

文章编号:1000-6893(2009)07-1277-07

基于混合系统粒子滤波和二元估计的 故障预测算法

张磊, 李行善, 于劲松, 廖灿星

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

A Fault Prognostic Algorithm Based on Hybrid System Particle Filter and Dual Estimation

Zhang Lei, Li Xingshan, Yu Jinsong, Liao Canxing

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of
Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

摘要: 针对一类故障预测问题提出了一种基于粒子滤波的故障预测算法。在算法的状态估计阶段,采用混合系统粒子滤波和二元估计算法同时估计对象系统故障演化模型混合状态和未知参数的后验分布。在算法的状态预测阶段,在一定的假设条件的前提下,将混合模型连续状态变量的预测问题转化为一个基本状态空间模型的状态预测问题。通过对连续状态变量当前时刻的后验分布进行迭代采样从而获得其未来时刻的先验分布。在算法的决策阶段,在获取的故障演化模型连续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。故障预测仿真实验结果证明了算法的有效性。

关键词: 故障预测; 随机系统; 混合系统粒子滤波; 二元估计; 重要性采样重采样; 剩余寿命分布

中图分类号: V249; TP206+.3 **文献标识码:** A

Abstract: To solve certain kinds of fault prognostic problems, an algorithm based on particle filter is presented. At the state estimation stage, the algorithm estimates the posterior distribution of the states and parameters of the system fault progression model based on hybrid system particle filter and dual estimation. At the state prediction stage, the algorithm converts the problem of predicting the continuous states of a hybrid system model to the problem of predicting the states of a basic state space model under certain predefined assumptions. By sampling iteratively the posterior distribution of current continuous states, the algorithm can use the sampled particles to form the state prior distribution for some future time. At the prognostic decision stage, based upon the above calculated continuous state distribution, combined with certain fault criteria, the distribution of system remaining useful lifetime can then be inferred. Simulation result demonstrates the validity and feasibility of the proposed algorithm.

Key words: fault prognostics; stochastic systems; hybrid system particle filter; dual estimation; sampling importance resampling; distribution of remaining useful lifetime

航空飞行器和航天运载器是技术密集和高度复杂的系统,通常由多个不同的功能子系统/部件所组成、交联关系复杂。在其功能/性能不断增强的同时,也带来了可靠性、安全性、可用性等一系列问题。综合运载器健康管理(Integrated Vehicle Health Management, IVHM)技术就是在这种背景下,提出的一种全新的管理飞行器健康状态的解决方案。IVHM技术的核心和难点之一是故障预测,这也是它区别于传统的健康监测技术的最大特点^[1-3]。故障预测使得设备维护人员可以提前预知故障的发生,从而采取一系列

维修或预防的措施,而不必等到故障真正发生之后再做出反应,从而能有效避免一些灾难性的后果。

对故障预测问题的研究,文献[4]假设对象系统的故障演化过程可以由一个状态空间模型加以表述,即存在着一些包含对象故障演化信息的状态变量(通常称为故障指征),这些状态变量与对象系统的故障演化过程之间有着某种对应关系,通过对状态变量在未来一段时间内变化情况的预测,结合一定的判别准则,可以预知对象系统的故障情况和剩余使用寿命。然而对于许多实际的复杂系统而言,仅仅通过简单的状态空间模型还不足以完全刻画其故障演化过程。为此把上述思想进一步发展,采用随机

混合系统模型描述对象故障演化过程。假设模型中连续状态变量包含对象故障演化信息;离散状态变量描述对象故障演化模式变化,模式的模式切换既可以有自治转移,也可以有随机转移等形式;同时模型中还存在未知的缓变参数(描述对象系统由于故障演化而导致的部分模型参数随时间变化的特性)。在此前提下,故障预测问题就转化为对上述混合系统模型未来某时刻连续状态变量的一个估计问题。

