

# 隐半马尔可夫模型在剩余寿命预测中的应用

原媛,卓东风

(太原科技大学 电子信息工程学院,山西 太原 030024)

**摘要:** 剩余寿命预测是作出正确的状态维修决策的基础和前提,是设备退化状态识别的重要内容。隐马尔可夫模型(HMM)是一种具有较强模式分类能力的统计分析算法,但是它不能直接用于剩余寿命的预测,而且考虑到隐马尔可夫模型的局限性和剩余寿命预测模型的可解释性,应用隐半马尔可夫模型(HSMM)进行建模和预测。针对HSMM的训练算法极易陷入局部极值点的问题,提出了基于改进微粒群优化算法(MPSO)进行修正。实验结果证明了该方法在设备剩余寿命预测研究上的有效性和可行性。

**关键词:** 隐半马尔可夫模型;微粒群优化算法;剩余寿命;预测

中图分类号: TP206

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)01-0184-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.01.047

## Application of Hidden Semi-Markov Model in Prediction of Residual Life

YUAN Yuan, ZHUO Dong-feng

(Institute of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology,  
Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** Prediction of equipment residual life based on the recognition of degradation is the important aspect in a condition-based maintenance which indeed actualizes the maintenance in a proper time. As a statistic analysis algorithm, the Hidden Markov Model (HMM) with well capability in pattern classification has a successful application in identification of equipment degradation state. But HMM cannot be directly used to prognosticate residual life. In this paper, considering the limitations of HMM and the explanation of remaining life prediction model, apply the Hidden Semi-Markov Model (HSMM) for modeling and forecasting. In view of problems that HSMM training algorithm can easily fall into local extreme point, the algorithm based on Particle Swarm Optimization (PSO) is proposed to improve. Experimental results show that the method on the residual life prediction of equipment has effectiveness and feasibility.

**Key words:** hidden semi-Markov model (HSMM); particle swarm optimization (PSO); residual life; forecast

## 0 引言

液压系统剩余寿命预测是其维修、更换和备件策略制定的重要依据<sup>[1]</sup>,也是目前装备保障领域研究的热点与难点问题。由于液压系统工作条件复杂、承担任务繁重等问题,经过长时间运行,会出现老化现象,随之剩余寿命会逐步下降,所以通过对各退化状态数据采集后,构建设备剩余寿命预测模型,即通过在历史寿命信息基础上,计算系统的可靠度函数,进而得到剩余寿命的分布,实现剩余寿命的预测。

国内外越来越多的专家学者研究了剩余寿命的预测问题。Banjevic等<sup>[2]</sup>通过推理论证给出了计算可靠度函数和剩余寿命的公式和方法;Zhang<sup>[3]</sup>等将自组织神经网络应用于故障趋势跟踪,以轴承为例,预测其

剩余使用寿命;Wang<sup>[4]</sup>等使用不用裂纹程度轴承的振动信号数据训练小波神经网络模型,进而对机械轴承进行剩余寿命预测;邓士娟<sup>[5]</sup>利用支持向量机预测轴承的剩余使用寿命;杨军等<sup>[6]</sup>在分析可靠度和平均剩余寿命之间的关系的基础上,建立了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;张磊等<sup>[7]</sup>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<sup>[8]</sup>利用比例故障率模型计算了可靠度函数和平均剩余寿命。但是在研究许多实际剩余寿命预测问题时,以上方法建立描述复杂设备的数学模型的解释性较差,而隐马尔可夫模型(HMM)具有丰富的数学结构和坚实的理论基础,更容易解释模型。

收稿日期: 2013-04-10

修回日期: 2013-07-16

网络出版时间: 2013-11-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41272374)

作者简介: 原媛(1987-),女,山西太原人,硕士研究生,研究方向为物联网环境下的复杂系统预测与健康管理、模式识别等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20131112.1627.005.html>

