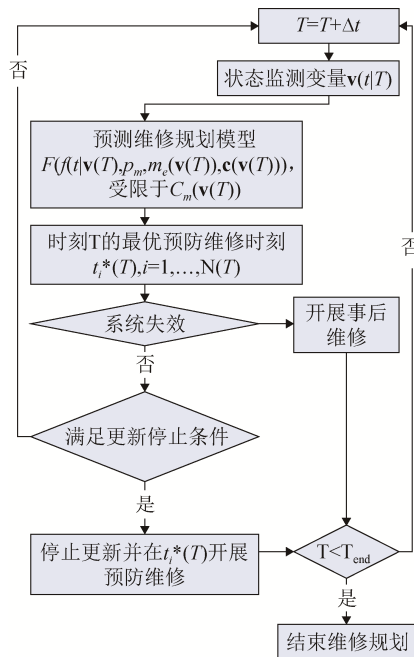


图 2 预测维修策略执行流程

Fig. 2 Implementation procedures for the predictive maintenance policy

## 2 建模与应用案例

本章节考察一个尚为见报道的系统效益与状态相关的预测维修规划模型建模与应用案例以具体说明上一章节给出的建模方法的应用步骤。

### 2.1 建模

首先选定一个典型的预防维修规划模型以作为预测维修规划模型的建模基础。预防维修规划模型的各个要素如表 1 所示。

表 1 预防维修规划模型要素  
Tab. 1 Essential elements of the predictive maintenance scheduling model

要素	要素内容
目的	最大化一个维修区间内的系统净效益 (即系统效益-维修费用)
维修方案	顺序型维修
维修限制	无
维修效果	预防维修、事后维修均修复如新

根据表 1 中的各个要素,预防维修规划模型(即一个维修区间内的期望系统净效益)为:

$$F(f(t, p_m, m_e), c) = \int_0^t c_s R(v) dv - \{c_{pm} \cdot R(t) + c_{cm} \cdot [1 - R(t)]\} \quad (3)$$

式中:  $R(\cdot)$  为基于系统寿命统计分布的系统寿命可靠性函数;  $t$  为预防维修时间随机变量;  $v$  为时间随机变量;  $c_s$  为系统单位时间产生的效益;  $c_{pm}$  为开展一次预防维修的费用;  $c_{cm}$  为开展一次事后维修的费用。

预测维修规划模型建立的变量置换步骤为:

$$F(t|f(v(T), p_m, m_e), c) = \left\{ \int_0^t c_s R(v|v(T)) dv \right\} - \{c_{pm} \cdot R(t|v(T)) + c_{cm} \cdot [1 - R(t|v(T))]\} \quad (4)$$

式中:  $R(v|v(T))$  为基于系统至当前时刻的状态监测变量  $v(T)$  估计的系统在时刻  $v$  的可靠度( $v \leq T$  时即  $R(v|v(T)) = 1$ )。式(4)将基于系统寿命分布的可靠性函数  $R(v)$  置换为基于系统状态监测变量的预可靠性函数  $R(v|v(T))$ 。另一方面,由于预测维修规划模型动态更新的特点,时刻  $T$  之前的系统状态已完全确定,因此式(4)可进一步写为:

$$\left\{ \int_0^t c_s R(v|\mathbf{v}(T)) dv \right\} - \left\{ c_{pm} \cdot R(t|\mathbf{v}(T)) + c_{cm} \cdot [1 - R(t|\mathbf{v}(T))] \right\} = \left\{ c_s T + \int_T^t c_s R(v|\mathbf{v}(T)) dv \right\} - \left\{ c_{pm} \cdot R(t|\mathbf{v}(T)) + c_{cm} \cdot [1 - R(t|\mathbf{v}(T))] \right\} \quad (5)$$

之后, 须检验模型参数、维修效果、维修限制的状态相关性。本例中假定系统单位时间产生的效益与系统状态有关, 则式(5)需进一步修正为:

$$F(f(t|\mathbf{v}(T)), p_m, m_e(\mathbf{v}(T)), \mathbf{c}(\mathbf{v}(T))) = \left\{ \int_0^T c_s(\mathbf{v}(\rho)) d\rho + \int_T^t c_s(\mathbf{v}(v)|\mathbf{v}(T)) R(v|\mathbf{v}(T)) dv \right\} - \left\{ c_{pm} \cdot R(t|\mathbf{v}(T)) + c_{cm} \cdot [1 - R(t|\mathbf{v}(T))] \right\} \quad (6)$$

