

基于 EM-KF 算法的直升机主减速器 剩余寿命预测方法

孙磊^{1,2}, 贾云献¹, 蔡丽影³, 王卫国⁴, 林国语¹

(1. 军械工程学院 装备指挥与管理系, 石家庄 050003;

2. 总参陆航研究所 一室, 北京 100121;

3. 军械工程学院 军械技术研究所, 石家庄 050003;

4. 军械工程学院 科研部, 石家庄 050003)

摘 要: 为解决间接状态监测数据下直升机主减速器剩余寿命预测难以估算的难题, 提出了一种卡尔曼滤波和期望最大化算法相结合的剩余寿命预测方法. 该方法可以根据不断更新振动信号特征值迅速且有效地估计出模型参数, 进而预测不同运行时间主减速器的剩余寿命分布, 最后对主减速器试验数据进行了案例分析. 结果表明: 该方法能够有效估计主减速器的剩余寿命分布, 通过与主减速器剩余寿命准确值对比发现, 剩余寿命准确值绝大多数落于剩余寿命预测值的 95% 置信区间内, 表明该方法具有好的准确性, 进而避免故障的发生.

关 键 词: 卡尔曼滤波; 期望最大化算法; 参数估计; 剩余寿命预测; 主减速器

中图分类号: V328.5; TH17

文献标志码: A

Remaining useful life estimation method of helicopter's main retarder based on EM-KF algorithm

SUN Lei^{1,2}, JIA Yun-xian¹, CAI Li-ying³,

WANG Wei-guo⁴, LIN Guo-yu¹

(1. Department of Equipment Command and Management,

Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;

2. 1st Laboratory,

Air Force Research Institute for the Headquarters of General Staff, Beijing 100121, China;

3. Ordnance Technique Research Institution,

Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;

4. Department of Research, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: A remaining useful life prediction method was proposed based on Kalman filter and expectation-maximization algorithm to solve the estimation problem of remaining useful life of helicopter's main retarder with introduction of indirect condition information. The proposed method can estimate the model parameters rapidly and effectively by updating characteristic value of vibration signal, and then remaining useful life distribution of main retarder was estimated at different working times. Finally, the case analysis was conducted through the test data of main retarder. The results demonstrate that the proposed method can effectively estimate the remaining useful life distribution of main retarder. Through com-

parison of real remaining useful life and estimated remaining useful life of main retarder, it is found that the estimated remaining useful life is mainly contained within 95% confidence interval, showing the proposed method has well accuracy, which can avoid the occurrence of the fault.

Key words: Kalman filter; expectation-maximization algorithm; parameter estimation; remaining useful life estimation; main retarder

直升机主减速器(以下简称主减速器)是直升机传动系统中的关键部件,而且存在较高的故障率,是影响直升机安全飞行的重要因素之一^[1].近年来,为了提高直升机飞行安全性、降低直升机维修费用,实现从定期维修到基于状态的维修(condition based maintenance, CBM)的转换,国内外开展了大量有关直升机主减速器故障诊断与预测方面的研究^[2-4],其中有关剩余寿命预测研究又是目前研究的热点与难点.

从现有公开发表的论文来看,剩余寿命预测的主要方法有3类^[5]:基于物理模型方法、基于人工智能方法和基于数据驱动方法.其中,基于物理模型方法预测较为精确,但是预测对象的物理模型往往难以精确建立^[6];基于人工智能方法可以对含有模糊信息的设备进行预测,但是受专家判断影响较大,无法普及^[7];基于数据驱动方法只要拥有大量的历史状态数据即可准确预测^[8],因而更适合结合主减速器试验,进行剩余寿命预测研究.另一方面,由于收集主减速器全寿命监测数据,往往需要较高的试验费用和较长的试验时间,大多数研究并没有采用真实的主减速器进行试验^[9-10].

