

部分可观测信息条件下装备剩余寿命预测

尚永爽^{1,2}, 李文海^{1,*}, 刘长捷³, 盛沛¹

1. 海军航空工程学院 科研部, 山东 烟台 264001

2. 中国人民解放军 95992 部队, 北京 100162

3. 空军航空大学 基础部, 吉林 长春 130022

摘要: 针对部分可观测信息条件下退化系统的剩余寿命(RUL)预测问题,综合利用装备的历史寿命信息和性能退化信息,采用隐马尔可夫模型(HMM)对系统进行状态评估,得到系统的转移概率矩阵和观测概率矩阵;采用 Bayes 方法不断更新系统状态空间的条件概率分布;利用比例故障率模型(PHM)对系统进行可靠性分析,得到系统的故障率和可靠度函数,进而得到装备的剩余寿命分布。研究表明,该方法可较准确地预测装备的剩余寿命,为保障人员提供科学的维修决策依据。

关键词: 视情维修; 剩余寿命; 隐马尔可夫模型; 比例故障率模型; 预测

中图分类号: V267⁺.4; N945.17 **文献标识码:** A

剩余寿命(RUL)预测是实现装备视情维修^[1]的重要依据,也是目前装备保障领域研究的热点与难点问题。通过对装备进行周期性的检测,获取系统性能退化信息,并结合历史寿命信息,计算其运行到某一时间点仍未失效条件下的可靠度函数,进而得到装备的剩余寿命分布。

许多学者研究了剩余寿命的预测问题。Banjevic 和 Jardine^[2]给出了计算可靠度函数和剩余寿命的方法;杨军等^[3]根据可靠度和平均剩余寿命之间的关系,建立复杂系统平均剩余寿命综合评估模型并给出具体的评估算法;胡海峰等^[4]将隐半马尔可夫模型(HSMM)应用于直升机齿轮箱轴承故障诊断和 GaAs 激光器剩余使用寿命预测;张磊等^[5]在获取的故障演化模型状态变量分布基础上,结合一定的故障判据近似计算出对

象系统剩余寿命分布;Ghasemi 等^[6]利用比例故障率模型(PHM)计算了可靠度函数和平均剩余寿命;马伦等^[7]应用隐半马尔可夫模型,构建设备剩余寿命的预测框架,实现了在设备退化状态识别基础上的剩余寿命预测;王佳兴^[8]利用数据处理组合法(GMDH)理论的设备剩余寿命预测方法,解决了因状态参数过少而无法构造模型的问题;Li 和 Kott^[9]研究了存在大量截尾数据情况下的剩余寿命预测方法。但是在很多情况下,因噪声干扰、检测误差和检测信息不完备等因素影响,难以获取系统的精确状态,以上模型均假设所采集的信息能够揭示装备的真正状态,没有考虑装备状态不确定性的问题。

本文在部分可观测信息条件下,假装备备的剩余寿命不仅与其统计可靠性有关,而且受到装

收稿日期: 2011-06-22; 退修日期: 2011-12-16; 录用日期: 2012-01-16; 网络出版时间: 2012-02-01 09:44

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20120201.0944.010.html

DOI: CNKI:11-1929/V.20120201.0944.010

基金项目: 武器装备预研基金(9140A25070208JB1402)

* 通讯作者. Tel.: 0535-6635836 E-mail: ythylwh@vip.163.com

引用格式: Shang Y S, Li W H, Liu C J, et al. Prediction of remaining useful life for equipment with partially observed information. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(5): 848-854. 尚永爽, 李文海, 刘长捷, 等. 部分可观测信息条件下装备剩余寿命预测. 航空学报, 2012, 33(5): 848-854.