文中考虑到隐马尔可夫建模所具有的局限性,首先采用改进的隐马尔可夫模型-隐半马尔可夫模型,构建液压系统剩余寿命的预测模型;并针对 HSMM 训练算法容易陷入局部收敛的问题,提出了微粒群优化算法(PSO)和改进的微粒群优化算法(MPSO)对其原来算法进行修正,利用 PSO 全局收敛性提高 HSMM 达到全局最优的概率,最后用数值实验,验证了该方法的有效性。

## 1 HMM 的基本理论

### 1.1 HMM 的定义

HMM 是由 Markov 链演变发展而来,近几年,它被广泛应用于语音识别领域,是一种描述随机过程统计特性的概率模型,如图 1 所示。HMM 是一个双内嵌式随机过程:一个随机过程是具有有限状态的 Markov 链,用以描述状态之间的随机转移;另一个随机过程描述每个状态和观测值之间的概率关系。观察者只能观察到与系统状态相关的观测值,而不能直接观测到隐藏的实际状态序列。

由图 1 得出一个 HMM 可记为:  $\lambda = (N, M, \pi, A, B)$ , 简写为  $\lambda = (\pi, A, B)$ 。

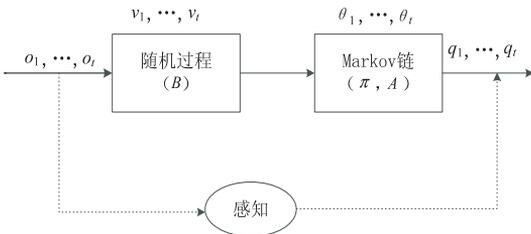


图 1 HMM 的基本原理

### 1.2 HMM 存在的局限性和解决办法

1) 从文献[9]可知,机械设备系统在状态  $i$  持续时间  $d$  的概率是:  $p_i(d) = a_{ii}^{1-d}(1 - a_{ii})$ , 其中  $a_{ii}$  表示系统停留在状态  $i$  的概率,即随着时间增长 HMM 的状态持续概率呈指数下降趋势,明显与实际情况不符,会对其建模和分析能力产生限制。所以在 HMM 基础上加入时间组成部分,状态持续时间密度用显函数来表示,也就是隐半马尔可夫模型(Hidden Semi-Markov Model)。

2) HMM 或 HSMM 一般使用 Baum-Welch 算法进行训练,它是一种迭代算法,通过不断迭代,使参数逐渐趋向更为合理的较优值,但是容易收敛于局部极值,用 PSO 及其改进 PSO 全局优化的算法进行训练,可进行改进。

## 2 PSO 算法及其改进

### 2.1 PSO 算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种基于种群的优化算法,经过很多学者的改进,

该算法寻优思想是<sup>[10]</sup>:“粒子”代表所有优化问题的每个解,所有的粒子都对应一个优化函数的适应值,其优劣也由相对应的适应值大小来衡量。每个粒子每次迭代通过跟踪粒子本身找到的个体极值 pbest 和整个种群目前找到的最优值 gbest 来更新其方向和速度,直到找到适应度最好的解,也即优化问题的最优解。

假设一个研究群体包含了  $N$  个粒子,其中第  $i$  个粒子用一个  $m$  维的向量  $x_i(i = 1, 2, \dots, N)$  表示,其速度记为  $m$  维向量  $v_i(i = 1, 2, \dots, N)$ , 其个体最好位置记为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ , 所有微粒的当前最好位置记为  $P_g$ 。标准 PSO 算法每次按如下公式进行进化:

$$V_i(t) = \omega(t)V_i(t-1) + \varphi_1\mu_1(P_i(t-1) - X_i(t-1)) + \varphi_2\mu_2(P_g(t-1) - X_i(t-1)) \quad (1)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t) \quad (2)$$

式中  $\omega(t)$  为惯性权重系数;  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$  为加速常数,通常取  $[0, 2]$  间的随机数。