针对上述问题,本文提出了一种卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)和期望最大化(expectation-maximization, EM)算法相结合的剩余寿命预测方法,称为EM-KF算法,一方面将状态监测历史数据作为先验信息,对设备未来的状态值进行递推估计;另一方面,针对KF模型参数求解复杂问题,设计了EM算法,求得高斯噪声下KF模型的最优解^[11],计算各个监测点的剩余寿命分布.最后,结合某型主减速器延寿试验的实际试验数据进行分析,对本文所提方法在工程实际中的预测应用开展了试验研究,为主减速器剩余寿命预测提供了思路.

1 状态空间模型

系统状态通常当作一个随机变量,可以用一个状态空间模型来描述

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{t+1} = f(\mathbf{X}_t, \mathbf{w}_t, \Theta) \\ \mathbf{Y}_t = g(\mathbf{X}_t, \mathbf{e}_t, \Theta) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{Y}_t$ 是量测数据(如传感器输出的振动信号), $\mathbf{X}_t$ 表示系统状态, $\mathbf{w}_t$ 是独立同分布的随机过程, $\mathbf{e}_t$ 是量测噪声, Θ 是模型参数集.

在实际应用中,式(1)通常可以简化为下面的线性形式:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{X}_t + \mathbf{w}_t \\ \mathbf{Y}_t = \mathbf{C}\mathbf{X}_t + \mathbf{e}_t \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{A}$ 为状态方程参数, $\mathbf{C}$ 为量测方程参数, $\mathbf{w}_t \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$, $\mathbf{e}_t \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R})$. 假设系统的初始状态为 $\mathbf{X}_0$,均值为 μ_0 ,方差为 Σ . 系统的输出数据,即时间序列 $\mathbf{Y}_t$ 是接下来要分析和预测的数据.

2 KF模型与EM算法

2.1 KF模型

动态系统状态空间模型通常由3部分组成:不可观测状态向量 $\mathbf{X}_{1:N} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N]$,可观测的量测向量 $\mathbf{Y}_{1:N} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_N]$,和参数集 $\Theta = [\mathbf{A}, \mathbf{Q}, \mathbf{C}, \mathbf{R}, \mu_0, \Sigma]$. 卡尔曼估计就是用来在已知 $\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_{1:N}$ 和 Θ 情况下,估计变量 $\mathbf{X} = \mathbf{X}_{1:N}$.

下面简要分析卡尔曼滤波方法. 卡尔曼滤波是用来估计 t 时刻状态概率模型 $f(\mathbf{X}_t | \mathbf{Y}_{1:t})$ 的均值 $\mathbf{M}_{t|t} = E(\mathbf{X}_t | \mathbf{Y}_{1:t})$ 和协方差 $\mathbf{P}_{t,t|t} = \text{cov}(\mathbf{X}_t, \mathbf{X}_t | \mathbf{Y}_{1:t})$,假设噪声服从高斯分布. 参数 $\mathbf{M}_{t|t}$ 和 $\mathbf{P}_{t,t|t}$ 可以由 $t-1$ 时刻的参数 $\mathbf{M}_{t-1|t-1}$ 和 $\mathbf{P}_{t-1,t-1|t-1}$ 估计得到. 通过以下两步可以求得.

第1步,动态系统状态空间模型参数均值和方差的预测

$$\mathbf{M}_{t|t-1} = \mathbf{A}\mathbf{M}_{t-1|t-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{t,t|t-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{t-1,t-1|t-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{w}_t \quad (4)$$

第2步,在得到新的量测值 $\mathbf{Y}_t$ 和量测参数后,更新 t 时刻状态方差的均值和方差

$$\mathbf{M}_{t|t} = \mathbf{M}_{t|t-1} + \mathbf{S}_{t,t-1|t-1}(\mathbf{Y}_t - \mathbf{C}\mathbf{M}_{t|t-1}) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{t,t|t} = \mathbf{P}_{t,t|t-1} + \mathbf{S}_{t,t-1|t-1}\mathbf{C}\mathbf{P}_{t,t|t-1} \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{S}_{t,t-1} = \mathbf{P}_{t,t|t-1}\mathbf{C}^T(\mathbf{Q} + \mathbf{C}\mathbf{P}_{t,t|t-1}\mathbf{C}^T)^{-1} \quad (7)$$

均值 $\mathbf{M}_t|_t$ 和协方差 $\mathbf{P}_{t,t}|_t$ 的具体推导过程参见文献[12].