经典的混合系统模型估计算法有通用伪贝叶斯算法^[5]和交互式多模型算法^[6],但这些算法通常依赖于模型的线性高斯假设或线性高斯逼近。近年发展起来的粒子滤波算法,由于能够适用于任意非线性非高斯动态系统的状态估计问题,因而得到了广泛的应用。针对故障预测问题,本文在粒子滤波的基础上提出了一种新的故障预测算法。算法对故障的定义是基于故障演化模型状态的,即系统在未来某时刻状态进入故障子空间,则判断系统出现故障。其主要思路是:先对系统当前时刻的状态进行估计(混合系统状态和参数估计),在此基础上预报系统有限步长后的状态,如果预报结果超出阈值,则判断系统出现故障。

1 故障预测问题的数学描述

本文研究的一个前提条件是对象系统的故障演化过程可以采用一类随机混合系统模型加以描述^[7-8]。随机混合系统的状态既包含离散状态(通常是用有限集合描述,集合中包含系统所有可能的离散模式),也包含连续状态(其动态特性由随机非线性微分(差分)方程描述,并且方程的形式取决于其对应的系统模式)。混合系统的模式转移包含如下两种情况:①受控转移,即系统的模式转移是由于系统的外部控制命令或随机扰动所引起的;②自治转移,即系统的模式转移是由于系统的连续变量满足了一定的警戒条件(Guard Condition)所引起。假设在混合系统离散模式转移时,系统的连续变量不发生跳变。如果上述随机混合系统的离散模式确定,则混合系统的动态特性也随之确定,可以描述为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{f}_{k-1}(\mathbf{X}_{k-1}, r_k, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{U}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{X}_k, r_k, \boldsymbol{\theta}_k) + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式(1)和式(2)分别为故障演化模型的连续状态的状态方程和观测方程(对应于模型离散模式

r_k)。式中: \mathbf{X}_k 和 \mathbf{Y}_k 分别为模型的连续状态变量和观测变量; \mathbf{U}_{k-1} 为模型的输入变量,用于描述系统故障演化的外部条件; $\boldsymbol{\theta}_k$ 为模型的未知参数(通常随时间缓慢变化),用于描述对象系统由于故障演化而导致的部分模型参数随时间变化特性; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 分别为模型系统噪声和观测噪声。

对于以上的故障演化模型,故障预测问题可以转化为一个已知系统从某一起始时刻0至当前时刻 k 的观测序列 $\{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_k\}$,同时在模型存在模式切换以及未知缓变参数的前提下,对未来某一时刻 $k+p$ ($p>0$)的模型连续状态变量 \mathbf{X}_{k+p} 求取其在一定的准则意义下的估计值的状态估计问题。

针对上述的故障预测问题的研究,存在以下两个主要问题:①对随机混合系统的状态(混合状态)估计的同时还要对模型的缓变参数进行估计;②随机混合系统模型中离散模式的转移信息通常是未知的。对于问题①本文采用了二元估计的思想,将混合系统状态和参数的估计问题转化为基本的状态估计问题(包括混合状态估计和一般的状态估计问题);对于问题②本文参考文献[9]的思想,将随机混合系统中未知的自治转移和受控转移均假设为一种随机转移,并且离散模式的转移只取决于其前一刻的离散模式,模式间的转移关系通过转移概率矩阵进行刻画。在上述假设条件下,本文所采用的混合系统粒子滤波算法能够在线估计离散模式的转移信息。

2 混合系统粒子滤波算法

粒子滤波算法的本质是用粒子及其权值组成的离散随机测度来近似表示状态变量的分布密度,并根据算法递推更新离散随机测度。滤波算法主要包括序贯重要性采样和重采样环节。首先从某个重要性分布 $Q(\mathbf{X}_{0:k}, r_{0:k} | \mathbf{Y}_{1:k})$ 中抽取样本 $\{\mathbf{X}_{0:k}^i, r_{0:k}^i\}_{i=1}^N$,并对样本赋权值 $W_k^i = P(\mathbf{X}_{0:k}^i, r_{0:k}^i | \mathbf{Y}_{1:k}) / Q(\mathbf{X}_{0:k}^i, r_{0:k}^i | \mathbf{Y}_{1:k})$,则滤波密度 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 可以近似为

$$P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N W_k^i \delta(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_k^i, r_k - r_k^i) \quad (3)$$