备的退化状态影响,观测值与隐藏的退化状态存在随机概率关系。综合利用装备的历史寿命信息和性能退化信息,建立剩余寿命预测模型。首先,建立了退化系统 PHM^[10-12],该模型不仅考虑系统的性能退化状态,同时考虑系统的故障率和可靠度等统计可靠性因素。检测信息与系统退化状态密切相关,系统处于某一退化状态的概率及退化状态与观测值之间的关系以若干概率矩阵来表示,采用隐马尔可夫模型(HMM)^[13-14]建立系统退化状态与观测数据之间的关系。利用加速试验或外场故障数据可以得到系统的故障率和可靠度等参数。然后,在部分可观测信息条件下,提出了计算装备可靠度函数和剩余寿命的模型。最后,在完全信息和部分可观测信息条件下,分别预测某装备的剩余寿命,以验证方法的有效性。

1 模型假设

一般情况下,装备的状态是连续的,为研究方便,假设装备的寿命历史能够模拟成一个离散时间的有限状态的马尔可夫过程,将系统的状态离散化,用一组有限的正整数表示状态空间 $S = \{1, 2, \dots, n\}$,如图 1 所示。 S_1 为系统完好状态; $S_2 \sim S_{n-1}$ 为系统的退化状态; S_n 为系统的故障状态。退化状态过程 $\{S(t) = 1, 2, \dots, n\}$ 是均匀的离散时间的马尔可夫链, n 个状态是观察不到的。当 $t=0$ 时,系统的状态为 S_1 。

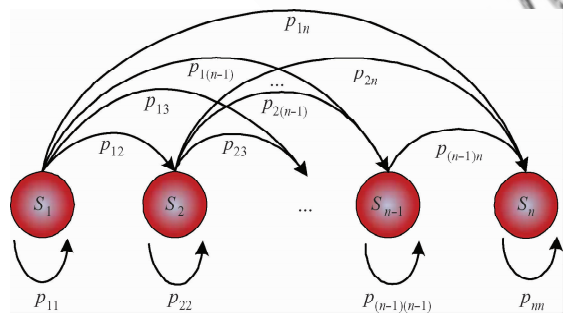


图 1 系统状态转移示意图

Fig. 1 Schematic for system state transition

图 1 描述了系统状态之间的马尔可夫转移过程,转移概率矩阵 $\mathbf{P} = [p_{ij}] (i, j \in S)$, p_{ij} 表示系统在工作状态条件下,从状态 i 转移到状态 j 的概率。状态转移具有马尔可夫性,即下一时刻转移到某一状态 $S(t+1)$ 的概率只依赖于系统当

前状态 $S(t)$ 。状态转移概率矩阵是上三角矩阵:当 $j < i$ 时, $p_{ij} = 0$; 当 $j > i$ 时, $p_{ij} = P(S(t+\Delta) = j | S(t) = i, T > t+\Delta)$, 其中: T 为系统故障时间; $t = 0, \Delta, 2\Delta, \dots$; Δ 为固定的检测周期。在大多数情况下,系统保持原有的退化状态不变,即 $j = i$ 。

对系统进行检测,得到的检测值经过预处理、特征提取和离散变换,可以用一组数量有限的非负整数 m 表示观测值 θ , 观测值空间定义为: $\Theta = \{1, 2, \dots, m\}$, $\theta \in \Theta$ 。观测概率矩阵 $\mathbf{Q} = [q_{j\theta}] (j \in S, \theta \in \Theta)$ 表明某种检测技术得到的结果和系统真实状态之间的概率关系。其中, $q_{j\theta}$ 表示系统的退化状态为 j 、观测值为 θ 的概率。不难看出,以上系统描述均满足 HMM, 所以可利用 HMM 方法评估系统状态,由观测信息得到系统的转移概率和观测概率。

2 完全信息条件下的剩余寿命模型

利用装备历史故障信息和性能退化信息,建立系统状态与故障率关系的 PHM,故障率函数 $h(t, Z_k)$ 服从 PHM,可表示为

$$h(t, Z_k) = h_0(t) \psi(\gamma Z_k) = \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \psi(\gamma Z_k) \quad k = 0, 1, 2, \dots; k\Delta \leq t \leq (k+1)\Delta \quad (1)$$

式中: $h_0(t)$ 为系统的寿命函数,通过系统故障时间 T 计算得到; $\psi(\gamma Z_k)$ 为系统的退化状态函数; $Z_k = Z(k\Delta)$ 为在第 k 个检测周期时系统所处的退化状态; γ 为对应的回归变量系数,它反映了与之相对应的伴随变量 Z_k 对装备故障率影响的严重程度,当 γ 的值很小时,表明与之对应的伴随变量对故障率函数的贡献较小,甚至可以不予考虑。采集装备的历史故障信息和性能退化信息,对上述模型中的未知参数 β 、 η 和 γ 进行估计,就能得到这种装备的退化规律,从而可对装备的状态展开评估。