式中:  $\rho$ 为不同于 $v$ 的时间随机变量且 $0 < \rho < T$ 。

为执行图 2 所示的预测维修策略, 式(6)中需明确的要素如表 2 所示。

部件或设备运行过程中, 往往于离散的采样点  $t_1, t_2, \dots$  观测到衰退信号, 其中  $t_i > 0$ , 于是有:

$$v(t_i) = \theta' + \alpha' t_i + \varepsilon(t_i) \quad (7)$$

首先, 基于式(7), 定义  $L_1 = v(t_1)$ ,  $L_i = v(t_i) - v(t_{i-1}), i = 2, 3, \dots$ 。在某系统运行过程中, 在点  $t_1, t_2, \dots, t_k$  (其中  $t_k = T$ ) 观测到信号  $L_1, L_2, \dots, L_k$ 。利

用贝叶斯定律, 可以证明  $(\theta', \alpha')$  的后验分布是均值为  $(\mu_{\theta'}, \mu_{\alpha'})$ , 方差为  $(\sigma_{\theta'}^2, \sigma_{\alpha'}^2)$  的二元分布, 其中:

$$\begin{aligned} \mu_{\theta'} &= \frac{(L_1 \sigma_0^2 + \mu_0 \sigma^2 t_1)(\sigma_1^2 t_k + \sigma^2) - (\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1)(\sigma_1^2 t_k + \sigma^2)}{\sigma_0^2 \sigma_1^2 t_1} \rightarrow \\ &\leftarrow \frac{\sigma_0^2 t_1 (\sigma_1^2 \sum_{i=1}^k L_i + \mu_1 \sigma^2)}{\sigma_0^2 \sigma_1^2 t_1} \\ \mu_{\alpha'} &= \frac{(\sigma_1^2 \sum_{i=1}^k L_i + \mu_1 \sigma^2)(\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1) - (\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1)(\sigma_1^2 t_k + \sigma^2)}{(\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1)(\sigma_1^2 t_k + \sigma^2) - \sigma_0^2 \sigma_1^2 t_1} \rightarrow \\ &\leftarrow \frac{\sigma_1^2 (L_1 \sigma_0^2 + \mu_0 \sigma^2 t_1)}{\sigma_0^2 \sigma_1^2 t_1} \\ \sigma_{\theta'}^2 &= \frac{\sigma^2 \sigma_0^2 t_1 (\sigma_1^2 t_k + \sigma^2)}{(\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1)(\sigma_1^2 t_k + \sigma^2) - \sigma_0^2 \sigma_1^2 t_1} \\ \sigma_{\alpha'}^2 &= \frac{\sigma^2 \sigma_1^2 (\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1)}{(\sigma_0^2 + \sigma^2 t_1)(\sigma_1^2 t_k + \sigma^2) - \sigma_0^2 \sigma_1^2 t_1} \end{aligned} \quad (8)$$

更新  $(\theta', \alpha')$  后验分布后, 就可以预测时间  $\lambda + t_k$  ( $\lambda > 0$ ) 的信号  $v(\lambda + t_k)$ 。根据<sup>[12]</sup>中的结果,  $v(\lambda + t_k)$  呈正态分布, 有均值和方差:

$$\begin{aligned} \tilde{\mu}(\lambda + t_k) &= v(t_k) + \mu_{\alpha'} \lambda \\ \tilde{\sigma}^2(\lambda + t_k) &= \sigma_{\alpha'}^2 \lambda^2 + \sigma^2 \lambda \end{aligned} \quad (9)$$

表 2 预测维修规划模型要素

Tab. 2 Essential elements for the predictive maintenance scheduling model

编号	要素	内容	备注
1	$\mathbf{v}(v)$	$\mathbf{v}(v) = v(v) = \theta' + \alpha' v + \varepsilon(v)$	随机衰退信号模型, $\theta' \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ , $\alpha' = N(\mu_1, \sigma_1^2)$ , $\varepsilon(v) \sim N(0, \sigma^2 v)$ , $\mu_0, \mu_1, \sigma_0, \sigma_1, \sigma$ 均为实数
2	$c_s(\mathbf{v}(\rho))$	$c_s(\mathbf{v}(\rho)) = c_{s0} \exp(\mathbf{v}(\rho) \cdot \beta)$	基于比例风险模型描述与状态相关的系统效益, $c_{s0}$ 为基底参数, $\beta$ 为回归参数
3	$c_{pm}$	开展一次预防维修的费用	
4	$c_{cm}$	开展一次事后维修的费用	
5	$R(v \mathbf{v}(T))$	基于在线状态监测信息的剩余寿命分布预测方法 <sup>[12]</sup>	
6	$c_s(\mathbf{v}(v) \mathbf{v}(T))$	$c_s(\mathbf{v}(v) \mathbf{v}(T)) = \int_{LL}^{UL} c_{s0} \exp(v(v) \cdot \beta) f(v(v) \mathbf{v}(T)) dv(v)$	$f(v(v) \mathbf{v}(T))$ 为给定系统至时刻 T 的状态监测变量, 状态监测变量在时刻 v 的概率密度函数, UL、LL 分别为系统状态监测变量的上下限