式中: δ 为狄拉克函数。设重要性分布密度函数可以分解为如式(4)所示的形式:

$$Q(\mathbf{X}_{0:k}, r_{0:k} | \mathbf{Y}_{1:k}) = Q(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{X}_{0:k-1}, r_{0:k-1}, \mathbf{Y}_{1:k}) \cdot$$

$$Q(\mathbf{X}_{0:k-1}, r_{0:k-1} | \mathbf{Y}_{1:k-1}) \quad (4)$$

即样本集合 $\{\mathbf{X}_{0:k}^i, r_{0:k}^i\}_{i=1}^N \sim Q(\mathbf{X}_{0:k}, r_{0:k} | \mathbf{Y}_{1:k})$ 可以通过将新的粒子 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i\}_{i=1}^N \sim Q(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{X}_{0:k-1}, r_{0:k-1}, \mathbf{Y}_{1:k})$ 添加进 $\{\mathbf{X}_{0:k-1}^i, r_{0:k-1}^i\}_{i=1}^N$ 来获得。根据贝叶斯公式和第 1 节的假设, $P(\mathbf{X}_{0:k}, r_{0:k} | \mathbf{Y}_{1:k})$ 可以表示为如式(5)所示的递推形式:

$$W_k^i \propto \frac{P(\mathbf{X}_{0:k}^i, r_{0:k}^i | \mathbf{Y}_{1:k-1})}{Q(\mathbf{X}_{0:k}^i, r_{0:k}^i | \mathbf{Y}_{1:k-1})} \propto \frac{P(\mathbf{Y}_k | \mathbf{X}_k^i, r_k^i) P(r_k^i | r_{k-1}^i) P(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, r_{k-1}^i) P(\mathbf{X}_{0:k-1}^i, r_{0:k-1}^i | \mathbf{Y}_{1:k-1})}{Q(\mathbf{X}_k^i, r_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, r_{0:k-1}^i, \mathbf{Y}_{1:k}) Q(\mathbf{X}_{0:k-1}^i, r_{0:k-1}^i | \mathbf{Y}_{1:k-1})} \propto W_{k-1}^i \frac{P(\mathbf{Y}_k | \mathbf{X}_k^i, r_k^i) P(r_k^i | r_{k-1}^i) P(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, r_{k-1}^i)}{Q(\mathbf{X}_k^i, r_k^i | \mathbf{X}_{0:k-1}^i, r_{0:k-1}^i, \mathbf{Y}_{1:k})} \quad (6)$$

最常用的重要性分布是先验转移分布 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{X}_{k-1}, r_{k-1}) = P(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, r_k) P(r_k | r_{k-1})$, 采样粒子 $r_k^i \sim P(r_k | r_{k-1}^i) = \pi_{r_{k-1}^i r_k} (\pi_{ij}$ 为转移概率矩阵 i 行 j 列的元素), $\mathbf{X}_k^i \sim P(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^i, r_k^i)$, 其对应权值为 $W_k^i \propto W_{k-1}^i P(\mathbf{Y}_k | \mathbf{X}_k^i, r_k^i)$, 可以得到一组带权的随机样本粒子 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i, W_k^i\}_{i=1}^N$ 逼近状态变量的后验概率分布。其中, $P(r_k | r_{k-1}^i)$, $P(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^i, r_k^i)$ 和 $P(\mathbf{Y}_k | \mathbf{X}_k^i, r_k^i)$ 可以分别通过模型概率转移矩阵、状态方程和观测方程计算。