Makis 和 Jardine 给出的条件可靠度函数^[15]为

$$R(k, Z_k, t) = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, Z_1, Z_2, \dots, Z_k) = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, Z_k) = \exp\left(-\psi(\gamma Z_k) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} h_0(s) ds\right) \quad 0 < t \leq \Delta \quad (2)$$

条件可靠度表示已知系统在 $\Delta, 2\Delta, \dots, k\Delta$ 时刻的状态分别为 Z_1, Z_2, \dots, Z_k , 在 $k\Delta$ 时刻没有

发生故障,继续工作到 $k\Delta + t$ 时刻的概率。 T 为随机的故障时间。假设系统退化状态在运行过程中保持不变,且状态转移发生在系统运行结束时刻,即在检测点之前。同时,当系统在检测点 $k\Delta$ 的状态为 Z_k 时,如果在 $k\Delta + t$ 时刻之前没有采取任何维修措施,平均滞留时间^[15]为

$$\tau(k, Z_k, t) = \int_0^t R(k, Z_k, s) ds \quad 0 < t \leq \Delta \quad (3)$$

当 $t > \Delta$ 时,式(2)和式(3)并不成立,因为 Z_k 在任何随后的检测点都可能发生改变。在第 k 个检测点,状态为 Z_k 条件下, $t > \Delta$ 时(如图 2 所示)的条件可靠度为

$$R(k, Z_k, t) = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, Z_1, Z_2, \dots, Z_k) = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, Z_k) \quad t > \Delta \quad (4)$$

如果装备在 $k\Delta$ 时刻后,继续工作到 t 时刻 ($t > \Delta$),在下一个检测点 $(k+1)\Delta$ 仍然没有发生故障的概率为 $P(T > (k+1)\Delta | T > k\Delta, Z_k) = R(k, Z_k, \Delta)$ 。在 $(k+1)\Delta$ 时刻之前,装备状态由 Z_k

$$R(k, Z_k, t) = \sum_{j=1}^N R(k, Z_k, \Delta) p_{Z_k, j} P(T > (k+1)\Delta + (t - \Delta) | T > (k+1)\Delta, Z_{k+1} = j) = \sum_{j=1}^N \underbrace{R(k, Z_k, \Delta)}_1 \underbrace{p_{Z_k, j}}_2 \underbrace{P(T > k\Delta + t | T > (k+1)\Delta, Z_{k+1} = j)}_3 \quad t > \Delta \quad (5)$$

式中:“1”为工作到 Δ 的概率;“2”为在下一检测点状态 Z_k 转移到状态 j 的概率;“3”为当第 $k+1$ 个检测点的状态为 j ,继续工作到 $k\Delta + t$ 时刻的概率,等于 $R(k+1, j, (t - \Delta))$ 。式(5)可以表示为

$$R(k, Z_k, t) = R(k, Z_k, \Delta) \cdot \sum_{j=1}^N p_{Z_k, j} R(k+1, j, (t - \Delta)) \quad t > \Delta \quad (6)$$

考虑式(2)和式(6),在第 k 个检测点状态为 $Z_k = i$,并且没有采取任何维修措施,系统的条件可靠度为

$$R(k, i, t) = \begin{cases} \exp\left(-\psi(i) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} h_0(s) ds\right) & 0 < t \leq \Delta \\ R(k, i, \Delta) \sum_{j=1}^N p_{ij} R(k+1, j, (t - \Delta)) & t > \Delta \end{cases} \quad (7)$$