2.2 KF 模型的 EM 算法

EM 算法是根据量测向量 $\mathbf{Y}_{1:N}$, 估计未知参数集 Θ 的递推算法, 广泛应用于缺失(missing)数据或不完全(incomplete)数据条件下参数似然估计的求解和估计[13].

一般地, 通过求解联合概率密度函数 $p(\mathbf{Y}|\Theta)$ 的极大值, 从而计算参数集 Θ 的值. 这种对参数集 Θ 的估计方法称为极大似然估计(maximum likelihood). 通常待估参数的似然函数定义为

$$L(\Theta) = \ln p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}, \Theta) \quad (8)$$

其中 $\mathbf{X}$ 为不可观测状态向量. 因为 $\ln x$ 是严格单调增函数, 所以计算参数 Θ 时, 求 $p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}, \Theta)$ 的极大值, 就变成了求 $L(\Theta)$ 的极大值.

$$\Theta_{k+1} = \arg \max_{\Theta} \{E_{\mathbf{X}|\mathbf{Y}, \Theta_k} [\ln p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}, \Theta)]\} \quad (9)$$

EM 算法求解 $L(\Theta)$ 的极大值的过程是一个递推过程, 在递推 k 次后, 可求得参数集 Θ 的估计值, 记为 Θ_k .

一般地, 系统的输出数据取决于系统的未知状态, 因此直接的极大似然估计法无法求解, 而 EM 算法能够在系统状态未知时, 估计参数值. EM 算法包括两步, 首先最大化系统状态似然函数的期望值(E步), 然后求解待估参数值(M步).

1) E 步

本系统中, 需要估计参数集 $\Theta = [\mathbf{A}, \mathbf{Q}, \mathbf{C}, \mathbf{R}, \mu_0, \Sigma_0]$, Rauch-Tung-Striebel (RTS) 平滑方法提供了对状态空间模型(式(2))未知状态序列 $\mathbf{X}_t$ 的最优估计. 对含有因状态的动态系统来说, 通过 E 步算法来实现平滑估计.

对任意时刻 t , 计算

$$p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Y}_{1:T}) \quad (10)$$

其中 $\mathbf{Y}_{1:T} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_T]$, $T > t$. RTS 平滑方法计算过程如下:

首先, 根据系统初始状态的均值和方差(μ_0, Σ_0), 用 KF 模型进行前向计算($t=1, 2, \dots, n$).

其次, 将 $t=n$ 时刻系统状态的滤波结果作为初始值, 用递归平滑方法进行后向计算($t=n, n-1, \dots, 1$).

2) M 步

如上所述, 动态系统状态空间模型的未知参数集合为

$$\Theta = [\mathbf{A}, \mathbf{Q}, \mathbf{C}, \mathbf{R}, \mu_0, \Sigma_0] \quad (11)$$

如果系统状态可由系统的观测(输出)数据估

计, 其联合概率密度函数为

$$p(\mathbf{Y}|\Theta) = p(\mathbf{Y}|\mathbf{X}, \Theta) p(\mathbf{X}|\Theta)$$

假设服从高斯分布, 并忽略掉常数项, 则完全数据的对数似然函数可以写为

$$\begin{aligned} -2\ln L(\Theta) = & \ln |\Sigma_0| + \\ & (\mathbf{X}_0 - \mu_0)' \Sigma_0^{-1} (\mathbf{X}_0 - \mu_0) + n \ln |Q| + \\ & \sum_{t=1}^n (\mathbf{X}_t - \mathbf{A}\mathbf{X}_{t-1})' Q^{-1} \cdot \\ & (\mathbf{X}_t - \mathbf{A}\mathbf{X}_{t-1}) + n \ln |R| + \\ & \sum_{t=1}^n (\mathbf{Y}_t - \mathbf{C}\mathbf{X}_t)' R^{-1} (\mathbf{Y}_t - \mathbf{C}\mathbf{X}_t) \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $\mathbf{X}_0 \sim N(\mu_0, \Sigma_0)$, 取上式的期望值, 对参数 Θ 进行估计