### 2.2 改进 PSO 算法

改进后的 PSO(MPSO)算法是国内外研究学者对标准 PSO 算法的推广和继承,由于标准 PSO 算法在优化过程中容易过早收敛<sup>[11-12]</sup>,在达到一定精度之后很难再找到更好的解,所以文中采用指数函数对惯性权重修正,进一步提高 PSO 算法的收敛速度。MPSO 的更新方程为:

$$v_{ij}(t+1) = \omega(t)v_{ij}(t) + c_1(t)r_1[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2(t)r_2[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \quad (3)$$

$$\omega(t) = \exp(-t/\max DT) \quad (4)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha v_i(t) \quad (5)$$

其中,  $t$  是当前迭代次数;  $\max DT$  是最大迭代次数;  $\alpha$  是 MPSO 的收缩扩张系数,它是 MPSO 算法收敛性的重要参数。

$$\alpha = 0.5 \times (\max DT - t) / \max DT + 0.5 \quad (6)$$

该算法步骤为:

(1) 群中的所有粒子依靠自身经验在全局范围内搜索最优解;

(2) 各个粒子间进行信息分享以使它们有能力达到新的搜索空间,从而达到全局收敛,寻找到最优解。

### 2.3 基于 MPSO 的 HSMM 参数估计算法

HSMM 与 HMM 的主要区别是:HSMM 加入了状态驻留时间,一般设为高斯分布,是显性的分布函数。首先仍然用 Baum-Welch 算法对 HSMM 模型进行初始化参数估计,再将每次优化后的 HSMM 作为 MPSO 算法的一个粒子,根据最优模型的度量指标选择目标函数。设 HSMM 模型集为  $E = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_V)$ ,  $V$  表示 HSMM 的个数,训练样本集:  $O = (O_1^1, O_2^1, \dots, O_{k_1}^1, O_1^2, O_2^2, \dots, O_{k_2}^2, \dots, O_1^V, O_2^V, \dots, O_{k_V}^V)$ 。文中的目标函数采

用最大互信息准则<sup>[13]</sup>:

$$M(E) = \ln P(E | O) = \sum_{v=1}^V \sum_{k=1}^{K_v} \ln P(\lambda_v | O_k^v) = \sum_{v=1}^V \sum_{k=1}^{K_v} \ln((P(\lambda_v)P(O_k^v | \lambda_v)) / \sum_{u=1}^V P(\lambda_u)P(O_k^v | \lambda_u)) \quad (7)$$

MPSO 算法流程是:

- (1) 设当前迭代次数为 0, 初始化每个粒子的位置向量;
- (2) 根据式(7) 计算每个粒子的目标函数值;
- (3) 更新每个粒子的局部和全局最优位置;
- (4) 根据式(3) 和式(5) 更新粒子的位置;
- (5) 判断上述参数估计是否达到要求, 如条件满足, 终止; 否则,  $t=t+1$ , 返回(2)。

### 3 剩余寿命的预测

#### 3.1 模型假设

为研究方便, 做出如下假设:

- (1) 设备具有  $N$  个退化状态, 表示为  $S = \{1, \dots, N\}$  ;
- (2) 设备退化状态是隐藏的, 且状态转移是服从马尔可夫过程的, 状态转移矩阵为  $P = [p_{ij}]$ ,  $i, j \in J$  表示各个状态,  $p_{ij}$  为系统从状态  $i$  转移到状态  $j$  的概率;
- (3) 每个检测点的观测值与设备退化状态之间呈随机概率关系, 以观测概率矩阵  $Q = [q_{j\theta}]$ ,  $j \in J, \theta \in \Theta$  表示。 $q_{j\theta}$  为已知状态  $j$  得到观测值  $\theta$  的概率。

#### 3.2 故障率函数

利用设备历史故障信息和性能状态信息, 建立系统状态与故障率关系的比例故障率模型, 故障率函数  $h(t, Z_k)$  服从比例故障率模型, 用式(8)表示:

$$h(t, Z_k) = h_0(t) \psi(\gamma Z_k), k=0, 1, 2, \dots, k, \Delta \leq t \leq (k+1)\Delta \quad (8)$$