为预测系统的剩余寿命, 需在衰退信号空间定义一失效阈值 D。一旦系统的衰退信号超过该失效阈值, 即认为系统失效。这样的失效阈值可以根据系统的物理原、操作经验、或工业标准确定。这样, 给定系统衰退信号  $L_1 \dots L_k$ , 可比较  $v(\lambda + t_k)$  的预测分布与失效阈值 D 以计算其剩余寿命分布:

$$P(t_s \geq \lambda | L_1, \dots, L_k) = P(v(\lambda + t_k) \leq D | L_1, \dots, L_k) = \Phi \left( \frac{D - \tilde{\mu}(\lambda + t_k)}{\tilde{\sigma}(\lambda + t_k)} \right) \quad (10)$$

式中有  $v = \lambda + t_k = \lambda + T$ , 此外有:

$$f(v(v)|\mathbf{v}(T)) = \frac{1}{\tilde{\sigma}(\lambda + t_k) \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(v(v) - \tilde{\mu}(\lambda + t_k))^2}{2\tilde{\sigma}^2(\lambda + t_k)}} \quad (11)$$

根据系统状态监测在离散采样点采集系统状态信息的特点及各要素定义, 将式(6)进一步推导为:

$$F(f(t|\mathbf{v}(T), p_m, m_e(\mathbf{v}(t|T)), \mathbf{c}(\mathbf{v}(t|T))) = \left\{ \begin{aligned} &\sum_{i=1}^k c_{s0} \exp(\mathbf{v}(i\Delta t) \cdot \beta) \Delta t + \\ &\int_{LL}^{UL} c_{s0} \exp(\mathbf{v}(j\Delta t) \cdot \beta) f(j\Delta t | \mathbf{v}(k\Delta t)) \\ &\sum_{j=k}^N \Phi \left( \frac{D - \tilde{\mu}(j\Delta t)}{\tilde{\sigma}(j\Delta t)} \right) \Delta t dv(v) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

$$\left\{ c_{pm} \cdot \Phi \left( \frac{D - \tilde{\mu}(N\Delta t)}{\tilde{\sigma}(N\Delta t)} \right) + c_{cm} \cdot \left[ 1 - \Phi \left( \frac{D - \tilde{\mu}(N\Delta t)}{\tilde{\sigma}(N\Delta t)} \right) \right] \right\}$$

式中: 有  $t_k = k\Delta t, t = N\Delta t$ 。

### 2.2 应用案例

为演示预测维修规划模型的输出结果, 需定义模型参数如表 3 所示。

表 3 预测维修规划模型模型参数

Tab. 3 Model parameters for the predictive maintenance scheduling model

$\mu_0$	$\sigma_0$	$\mu_1$	$\sigma_1$	$\sigma$	$\Delta t$
1	1	4	1	0.01	1
$C_{s0}$	$\beta$	D	$c_{pm}$	$c_{cm}$	
100	-0.01	200	200	400	

基于表 3 中的模型参数, 图 3 演示了 3 个样本的衰退过程, 同时标明了失效阈值 D。图 4 演示了样本 1 在时刻 5-30 过程中参数  $\mu_1$  与  $\sigma_1$  的后验估计值。图 5 给出了样本 1 连续四个采样点的预测维修

规划模型取值。基于图 5 的结果, 这 4 个采样点的最优预防维修时间分别为:  $t^*(20)=20+40=60$ ,  $t^*(21)=21+44=65$ ,  $t^*(22)=22+51=73$ ,  $t^*(23)=23+50=73$ 。基于预测维修规划模型的输出, 如果给定一个更新停止条件, 就可完成预测维修策略的制定。

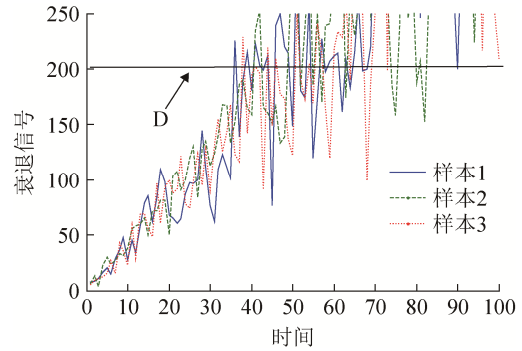


图 3 3 个衰退过程  
Fig. 3 Three degradation processes

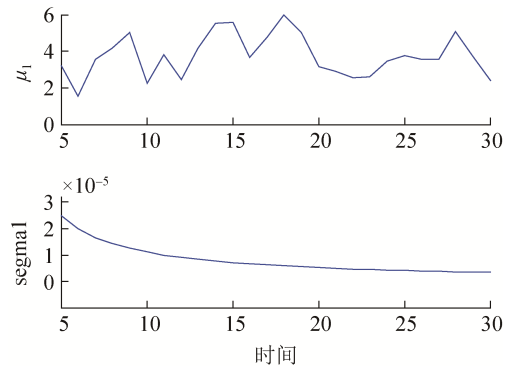


图 4 样本 1 衰退过程中模型参数动态更新结果  
Fig. 4 Dynamic updating results of model parameters in the degradation process of sample 1