$$L(\Theta|\Theta_k) = E[-2\ln L(\Theta)|\mathbf{Y}_n, \Theta_k] \quad (13)$$

首先, 通过 RTS 平滑方法, 得到下列方程:

$$E_{\mathbf{X}|\mathbf{Y}_n, \Theta_k} (\mathbf{X}_t \mathbf{X}_t') = \mathbf{X}_t^n \mathbf{X}_t^{n'} + \mathbf{P}_t^n \quad (14)$$

$$E_{\mathbf{X}|\mathbf{Y}_n, \Theta_k} (\mathbf{X}_t \mathbf{X}_{t-1}') = \mathbf{X}_t^n (\mathbf{X}_{t-1}^n)' + \mathbf{P}_{t, t-1}^n \quad (15)$$

$$E_{\mathbf{X}|\mathbf{Y}_n, \Theta_k} (\mathbf{X}_{t-1} \mathbf{X}_{t-1}') = \mathbf{X}_{t-1}^n (\mathbf{X}_{t-1}^n)' + \mathbf{P}_{t-1}^n \quad (16)$$

$$E_{\mathbf{X}|\mathbf{Y}_n, \Theta_k} (\mathbf{X}_t) = \mathbf{X}_t^n \quad (17)$$

其次, 对式(7)求期望值

$$\begin{aligned} L(\Theta|\Theta_k) = & \ln |\Sigma_0| + \\ & \text{tr} \{ \Sigma_0^{-1} [\mathbf{P}_0^n + (\mathbf{X}_0^n - \mu_0)(\mathbf{X}_0^n - \mu_0)'] \} + \\ & n \ln |Q| + \text{tr} \{ Q^{-1} [\mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{10} \mathbf{A}' - \mathbf{A} \mathbf{S}_{10}' + \\ & \mathbf{A} \mathbf{S}_{00} \mathbf{A}'] \} + n \ln |R| + \\ & \text{tr} \{ \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{S}_{22} - \mathbf{S}_{20} \mathbf{C}' - \mathbf{C} \mathbf{S}_{20}' + \mathbf{C} \mathbf{S}_{11} \mathbf{C}'] \} \end{aligned} \quad (18)$$

其中

$$\mathbf{S}_{11} = \sum_{t=1}^n \mathbf{X}_t^n \mathbf{X}_t^{n'} + \mathbf{P}_t^n \quad (19)$$

$$\mathbf{S}_{10} = \sum_{t=1}^n \mathbf{X}_t^n (\mathbf{X}_{t-1}^n)' + \mathbf{P}_{t, t-1}^n \quad (20)$$

$$\mathbf{S}_{00} = \sum_{t=1}^n \mathbf{X}_{t-1}^n (\mathbf{X}_{t-1}^n)' + \mathbf{P}_{t-1}^n \quad (21)$$

$$\mathbf{S}_{22} = \sum_{t=1}^n E(\mathbf{Y}_t \mathbf{Y}_t') = \sum_{t=1}^n (\mathbf{Y}_t \mathbf{Y}_t') \quad (22)$$

$$\mathbf{S}_{20} = \sum_{t=1}^n (\mathbf{Y}_t \mathbf{X}_t^{n'}) \quad (23)$$

通过计算函数 $L(\Theta|\Theta_k)$ 的最大值, 求解参数 $\mathbf{A}, \mathbf{Q}, \mathbf{C}, \mathbf{R}, \mu_0, \Sigma_0$. 对式(13)求偏导数, 得到各个参数的计算公式如下:

$$\mathbf{A} = \mathbf{S}_{10} \mathbf{S}_{00}^{-1} \quad (24)$$

$$\mathbf{Q} = \frac{1}{n} (\mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{10} \mathbf{S}_{00}^{-1} \mathbf{S}_{10}') \quad (25)$$