在直接观测情况下, Banjevic 和 Jardine 应用 PHM, 计算剩余寿命^[2]为

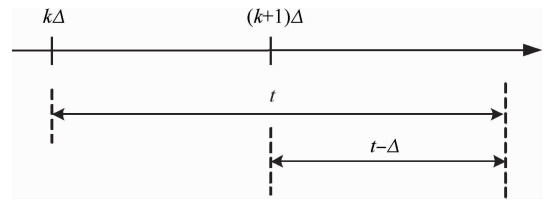


图 2 $t > \Delta$ 的情况示意图

Fig. 2 Schematic for $t > \Delta$

转移到状态 Z_{k+1} 。在 $(k+1)\Delta$ 时刻,装备需要继续工作 $t - \Delta$ (等于 $k\Delta$ 时刻之后工作 t 时间)的概率为 $P(T > (k+1)\Delta + (t - \Delta) | T > (k+1)\Delta, Z_{k+1})$ 。假设装备在第 $k+1$ 检测点没有发现故障,并且在 $k+1$ 检测点状态变为 Z_{k+1} ,可以得到它的条件可靠度为 $R(k, Z_k, \Delta) P(T > (k+1)\Delta + (t - \Delta) | T > (k+1)\Delta, Z_{k+1})$ 。

但是,由于 Z_{k+1} 可以取 $j = 1, 2, \dots, N$ 的任意值 (N 为可能状态的数量),相应的马尔可夫状态转移矩阵中的概率为 $p_{Z_k, j}$, 那么有

$$e(k, i) = E(T - k\Delta | T > k\Delta, Z_k = i) = \int_0^{\infty} R(k, i, k\Delta + t) dt = \int_{k\Delta}^{\infty} R(k, i, t) dt \quad (8)$$

3 部分可观测信息条件下的剩余寿命模型

在大多情况下,由于受到噪声干扰、检测误差和检测信息不完备等因素影响,难以获取系统的精确状态,系统状态可以用部分可观测信息表示,即:系统的状态空间条件概率分布为 $\pi^k = \{\pi_1^k, \pi_2^k, \dots, \pi_n^k\}$, 其中 π_i^k ($i = 1, 2, \dots, n; k = 0, 1, \dots$) 为在第 k 个检测点、处于状态 i 的概率,且 $0 \leq \pi_i^k \leq 1$ 。一个全新系统的状态空间条件概率分布初始值为 $\pi = \{1, 0, \dots, 0\}$, 即全新系统的状态为 S_1 。

退化状态是隐藏的,不可以直接观测,但是可以通过观测值 θ 推断状态的概率分布。 π^k 包含系统开始工作时所有的观测值,即性能退化信息。通过计算条件概率分布 π_i^k , 可以解决部分可观测问题。

在第 $k+1$ 个检测点采集到观测值 θ 后,通过使用贝叶斯公式,先验条件概率分布 π^k 更新为 π^{k+1} ,其计算公式为

$$\pi_j^{k+1}(\theta) = \frac{\sum_{i=1}^N \pi_i^k p_{ij} q_{j\theta}}{\sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N \pi_i^k p_{il} q_{l\theta}} \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (9)$$

在第 $k+1$ 个检测点,根据先验概率分布 π^k 和最新观测值 θ 计算 π^{k+1} ,故 π^{k+1} 包含了所有历史观测值。预防性维修或者事后维修之后,检测次数 k 将被置零,并且状态空间条件概率分布将更新为 π_1^0 。

在部分可观测信息条件下,当系统状态空间条件概率分布为 π^k ,定义 $\bar{R}(k, \pi^k, t)$ 为在第 k 个检测点条件可靠度,其计算公式为

$$\begin{aligned} \bar{R}(k, \pi^k, t) = \\ P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, (k, \pi^k)) = \\ \sum_{i=1}^N R(k, i, t) \pi_i^k \end{aligned} \quad (10)$$

将式(7)代入式(10),得到

$$\bar{R}(k, \pi^k, t) =$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \pi_i^k \exp(-\psi(i)) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} h_0(s) ds & 0 < t \leq \Delta \\ \sum_{i=1}^N \pi_i^k R(k, i, \Delta) \sum_{j=1}^N p_{ij} R(k+1, j, t-\Delta) & t > \Delta \end{cases} \quad (11)$$