在滤波算法再采样环节按权值 W_k^i 的大小, 从 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i\}_{i=1}^N$ 中重新采样 N 个等权值的粒子, 即 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i, 1/N\}_{i=1}^N$, 并按权值的大小选择或抛弃样本。

滤波算法在其迭代计算的每一步都给出一个混合状态的估计输出。其中, 模型离散模式 \hat{r}_k 使用每一步中最为可能的模式粒子来估计, 模型连续状态使用上述离散模式所对应的样本状态粒子来估计, 即:

$$\left. \begin{aligned} \hat{r}_k &= \arg \max_j \sum_{i \in D_j} W_k^i \\ \hat{\mathbf{X}}_k &= \sum_{i \in D} W_k^i \mathbf{X}_k^i / \sum_{i \in D} W_k^i \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $D_j = \{i | r_k^i = j\}$, $j \in S$, 其中 S 为混合模型所有离散模式集合; $D = \{i | r_k^i = \hat{r}_k\}$ 。上述计算中均假设模型概率转移矩阵已知。然而对于许多实际问题, 转移矩阵通常是未知的, 导致滤波算法性能下降。为此文献[10]得出结论, 模型的概率转移矩阵可以从过去模型模式序列的转移次数以及先验观测频率估计, 且模型模式的转移次数可以递推计算。即模型转移概率可以通过式(8)来估计:

$$p(r_k = j | r_{k-1} = i) = \frac{n_{ij}(r_{0:k-1}) + \alpha_{ij}}{n_i(r_{0:k-1}) + \sum_{l=1}^s \alpha_{il}} \quad (i, j = 1, 2, \dots, s) \quad (8)$$

式中: $n_{ij}(r_{0:k-1})$ 表示从 0 至 $k-1$ 时刻模型从模

$$P(\mathbf{X}_{0:k}, r_{0:k} | \mathbf{Y}_{1:k}) = P(\mathbf{X}_{0:k-1}, r_{0:k-1} | \mathbf{Y}_{1:k-1}) \cdot \frac{P(\mathbf{Y}_k | \mathbf{X}_k, r_k) P(r_k | r_{k-1}) P(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, r_{k-1})}{P(\mathbf{Y}_k | \mathbf{Y}_{1:k-1})} \quad (5)$$

式中: $P(r_k | r_{k-1})$ 为由 $k-1$ 时刻的离散模式 r_{k-1} 转移至 k 时刻的离散模式 r_k 的概率密度函数。粒子权值计算采用如式(6)所示的递推公式:

式 i 转移至模式 j 的总次数, $n_i(r_{0:k-1})$ 表示在这期间模型处于模式 i 的次数; α_{ij} 为转移次数的先验观测频率 (假设模型转移的先验概率服从 Dirichlet 分布, α_{ij} 为其分布参数); s 为混合模型离散模式数目。模型模式转移次数 $n_{ij}(r_{0:k})$ 的递推计算公式为

$$n_{ij}(r_{0:k}) = n_{ij}(r_{0:k-1}) + \rho(r_{k-1}, i) \rho(r_k, j) \quad (9)$$

式中: 当 $r_k = j$ 时, $\rho(r_k, j) = 1$; 否则 $\rho(r_k, j) = 0$ 。虽然实际的模型模式序列通常是未知的, 但是利用粒子滤波采样所获取的一组模型模式样本粒子 $r_{0:k-1}^i$ 可以递推估计概率转移矩阵。首先将时刻 $k-1$ 的模式样本粒子 $r_{0:k-1}^i$ 代入式(8)和式(9)获取其对应的转移概率, 然后经过滤波算法对粒子样本的量测更新和选择后可以得到模型转移概率的后验估计 $\hat{p}(r_k = j | r_{k-1} = l)$, 并将其作为下一时刻混合系统粒子滤波算法中模型概率转移矩阵的一个估计。

$$\hat{p}(r_k = j | r_{k-1} = l) = \sum_{i=1}^N \tilde{W}_k^i p(r_k^i = j | r_{k-1}^i = l) \quad (10)$$