$$\mathbf{C} = \mathbf{S}_{20} \mathbf{S}_{11}^{-1} \quad (26)$$

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n} (\mathbf{S}_{22} - \mathbf{S}_{20} \mathbf{S}_{11}^{-1} \mathbf{S}_{20}') \quad (27)$$

$$\mathbf{X}_0 = \mathbf{X}_0^n \quad (28)$$

$$Q_0 = P_0^* \quad (29)$$

E步和M步一直循环计算,直到满足收敛条件为止。

2.3 基于KF模型的剩余寿命预测

已知动态系统状态空间模型参数后,接下来需要计算未来时间状态的预测值。计算起始点设在最后一个量测值,根据滤波后得到的状态向量分布 $(\mathbf{X}_n|_n, \mathbf{P}_n|_n)$,其中 n 代表最后一次量测值的时刻。对于未来时间步长 $t > n$,输出 $\mathbf{Y}_t$ 的均值和方差就可以用KF模型求得解析解,进而进行剩余寿命预测。

3 主减速器剩余寿命预测

3.1 主减速器延寿试验

由于主减速器直接影响了直升机的飞行安全,如不及时预测主减速器剩余寿命,可能会导致直升机任务执行失败,甚至机毁人亡,为此开展了“某新型直升机主减速器实验”。

主减速器主要由前传组件、主传组件、后传组件等部分组成,共分为4级减速:斜齿轮并车减速、弧齿锥齿轮换向减速和两级行星减速。3台发动机通过主减速器实现并车,其动力经主减速器传输给主旋翼及尾桨,此外主减速器还传递直升机升力系统各种飞行状态下的载荷,安装和驱动直升机有关部件和附件,保证直升机执行各种飞行任务。主减速器结构如图1所示。

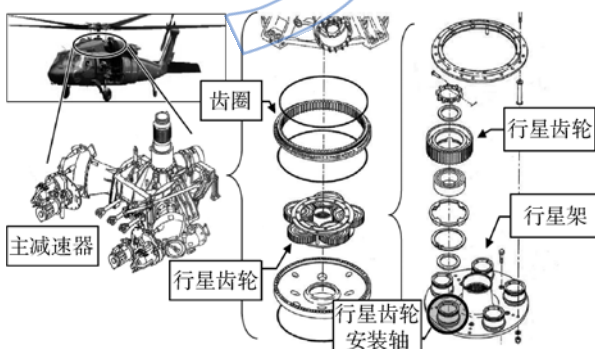


图1 主减速器结构图

Fig.1 Structure chart of main retarder

在研制阶段,对该型主减速器共安排并完成3项整机试验,包括01号主减速器持久试验(共进行1000h)、03号主减速器超功率试验(3400kW,101h)、02号主减速器装机地面试验和鉴定试飞。

根据《航空技术装备寿命和可靠性工作暂行

规定》中的寿命试验法

$$T_0 = T/K$$

式中 T_0 为首翻期初始值; T 为每台产品试验时间; K 为经验系数,其值一般取为1.5。

计算主减速器的 T_0 为 $1000 \div 1.5 = 666.67$ h,技术鉴定时该型主减速器的 T_0 定为600h。

3.2 振动数据预处理

主减速器状态监测系统以20kHz的采样频率连续采集数据,获得8个通道的振动信号,图2是转矩的概率密度曲线。

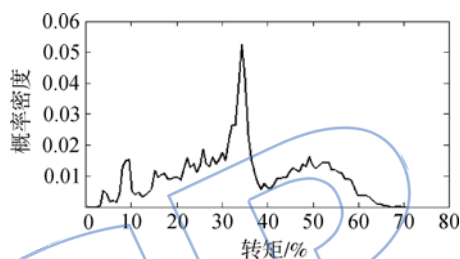


图2 转矩概率密度曲线

Fig.2 Probability density curve of torque

由图2分析得出主减速器工作时,稳定在一定的转速下工作,仅有转矩根据飞行的工况在变化,这对于基于振动信号的异常状态识别非常重要。通过分析图2,转矩在30%~37%区间内概率密度值较高,说明主减速器在这些工况下工作时间较长,在此工况范围内分析主减速器的健康状态具有一定的代表意义。截取状态监测系统采集的转矩为35%工况下的振动信号进行分析。