在部分可观测信息情况下,在第 k 个检测点,当系统状态空间条件概率为 π^k 时,定义剩余寿命为 $\bar{e}(k, \pi^k)$,其计算公式为

$$\begin{aligned} \bar{e}(k, \pi^k) = E(T - k\Delta | (k, \pi^k)) = \\ \sum_{i=1}^N \pi_i^k \bar{e}(k, i) = \sum_{i=1}^N \pi_i^k \int_{k\Delta}^{\infty} R(k, i, t) dt = \\ \int_{k\Delta}^{\infty} \left(\sum_{i=1}^N \pi_i^k R(k, i, t) \right) dt = \int_{k\Delta}^{\infty} \bar{R}(k, \pi^k, t) dt \end{aligned} \quad (12)$$

4 数值算例

选用某型动调陀螺仪为研究对象,选取陀螺仪振动幅值、振动频率、温度、随机漂移、电机功率、电源电压和频率 7 个指标作为动调陀螺仪性能参数,检测数据如表 1 所示,限于篇幅仅给出部分数据。

表 1 某型动调陀螺仪性能数据

Table 1 Performance data for a dynamic tuned gyroscope

No.	Vibration amplitude/ μm	Vibration frequency/kHz	Temperature/ $^{\circ}\text{C}$	Random drift/ $(^{\circ})$	Motor power/W	Supply power/V	Power frequency/Hz
1	21.03	3.67	28.2	0.22	4.85	28.1	398
2	30.97	2.80	30.4	0.83	5.20	28.1	401
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
654	32.45	0.51	30.2	0.95	3.86	28.9	398
655	37.47	0.36	30.8	1.25	5.31	29.2	393

假设动调陀螺仪的故障率服从两参数威布尔 PHM:

$$\begin{cases} h_0(t) = \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} & t \geq 0, \eta = 960, \beta = 1.6 \\ \psi(\gamma Z_k) = \exp(0.1(Z_k - 1)) \end{cases}$$

当 $\Delta=150$ 时,由式(1)和式(2)装备的故障率函数和条件可靠度函数分别为

$$\begin{cases} h(t, Z_k) = \frac{1.6}{960} \left(\frac{t}{960}\right)^{0.6} \cdot \\ \exp(0.1(Z_k - 1)) & k\Delta \leq t \leq (k+1)\Delta \\ R(k, Z_k, t) = \\ \exp\left(-\frac{1.6}{960} \exp(0.1(Z_k - 1)) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} \left(\frac{t}{960}\right)^{0.6} dt\right) \end{cases}$$

系统具有 3 个可能状态 $\{1, 2, 3\}$ 的齐次马尔可夫链,初始条件概率分布为 $\pi^0 = \{1, 0, 0\}$,利用 HMM 方法计算它的转移概率矩阵为

$$P = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0 & 0.6 & 0.4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

观测值 θ 有 3 个可能取值,观测值和装备状态之间通过观测概率矩阵 Q 建立联系:

$$Q = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.3 & 0.1 \\ 0.2 & 0.4 & 0.4 \\ 0.2 & 0.3 & 0.5 \end{bmatrix}$$

根据以上模型,假设装备为完全信息,即状态

已知,在不同检测点 $k = 0, 1, 2, 3, 4$, 由式(8)计算剩余寿命,结果如表 2 所示。当 $k = 0$ 时,因为新装备总是处于状态 1,处于状态 2 和状态 3 的剩余寿命值是不存在的。根据计算,新装备的剩余寿命等于 873.7 飞行小时。

表 2 完全信息条件下不同检测点的剩余寿命

Table 2 RUL with complete information in different detection points

Detection point	RUL/Flight hour		
	State 1	State 2	State 3
$k=0$	873.7	×	×
$k=1$	683.9	637.8	612.5
$k=2$	516.3	472.5	447.8
$k=3$	374.5	334.6	311.8
$k=4$	260.2	225.8	205.9

如果装备的状态是部分可观测的,在采集观测信息 θ 后,由式(9)更新系统处于状态 $S = 1, 2, 3$ 的条件概率分布,然后利用式(10)~式(12)计算剩余寿命。假设在不同检测点 $k = 0, 1, 2,$

3, 4, 观测值 θ 依次为 1, 1, 2, 2, 3, 剩余寿命计算结果如图 3 所示。在第 2 个检测点,若采集到装备的观测值为 $\theta = 2$, 相应的条件概率分布更新为 $\pi^2 = \{0.7794, 0.1096, 0.1110\}$, 经计算得到装备的剩余寿命为 474.8 飞行小时。