式中: $p(r_k^i = j | r_{k-1}^i = l)$ 为第 i 个样本粒子所对应的转移概率; \tilde{W}_k^i 为经过滤波算法量测更新和粒子选择后的粒子权值。

3 基于粒子滤波的故障预测算法设计

针对第 1 节所描述的故障预测问题及其假设条件, 采用粒子滤波算法实现其故障预测的过程包含以下的 3 个主要步骤:

(1) 估计当前时刻 k 的状态变量

为了估计 k 时刻的状态, 需要计算故障演化模型状态变量的滤波密度 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 。然而, 由于模型中存在未知缓变参数, 它的取值将对状态变量估计值产生影响。对此问题的一种解决方案是采用二元估计, 即使用两个并联工作的滤

波器依次迭代估计模型的状态变量(混合状态)和未知参数。二元估计算法可以视为期望最大算法(Expectation Maximization, EM)的一种特例,在E步估计模型的状态变量,在M步辨识模型未知参数;E步和M步依次迭代执行,保证估计结果能逐渐收敛于状态和参数的真值。二元估计算法中状态变量估计和模型参数辨识的对象模型分别如式(11)和式(12)所示:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_k &= \mathbf{f}_{k-1}(\mathbf{X}_{k-1}, r_k, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{U}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{Y}_k &= h_k(\mathbf{X}_k, r_k, \boldsymbol{\theta}_k) + v_k \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ 。

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\theta}_k &= \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \boldsymbol{\zeta}_{k-1} \\ \mathbf{Y}_k &= h_k(\mathbf{X}_k, r_k, \boldsymbol{\theta}_k) + v_k \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k, r_k = \hat{r}_k$ 。

式(11)的混合状态估计模型可以看成原混合系统状态空间模型在时变参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 一定 ($\boldsymbol{\theta}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k$, 为前次参数辨识模型的估计输出)的前提下,关于混合状态 \mathbf{X}_k 和 r_k 的混合状态空间模型。式(12)的参数辨识模型中,将故障演化模型参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 作为一个特殊状态。由于其变化情况通常是未知的,为其演化过程人为引入一随机游走(Random Walk)模型,模型参数噪声 $\boldsymbol{\zeta}_{k-1} \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\zeta}})$ 服从均值为 $\mathbf{0}$, 方差为 $\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\zeta}}$ 的高斯随机分布。参数辨识模型中, $\boldsymbol{\theta}_k$ 的观测方程为原混合系统观测方程在混合状态 \mathbf{X}_k 和 r_k 一定 ($\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k, r_k = \hat{r}_k$, 为前次混合状态估计模型的估计输出)的前提下,量测输出 \mathbf{Y}_k 关于 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的函数。至此,通过以上的二元估计算法,原混合系统状态和参数的混合估计问题被转化为一个关于混合状态 \mathbf{X}_k 和 r_k 的状态估计问题与一个关于时变参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的状态估计问题。对于上述两个估计问题的求解可以分别采用本文提出的混合系统粒子滤波算法以及基本粒子滤波算法(重要性采样重采样(SIR)分别加以实现。

(2) 预测未来时刻 $k+p$ 的状态变量

在采用粒子滤波方法获取的 k 时刻混合系统状态变量滤波密度 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 的近似测度基础上,可以估算出未来 $k+p$ 时刻的模型连续状态变量的先验概率密度 $P(\mathbf{X}_{k+p} | \mathbf{Y}_{1:k})$ 。在一定的假设条件下(对象系统故障缓慢变化,且任意时刻故障演化模型只能处于一种离散模式),可以认为在进行预测计算时,故障演化模型中缓变参数和模型模式在 $k+1$ 至 $k+p$ 的时间段内保持当前时刻 k 的期望 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ 和 \hat{r}_k 不变。那么在该假设条件下,故障演化模型连续状态变量的预测问题就转化为一个基本状态空间模型的状态预测问题。参照