根据文献[14-15]提出的振动信号特征提取方法,提取主减速器基于生存性分析的健康状态指标(health index, HI),用生存性概率表示,如图3所示。

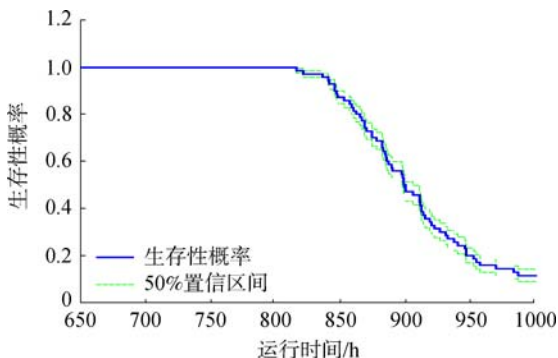


图3 基于生存性概率的健康状态指标

Fig.3 Health index based on survival probability

3.3 模型建立与参数估计

根据第1节理论,设主减速器的状态空间模型如下形式(算例中为简化,前文公式中的矩阵、矢量均缩减为标量,可理解为 1×1 的形式; $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 缩减为 x, y 的形式):

$$\begin{cases} x_{t+1} = Ax_t + w_t \\ y_t = Cx_t + e_t \end{cases}$$

其中 A 为状态方程参数, C 为量测方程参数, $w_t \sim N(0, Q)$, $e_t \sim N(0, R)$,算法估计模型参数是使用估计点之前的所有样本数据。

根据历史经验本文设置模型参数的初始值如下: $F=1$, $Q=0.5$, $H=0$, $R=0.5$, $x_0=1.0$, $P_0=0$,模型参数是在第800 h开始估计的,使用的是 $[y_{600}, y_{601}, \dots, y_{800}]$ 。图4显示了估计结果收敛于最优值,具体见表1所示。

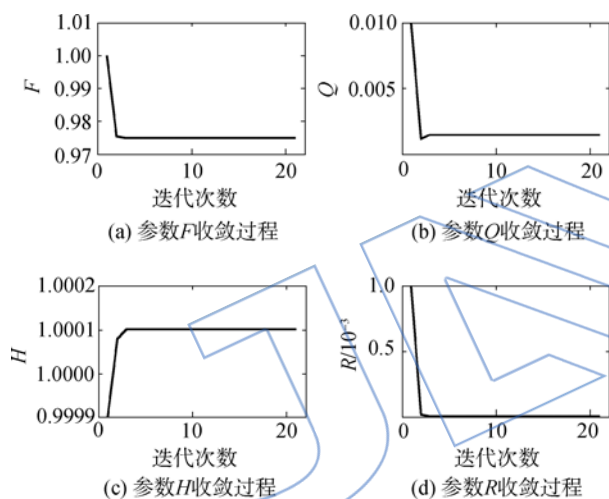


图4 模型参数收敛过程

Fig. 4 Convergence procedure of model parameters

表1 不同运行时间的模型参数

Table 1 Model parameters at different working times

运行时间/h	F	Q	H	R
600	1.000	0.500	1.0000	0.500
650	0.975	0.002	1.0001	0.001
700	0.975	0.002	1.0001	0.001
750	0.975	0.002	1.0001	0.001
800	0.975	0.002	1.0001	0.001