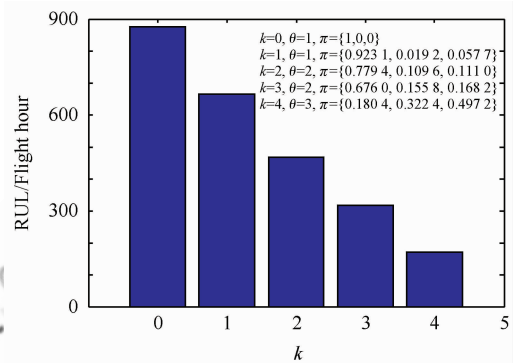


图 3 部分可观测信息条件下的剩余寿命

Fig. 3 RUL with partially observed information

最后,该型陀螺仪的故障时间为 705.2 飞行小时,表 3 给出了完全信息和部分可观测信息条件下的剩余寿命预测结果比较情况。

表 3 完全信息和部分可观测信息条件下剩余寿命预测结果比较

Table 3 Comparison of prediction RUL with complete information and partially observed information

Detection point	Observed value	Working time	Predictive URL/Flight hour		Relative error/%	
			Direct observation	Partial observation	Direct observation	Partial observation
$k=0$	1	0	873.7	873.7	23.89	23.89
$k=1$	1	150	683.9	663.5	18.25	15.36
$k=2$	2	300	472.5	465.8	9.54	8.59
$k=3$	2	450	334.6	316.8	11.26	8.74
$k=4$	3	600	205.9	169.3	14.28	9.09

由表 3 可以看出,部分可观测信息条件下的预测精度明显高于直接观测条件下的预测精度。随着动陀螺仪故障样本数量和服役时间的增加,新的观测值不断地更新模型的状态空间条件概率分布,进而不断提高模型预测精度。

5 结论

在视情维修模式下,考虑信息的不确定性因素,综合利用历史寿命信息和性能退化信息,建立了 HMM 方法和 PHM 方法相结合的装备剩余寿命预测模型。研究表明:该方法在部分可观

测条件下,可有效地预测装备的剩余寿命,为保障人员在制定维修计划时提供科学依据,提高装备使用可用度。但是,模型的预测精度,以及复杂装备剩余寿命预测的工程适用性有待于进一步提高。

参考文献

- [1] Banks J, Reichard K, Drake M. System reliability and condition based maintenance. 2008 Reliability and Maintainability Symposium. 2008: 423-428.
- [2] Banjevic D, Jardine A K S. Calculation of reliability function and remaining useful life for a Markov failure time