其中,  $h_0(t)$  是系统的基本故障率函数, 通过系统故障时间  $T$  计算得到;  $\psi(\gamma Z_k)$  是系统的退化状态函数。 $Z_k = Z(k\Delta)$  是在检测周期  $k$  时所处的退化状态,  $\gamma$  为对应的回归变量系数, 它反映了与之相对应的伴随变量  $Z_k$  对设备故障率影响的严重程度, 当  $\gamma$  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。采集设备的历史故障信息和性能状态信息, 对上述模型中的未知参数  $\beta$ 、 $\eta$  和  $\gamma$  进行估计, 就能得到这种设备的退化规律。

#### 3.3 条件可靠度函数

Makis 和 Jardine 给出的条件可靠度函数<sup>[14]</sup>为:

$$R(k, Z_k, t) = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, Z_k,$$

$$Z_2, \dots, Z_k), 0 < t \leq \Delta \\ = P(T > k\Delta + t | T > k\Delta, Z_k), 0 < t \leq \Delta \\ = \exp\left(-\psi(\gamma Z_k) \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} h_0(s) ds\right), 0 < t \leq \Delta \quad (9)$$

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。其中,  $T$  为随机的故障时间。 $\psi(\gamma Z_k)$  是系统的退化状态函数。故障率函数  $h(t, Z_k)$  服从比例故障率模型,  $Z_k = Z(k\Delta)$  同公式(8)。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。

#### 3.4 剩余寿命函数

在可靠性理论中, 一个设备在  $t$  时间内未发生故障, 则它从  $t$  时刻起的生存时间称为剩余寿命(RUL)函数<sup>[2]</sup>, 用随机变量如  $T_r = T - t | T > t$  表示, 其中,  $T$  为设备的寿命。 $e(t) = E(T - t | T > t)$  叫做平均剩余寿命函数或者在  $t$  时刻的寿命期望值, 它已经被许多学者在寿命研究中使用。

在直接观测情况下, Banjevic 和 Jardine 应用比例故障率模型, 计算 RUL 函数如下:

$$e(k, Z_k) = E(T - k\Delta | T > k\Delta, X_k = Z_k) \\ = \int_0^\infty R(k, Z_k, k\Delta + t) dt \\ = \int_{k\Delta}^\infty R(k, Z_k, t) dt \quad (10)$$

### 4 数值算例

#### 4.1 改进的 PSO 算法仿真

PSO 算法中粒子数为 20, 粒子数的维数由优化后的 HSMM 个数确定, 学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  为 0.7, 迭代次数最大为 200 次, 图 2 为 PSO 和改进的 PSO 算法适应度曲线。

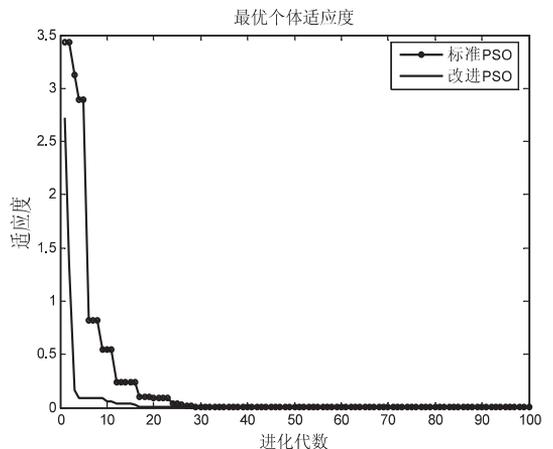


图 2 PSO 和改进 PSO 适应度对比图

实验结果表明, 改进 PSO 算法比标准 PSO 算法收敛的更快, 在更早的迭代次数中找到最优值。在多

次实验中改进的 PSO 算法收敛率更高。

### 4.2 剩余寿命计算

假设液压系统故障数据服从威布尔比例故障率模型,它是两参数的:

$$h_0(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1}, t \geq 0, \eta = 83.2, \beta = 1.87$$