3.4 退化状态与剩余寿命预测

获得模型参数后,可对不同运行时间的健康状态进行估计,如图5所示。

假定已知设备故障模式的条件下,即主减速

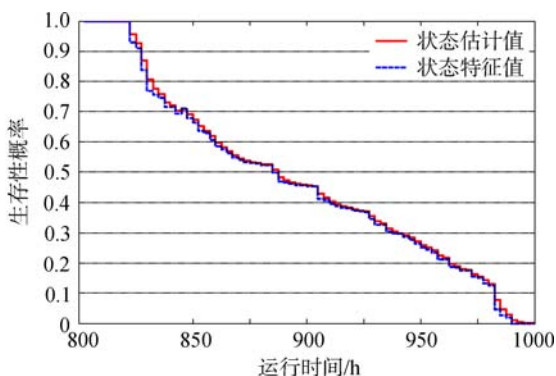


图5 状态估计结果

Fig. 5 Results of state estimation

器齿轮的裂纹增长,在 $t=0$ 时刻构建第1节的状态空间模型.在设备运行过程中不断通过传感器监测设备的振动信号提取特征值,通过分析监测得到的特征值判断状态特征值是否超过潜在故障特征值.假设当 $t=n$ 时刻时状态估计值超过潜在故障特征值,那么预测从 $t=n$ 时刻开始,使用预测点之前的所有样本特征值($y_1, y_2, \dots, y_n$),通过第2节KF估计出观测样本的状态分布(x_t^s, P_t^s),并使用第2节EM算法估计状态空间模型的参数.这时,使用蒙特卡罗方法仿真 $t=n$ 时刻状态分布 m 个,使用状态方程递推每个仿真值达到阈值的时间得到一个寿命结果.统计所有仿真的结果计算出寿命的概率密度分布.根据预测点之前的所有样本数据 $[y_{600}, y_{601}, \dots, y_{800}]$,KF不断地调整估计得到 $t=800$ h的状态分布($x_{800|800}, P_{800|800}$),使用EM算法估计状态空间模型参数,然后递推状态分布超过阈值的时间得到第950点预测的剩余寿命分布。

如图6所示,在未来的每个 $t > 800$ h,每隔10 h做一次剩余寿命预测.图中结果显示随着时间的推移预测值接近准确寿命,同时概率密度分布图变狭窄显示了预测误差变小.如图7所示,使用全寿命周期数据,模型的剩余寿命预测值和准确值的比较结果显示预测误差较小,说明该模型的预测性能较好。

从图7和表2可以看出,主减速器剩余寿命准确值绝大多数落于剩余寿命预测值的95%置信区间内,模型预测结果具有好的准确性;同时,从图7可以看出,随着时间的延长,模型采用更多的退化数据用于参数求解,剩余寿命分布函数的方差逐渐减小,模型的精确度也不断提高.因此,试验表明,本文所提方法能够较好地实现主减速器剩余寿命的预测。

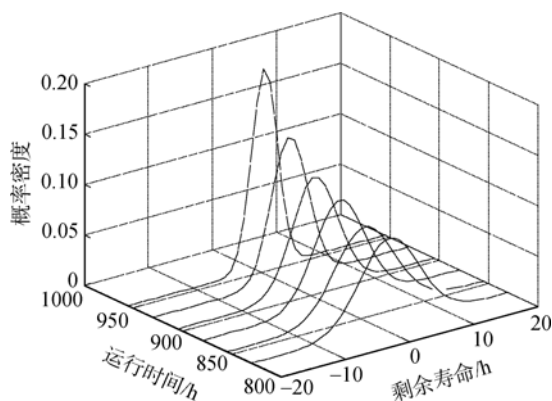


图6 不同运行时间剩余寿命概率密度

Fig. 6 Probability density of remaining useful life at different working times

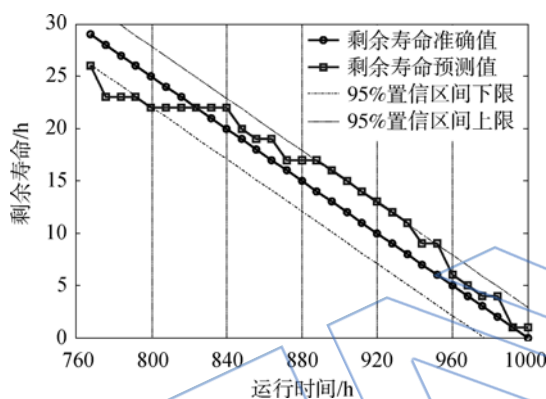


图7 剩余寿命预测

Fig. 7 Estimation of remaining useful life

表2 剩余寿命预测值及95%置信区间

Table 2 Estimation value and 95% confidence interval of remaining useful life

运行时间/h	剩余寿命准确值/h	剩余寿命预测值/h	方差	95%置信区间	
				下限	上限
800	30.0	29.0	57.1	28.5	31.5
850	24.0	23.0	30.5	22.5	25.5
900	19.0	20.0	20.0	17.5	20.5
950	9.0	13.0	13.0	7.5	10.5