- process. *IMA Journal of Management Mathematics*, 2006, 17(2): 115-130.
- [3] Yang J, Zhao Y, Li X J, et al. Comprehensive evaluation of mean residual life of complex system. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2007, 28(6): 1351-1354. (in Chinese)
杨军, 赵宇, 李学京, 等. 复杂系统平均剩余寿命综合评价方法. *航空学报*, 2007, 28(6): 1351-1354.
- [4] Hu H F, An M C, Qin G J, et al. Study on fault diagnosis and prognosis methods based on hidden semi-Markov model. *Acta Armamentarii*, 2009, 3(1): 69-75. (in Chinese)
胡海峰, 安茂春, 秦国军, 等. 基于隐半 Markov 模型的故障诊断和故障预测方法研究. *兵工学报*, 2009, 3(1): 69-75.
- [5] Zhang L, Li X S, Yu J S, et al. A fault prognostic algorithm based on Gaussian mixture model particle filter. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(2): 319-324. (in Chinese)
张磊, 李行善, 于劲松, 等. 一种基于高斯混合模型粒子滤波的故障预测算法. *航空学报*, 2009, 30(2): 319-324.
- [6] Ghasemi A, Yacout S, Ouali M S. Evaluating the reliability function and the mean residual life for equipment with unobservable states. *IEEE Transactions on Reliability*, 2010, 59(1): 45-54.
- [7] Ma L, Kang J S, Zhao Q. Implementation of equipment residual life prediction framework based on hidden Markov model. *Computer Simulation*, 2010, 27(5): 88-91. (in Chinese)
马伦, 康建设, 赵强. 基于 HMM 的设备剩余寿命预测框架及其实现. *计算机仿真*, 2010, 27(5): 88-91.
- [8] Wang J X. The equipment's remaining life prediction based on GMDH. Wuhan: Computer Science and Technology College, Wuhan University of Science and Technology, 2010. (in Chinese)
王佳兴. 基于 GMDH 方法的设备剩余寿命预测. 武汉: 武汉科技大学计算机科学与技术学院, 2010.
- [9] Li Z G, Kott G. Predicting remaining useful life based on the failure time data with heavy-tailed behavior and user usage patterns using proportional hazards model. 2010 Ninth International Conference on Machine Learning and Applications, 2010: 623-628.
- [10] Ivy J, Pollock S. Marginally monotonic maintenance policies for a multi-state deteriorating machine with probabilistic monitoring and silent failures. *IEEE Transactions on Reliability*, 2005, 54(3): 489-497.
- [11] Grall A, Berenguer C, Dieulle L. A condition-based maintenance policy for stochastically deteriorating systems. *Reliability Engineering and System Safety*, 2002, 76(2): 167-180.
- [12] Lin D, Jardine A. Using principal components in a proportional hazards model with application in condition-based maintenance. *Journal of the Operational Research Society*, 2006, 57(8): 910-919.
- [13] Atlas L, Ostendorf M, Bernard G D. Hidden Markov models for monitoring machining tool-wear. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2000: 3887-3890.
- [14] Zeng Q H, Qiu J, Liu G J, et al. Research on equipment degradation state recognition and fault prognostics method based on KPCA-hidden semi-Markov model. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(7): 1341-1346. (in Chinese)
曾庆虎, 邱静, 刘冠军, 等. 基于 KPCA_HSMM 设备退化状态识别与故障预测方法研究. *仪器仪表学报*, 2009, 30(7): 1341-1346.
- [15] Makis V, Jardine A K S. Computation of optimal policies in replacement models. *IMA Journal of Management Mathematics*, 1991, 3(3): 169-175.

作者简介:

尚永爽 男, 博士研究生, 助理工程师。主要研究方向: 装备故障预测与健康管理技术。

Tel: 0535-6635465

E-mail: sys19810516@163.com

李文海 男, 教授, 硕士生导师。主要研究方向: 自动测试技术。

Tel: 0535-6635836

E-mail: ythylwh@vip.163.com

Prediction of Remaining Useful Life for Equipment with Partially Observed Information

SHANG Yongshuang^{1, 2}, LI Wenhai¹*, LIU Changjie³, SHENG Pei¹

1. Department of Scientific Research, Naval Aeronautical and Astronautical University,

Yantai 264001, China

2. No. 95992 Unit, The Chinese People's Liberation Army of China, Beijing 100162, China

3. Department of Basic Sciences, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China

Abstract: In order to predict the remaining useful life (RUL) for a degraded system with partially observed information, the historical lifetime data and performance degradation data are fused together. Firstly, the hidden Markov model (HMM) is used for state evaluation to get the transition probability matrix and observation probability matrix of the system. Secondly, the Bayesian method is used to renew continually the conditional probability distribution of the equipment's state. Then, a proportional hazards model (PHM) is used for reliability analysis to get the failure rate and reliability functions of the system. The remaining useful life distribution for the equipment is thus obtained. Case study indicates that the method can improve prediction precision effectively, which can help provide logistics personnel with a scientific basis for maintenance decision making.

Key words: condition based maintenance; remaining useful life; hidden Markov model; proportional hazards model; prediction

<http://hkxb.buaa.edu.cn>

Received: 2011-06-22; **Revised:** 2011-12-16; **Accepted:** 2012-01-16; **Published online:** 2012-02-01 09:44

URL: www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20120201.0944.010.html **DOI:** CNKI:11-1929/V.20120201.0944.010

Foundation item: Weapon Equipment Advanced Research Foundation of PLA (9140A25070208JB1402)

* **Corresponding author.** Tel.: 0535-6635836 E-mail: ythylwh@vip.163.com