$$\psi(\gamma Z_k) = \exp(0.11(Z_k - 1))$$

当  $\Delta = 10$  小时,通过计算可得出,设备的故障率函数和条件可靠度函数分别为:

$$h(t, Z_k) = \frac{1.87}{83.2} \left(\frac{t}{83.2}\right)^{0.87} e^{0.11\langle Z_{i-1} \rangle}, k\Delta \leq t \leq (k+1)\Delta$$

$$R(k, Z_k, t) = \exp\left(-\frac{1.87}{83.2} e^{0.11\langle Z_{i-1} \rangle} \int_{k\Delta}^{k\Delta+t} \left(\frac{t}{83.2}\right)^{0.87} dt\right)$$

设备具有 5 个可能状态 {1,2,3,4,5} 的齐次马尔可夫链,初始条件概率分布为  $\pi^0 = [1, 0, 0, 0, 0]$ ,利用 HSMM 方法计算它的转移概率矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} 0.852 & 0.076 & 0.011 & 0.026 & 0.035 \\ 0.062 & 0.765 & 0.119 & 0.013 & 0.041 \\ 0.061 & 0.073 & 0.749 & 0.103 & 0.014 \\ 0.053 & 0.026 & 0.098 & 0.786 & 0.037 \\ 0.052 & 0.065 & 0.069 & 0.073 & 0.741 \end{bmatrix}$$

$\theta$  是采集到的数据经过归一化处理后设备的健康指数观测值,有 5 个可能取值,观测概率矩阵  $Q$  如下,它是观测值和设备状态之间的纽带:

$$Q = \begin{bmatrix} 0.406 & 0.245 & 0.116 & 0.105 & 0.128 \\ 0.278 & 0.272 & 0.194 & 0.113 & 0.143 \\ 0.253 & 0.163 & 0.358 & 0.111 & 0.115 \\ 0.280 & 0.119 & 0.178 & 0.286 & 0.137 \\ 0.207 & 0.157 & 0.152 & 0.170 & 0.314 \end{bmatrix}$$