4 结论

本文提出了一种基于 EM-KF 算法的主减速器剩余寿命预测方法,该方法可以根据不断更新的振动信号特征值迅速且有效地估计出模型参数,进而预测不同运行时间主减速器的剩余寿命分布;预测的剩余寿命分布可为维修管理人员提供决策依据,进一步采取准确的维修活动避免主

减速器故障的发生.值得一提的是,本文提出的基于 EM-KF 算法的主减速器剩余寿命预测方法,不仅仅应用于主减速器,而且可根据不同设备不同的故障模式灵活地改变状态空间模型的结构,方法具有一定的普适性.

参考文献:

- [1] 黄中华,尹泽勇,丁文强.直升机减速器故障齿轮振动信号特征研究[J].长沙航空职业技术学院学报,2007,7(3):36-39.
- [2] HUANG Zhonghua, YIN Zeyong, DING Wenqiang. Research on vibration signal feature of helicopter gearbox's fault gear [J]. Changsha Aeronautical Vocational and Technical College Journal, 2007, 7(3): 36-39. (in Chinese)
- [3] Sikorska J Z, Hodkiewicz M, MA Lin. Prognostic modeling options for remaining useful life estimation by industry[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5): 1803-1836.
- [4] Heng Aiwin, ZHANG Sheng, Andy C C. Rotating machinery prognostics: state of the art, challenges and opportunities[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 724-739.
- [5] 王新峰,邱静,刘冠军.基于离散粒子群优化算法的直升机减速器齿轮故障特征选择[J].航空动力学报,2005,20(6):969-972.
- [6] WANG Xinfeng, QIU Jing, LIU Guanjun. Discrete particle swarm optimization algorithm for gearbox fault symptom selection[J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(6): 969-972. (in Chinese)
- [7] Jardine A K S, LIN Daming. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7): 1483-1510.
- [8] Chinnam R B, Baruah P. A neuro-fuzzy approach for estimating mean residual life in condition-based maintenance systems[J]. International Journal of Materials and Product Technology, 2004, 20(1/2/3): 166-179.
- [9] Kacprzyński G J, Sarlashkar A, Roemer M J. Predicting remaining life by fusing the physics of failure modeling with diagnostics[J]. Journal of Metal, 2004, 56(3): 29-35.
- [10] SI Xiaosheng, WANG Wenbin, HU Changhua. Remaining useful life estimation: a review on the statistical data driven approaches[J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1): 1-14.
- [11] Patrick-Aldaco R. A model based framework for fault diagnosis and prognosis of dynamical systems with an application to helicopter transmissions[D]. Atlanta: Georgia Institute of Technology, 2007.
- [12] Orchard M E, Vachtsevanos G J. A particle-filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(4): 221-224.

- [11] Bechhoefer E, Clark S, He D. A state-space model for vibration based prognostics[R]. Portland; Annual Conference of The Prognostics and Health Management Society, 2010.
- [12] Harvey A, Koopman S J, Shephard N. State space and unobserved component models; theory and applications[M]. Cambridge; Cambridge University Press, 2004.
- [13] Andrieu C, Doucet A. Online expectation-maximization type algorithms for parameter estimation in general state space models[R]. Vancouver, Canada; IEEE International Conference of Acoustics, Speech and Signal Processing, 2003.
- [14] Achmad W, Bo-Suk Y. Application of relevance vector machine and survival probability to machine degradation assessment[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2592-2599.
- [15] Achmad W, Bo-Suk Y. Machine health prognostics using survival probability and support vector machine[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 8430-8437.

JASSP