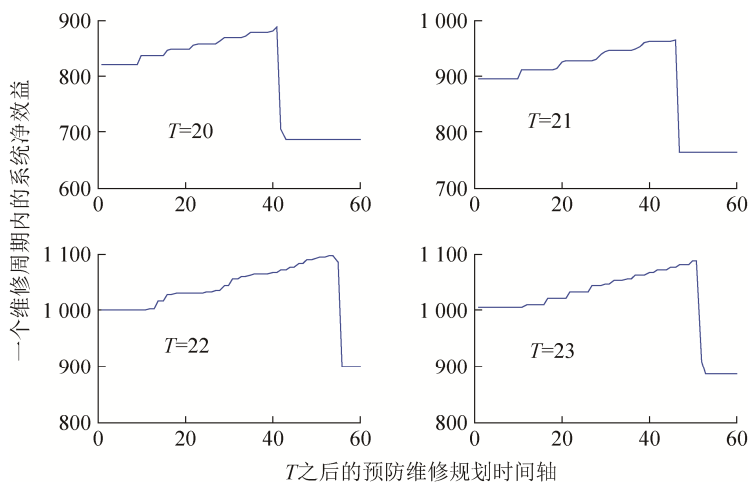


图 5 预测维修规划模型取值  
Fig. 5 Values of the predictive maintenance scheduling model

### 3 结论

本文提出一种基于变量置换的预测维修规划模型建模方法。基于该方法, 通过将传统的基于时间的预防维修规划模型中的时间决策变量置换为产品状态检测变量, 检验模型参数、维修效果、维修限制的状态相关性, 即可实现对应的预测维修规划模型的建模。本文给出了一种简便的预测维修规划模型建模方法, 为有效地开展预测维修策略, 还需制定合理的更新停止条件。因此, 针对预测维修规划模型开展更新停止条件的优化研究将是有意义的工作。

#### 参考文献:

- [1] Jardine AKS, Lin D M, Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing* (S0888-3270), 2006, 20(7): 1483-1510.
- [2] Zio E, Compare M. Evaluating maintenance policies by quantitative modeling and analysis [J]. *Reliability Engineering and System Safety* (S0888-3270), 2013, 109(1): 53-65.
- [3] You M Y, Li L, Meng G, Ni J. Cost-effective updated sequential predictive maintenance policy for continuously monitored degrading systems [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* (S1545-5955), 2010, 7(2): 257-265.
- [4] Kaiser K A, Gebraeel N Z. Predictive maintenance management using sensor-based degradation models [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans* (S1083-4427), 2009, 39(4): 840-849.
- [5] You M Y. A modularized framework for predictive maintenance scheduling [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering* (S0954-4089), 2012, 227(3): 380-391.
- [6] Camci F. System maintenance scheduling with prognostics information using genetic algorithm [J]. *IEEE Transactions on Reliability* (S0018-9529), 2009, 58(3): 539-552.
- [7] Nakagawa T. Sequential imperfect preventive maintenance policies [J]. *IEEE Transactions on Reliability* (S0018-9529), 1988, 37(3): 295-298.
- [8] Liao H, Elsayed E A, Chan L Y. Maintenance of continuously monitored degrading systems [J]. *European Journal of Operational Research* (S0377-2217), 2006, 175(2): 821-835.
- [9] Nakagawa T. Periodic and sequential preventive maintenance policies [J]. *Journal of Applied Probability* (S0021-9002), 1986, 23(2): 536-542.
- [10] Li L, You M Y, Ni J. Reliability-based dynamic maintenance threshold for failure prevention of continuously monitored degrading systems [J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME* (S1087-1357), 2009, 131(3): 337-346.
- [11] You M Y. Predictive Component availability optimization with degradation correlated maintainability, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E* [J]. *Journal of Process Mechanical Engineering* (S0954-4089), 2013, 227(4): 243-253.
- [12] Gebraeel N, Lawley MA, Li R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: a Bayesian approach [J]. *IIE Transactions*, 2005, 37(6): 543-557.