图 3 和图 4 描绘了不同退化状态下,故障概率密度函数曲线和可靠度函数曲线。可以看出,随着服役年龄的增加,相同退化状态的可靠度逐渐减小,剩余寿

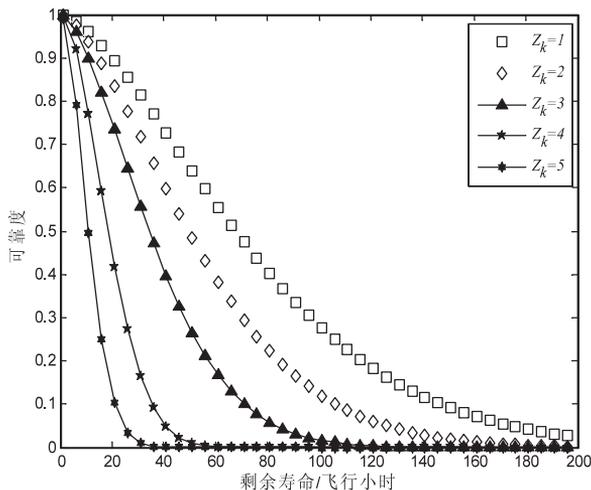


图 3 不同退化状态下可靠度函数曲线

命也相应减小;当前服役年龄越大,可靠度曲线越陡峭,剩余寿命的可靠度越低。

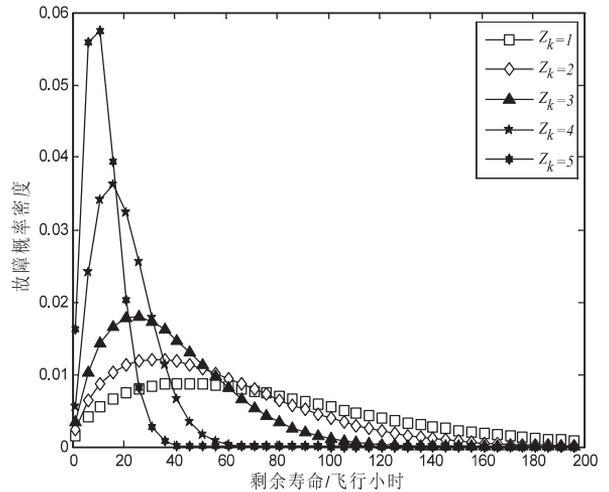


图 4 不同退化状态下故障概率密度函数曲线

从图 4 中可以看出,随着退化状态增加,曲线的最高点逐渐左移,说明液压系统在工作应力和环境应力作用下工作时间越长,剩余寿命越短。液压系统在工作应力和环境应力作用下工作时间越短,曲线越平坦,剩余寿命的分散性越大。

### 5 结束语

利用改进的 PSO 算法修正 HSMM 的训练算法 (Baum-Welch 算法),得到系统的故障率和剩余寿命的可靠度函数,最后得到了装备的剩余寿命分布。研究表明:该方法可有效地对装备的剩余寿命进行预测,建立的基于 HSMM 的寿命预测模型对装备的预测和维修具有通用性,对视情维修决策的相关研究工作具有一定的参考作用。但是,对于该模型剩余寿命预测的精度和适用性还有待于完善和提高。

### 参考文献:

- [1] Banks J, Reichard K, Drake M. System reliability and condition based maintenance [C] // Proc of 2008 reliability and maintainability symposium. [s. l.]: [s. n.], 2008:423-428.
- [2] Banjevic D, Jardine A K S. Calculation of reliability function and remaining useful life for a Markov failure time process [J]. IMA Journal of management mathematics, 2006, 17(2): 115-130.
- [3] Zhang S, Ganesan R. Multivariable trend analysis using neural networks for intelligent diagnostics of rotating machinery [J]. Transactions of the ASME, journal of engineering for gas turbines and power, 1997, 119(2): 378-384.
- [4] Wang P, Vachtsevanos G. Fault prognostics using dynamic wavelet neural networks [C] // Proceedings of systems readiness technology conference. [s. l.]: [s. n.], 2001:857-870.

存储芯片并联或多个芯片分布处理不同信道等方法进一步提高系统可支持的峰值速率。

### 4 系统验证

为了验证系统功能,搭建测试环境,包括分系统开关命令、数据注入和设备状态参数模拟源、业务数据模拟源、以及存储芯片仿真模型<sup>[12]</sup>。

经测试验证,文中设计的设备数据管理单元能顺利解析并处理分系统开关命令和数据注入,正确采集设备状态数据,同时实现多数据通道基于应用过程的多路存储转发功能,转发时间可由路径管理命令动态控制。

图 5 为 4 输入及 3 路输出通道业务数据管理测试情况,存储芯片选取两片 16 位宽 SDRAM 分布存储,接收端各通道数据实时接收处理,发送端在接到路径管理命令后,按路径管理预定义的应用过程数据类别转发数据。

chn1_recfifo_dout	EB90	EB90	EB90	EB90
chn2_recfifo_dout	EB91	EB91	EB91	EB91
chn3_recfifo_dout	EB92	EB92	EB92	EB92
chn4_recfifo_dout	EB93	EB93	EB93	EB93
/tb_sd_top/sdram1_dq	ZZZZ			
/tb_sd_top/sdram2_dq	ZZZZ			
chn1_sendfifo_din	0000	0000	0000	0000
chn2_sendfifo_din	0000	0000	0000	0000
chn3_sendfifo_din	0000	0000	0000	0000

图 5 业务数据管理测试

### 5 结束语

文中分析了航天器设备数据管理在空间数据系统发展中的重要作用,并提出基于平台级 FPGA 的实现方法,适应航天器设备不断增多、复杂度不断提升的发展方向。采用低速率和高速率信道并行处理,统一调