文献[11],只需要采用演化模型的状态方程(如式(1)所示的形式,模型未知参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 和离散模式 r_k 保持 k 时刻的期望不变)以滤波密度 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 的重采样样本粒子为初始值,迭代采样出 $k+p$ 时刻模型连续状态变量的样本粒子 \mathbf{X}_{k+p} ,同时保持其对应的权值不变,则 $k+p$ 时刻模型连续状态变量的先验概率密度可以表示为

$$P(\mathbf{X}_{k+p} | \mathbf{Y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N W_k^i \delta(\mathbf{X}_{k+p} - \mathbf{X}_{k+p}^i) \quad (13)$$

假设 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 的一组样本粒子为 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i, W_k^i\}_{i=1}^N$, 其中属于离散模式 \hat{r}_k 的粒子为 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i\}_{i=1}^M, 1 \leq M \leq N$ 。则对混合状态滤波密度 $P(\mathbf{X}_k, r_k | \mathbf{Y}_{1:k})$ 的样本粒子重采样过程可以按照以下方法进行:对一组总数为 M 的样本粒子 $\{\mathbf{X}_k^i, r_k^i, W_k^i/c\}_{i=1}^M$, 采样 N 个独立同分布的样本粒子作为当前时刻 k 模式 \hat{r}_k 所对应的连续状态 \mathbf{X}_k 的样本粒子,即为上述状态预测算法迭代采样的初始值。其中, $c = \sum_{i \in D} W_k^i, D = \{i | r_k^i = \hat{r}_k\}$ 。

(3) 估计未来时刻 $k+p$ 对象系统的剩余寿命在获取 $k+p$ 时刻模型连续状态变量的概率密度的预测结果 $P(\mathbf{X}_{k+p} | \mathbf{Y}_{1:k})$ 的基础上,结合一定的故障判据,可以采用蒙特卡罗采样的方法近似推算出对象系统的剩余寿命的分布密度,具体的计算方法可以参考文献[12]。

4 故障预测仿真实验

将文献[13]和文献[14]中的双罐系统模型进行适当修改,以满足故障预测仿真实验的需求,如图1所示。该系统由两个水槽 T1 和 T2 组成,水槽之间通过两根水管连接。双罐系统有两种工作模式:①模式1为水槽 T1 液面低于排水管 2 时,仅排水管 1 工作;②模式2为当水槽 T1 液面高于排水管 2 时,排水管 1 和 2 均工作,向水槽 T2 排水。水槽 T2 连接一个排水阀门,由它控制整个系

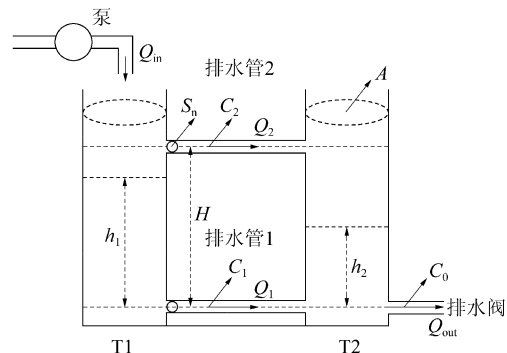


图1 双罐系统示意图

Fig. 1 Two-tank system

统的输出 Q_{out} ; 系统的输入由连接在水槽 T1 的水泵控制, 输入流量分别为 Q_{in} ; 系统的状态变量为两水槽的液位高度 h_1 和 h_2 , 则该双罐系统两种工作模式下的数学模型分别如式(14)所示:

$$\left. \begin{aligned} \frac{d\mathbf{X}}{dt} &= \mathbf{A}(\mathbf{X}) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{C}\mathbf{X} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \end{bmatrix}$; $\mathbf{U} = \begin{bmatrix} Q_{in} \\ 0 \end{bmatrix}$; $\mathbf{B} = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$; 模式 1