度的策略管理各设备数据。经测试验证,可保证开关命令、数据注入及设备状态数据处理的实时性,业务数据高速转发,数据格式及交换路径灵活,有广阔的应用前景和实用价值。

### 参考文献:

- [1] 谭维焯,顾莹琦. 空间数据系统[M]. 北京:中国科学出版社,2004.
- [2] 孙辉先,陈小敏,白云飞,等. CCSDS 高级在轨系统及在我国航天器中的应用[J]. 航天器工程,2003,12(1):12-18.
- [3] CCSDS 102.0-B-5 Packet Telemetry[S]. ISO 13419, 1997.
- [4] Li Yanqin, Jin Shengzhen. Design of central management & control unit for onboard high-speed data handling system[J]. Journal of China university of mining & technology, 2007,17(1):68-72.
- [5] 谭维焯,顾莹琦. CCSDS 标准星载数据系统的优化设计方法[J]. 遥测遥控,2001,22(5):21-26.
- [6] Virtex-II Pro libraries guide for HDL design[M]. [s. l.]: Xilinx,2008.
- [7] XPS multi-channel external memory controller (XPS MCH EMC) (v1.00)[M]. [s. l.]: Xilinx,2008.
- [8] 张 炜,王 莹. 基于 CCSDS 高级在轨系统的遥科学空间通信链路结构研究[J]. 宇航学报,1999,20(3):112-117.
- [9] 别玉霞,潘成胜,蔡睿妍. AOS 虚拟信道复用技术与仿真[J]. 宇航学报,2011,32(1):193-198.
- [10] 曾连连,闫春香. AOS 虚拟信道链路控制器和 VCDU 合路器的设计实现[J]. 中国空间科学技术,2007(2):17-22.
- [11] 田 耘,徐文波. Xilinx FPGA 开发实用教程[M]. 北京:清华大学出版社,2008.
- [12] SYNCHRONOUS DRAM-MT48LC8M32B2[M]. [s. l.]: Micron,2003.

(上接第 187 页)

- [5] 邓士娟. 基于数据挖掘技术的轴承寿命预测的研究[D]. 大连:大连海事大学,2006.
- [6] 杨 军,赵 宇,李学京,等. 复杂系统平均剩余寿命综合评估方法[J]. 航空学报,2007,28(6):1351-1354.
- [7] 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[J]. 航空学报,2009,30(2):319-324.
- [8] Ghasemi A, Yacout S, Ouali M S. Evaluating the reliability function and the mean residual life for equipment with unobservable states[J]. IEEE transactions on reliability,2010,59(1):45-54.
- [9] Camei F, Chinnam R B. Dynamic Bayesian networks for machine diagnostics; Hierarchical hidden Markov models vs. competitive learning[C]//Proc of the international joint conference on neural networks. Montreal, Canada: [s. n.], 2005.
- [10] 高 尚,杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006.
- [11] 王宏力,侯青剑. 一种改进的粒子群优化算法及其仿真[J]. 自动化仪表,2009,30(7):28-30.
- [12] 侯志荣,吕振肃. 基于 MATIAB 的粒子群优化算法及其应用[J]. 计算机仿真,2003,20(10):68-70.
- [13] 曾庆虎,邱 静,刘冠军,等. 基于 KPCA-HSMM 设备退化状态识别方法的研究[J]. 兵工学报,2009,30(6):740-745.
- [14] 陈 丽,牛晓磊,贾云献,等. 基于状态信息的条件剩余寿命建模研究[J]. 系统工程与电子技术,2008,30(12):2516-2518.

# 隐半马尔可夫模型在剩余寿命预测中的应用

作者: [原媛](#), [卓东风](#), [YUAN Yuan](#), [ZHUO Dong-feng](#)  
作者单位: [太原科技大学 电子信息工程学院, 山西 太原, 030024](#)  
刊名: [计算机技术与发展](#)

---

ISTIC

英文刊名: [Computer Technology and Development](#)

---

年, 卷(期): 2014(1)

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfz201401047.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201401047.aspx)