时取 $\mathbf{A}(\mathbf{X}) = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -Q_1 \\ Q_1 - Q_{out} \end{bmatrix}$, $\mathbf{C} = \mathbf{I}_{2 \times 2}$; 模式 2 时取

$\mathbf{A}(\mathbf{X}) = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -Q_1 - Q_2 \\ Q_1 + Q_2 - Q_{out} \end{bmatrix}$, $\mathbf{C} = 2\mathbf{I}_{2 \times 2}$ 。

在上述模型中, C_0, C_1 和 C_2 为槽排水管流量系数; H 为排水管 2 的高度; Q_1 和 Q_2 为水槽间连接水管的水流速率; A 为水槽的截面积; S_n 为水槽间连接水管的截面积。上述模型中的未知系数 Q_1, Q_2 和 Q_{out} 可以采用托里切利原理求解:

$$q = CS_n \text{sgn}(\Delta h) (2g |\Delta h|)^{1/2} \quad (15)$$

式中: g 为地球的重力加速度; Δh 为相邻的两个水槽的液位之差; q 为水槽连接水管的水流速率。

因此, 模型中的未知系数分别为

$$\left. \begin{aligned} Q_1 &= C_1 S_n \text{sgn}(h_1 - h_2) (2g |h_1 - h_2|)^{1/2} \\ Q_2 &= C_2 S_n \text{sgn}(h_1 - H) (2g |h_1 - H|)^{1/2} \\ Q_{out} &= C_0 S_n (2gh_2)^{1/2} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

将系统模型离散化, 对式(14)建立形如式(1)的非线性离散时间系统模型:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k) + \Delta t \mathbf{A}(\mathbf{X}) + \Delta t \mathbf{B}\mathbf{U}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (17)$$

观测方程为

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{C}[h_1(k) \quad h_2(k)]^T + \mathbf{v}(k) \quad (18)$$

式中: Δt 为采样的时间间隔。双罐系统模型有关参数的正常取值如表 1 所示。

表 1 系统模型参数正常值

Table 1 Normal values of model parameters			
$\Delta t/s$	A/m^2	S_n	$g/(m \cdot s^{-2})$
0.054	0.015 4	5×10^{-5}	9.81
C_1	C_2	C_0	H/m
4.2	1.0	2.4	0.45

两个水槽的液位初始值分别为: $h_1^0 = 0.4 \text{ m}$, $h_2^0 = 0.3 \text{ m}$; 系统的输入 Q_{in} 为 $2.91 \times 10^{-4} \text{ m}^3/\text{s}$ 。系统的故障状态 ϕ 定义为

$$\phi = \left\{ \left| \frac{h_k - h_k^0}{h_k^0} \right| \geq 0.5 \right\} \quad (k = 1, 2) \quad (19)$$

整个仿真实验时间为 $1000\Delta t$, 假设在 $100\Delta t$ 时, 系统由于发生排水管 1 堵塞故障导致其流量系数 C_1 按照以下的规律变化:

$$C_1 = \begin{cases} C_1^0 + (k - 100) \times 0.006 & 100 < k < 700 \\ 0.6 & k \geq 700 \end{cases} \quad (20)$$

式中: C_1^0 为正常状态下的 C_1 的值。整个仿真实验的运行过程如下: 由于排水管 1 堵塞导致水槽 T1 液面上升, 当其液面小于 H 时, 系统工作在模式 1 下; 当液面大于 H 时, 系统将工作在模式 2 下。与此同时, 水槽 T2 的液面不断下降。当水槽 T1 和 T2 的液位变化到 $h_1, h_2 \in \varphi$ 时, 双罐系统发生故障。假设实验中系统噪声服从非高斯分布 $w(k) \sim N(0, 5 \times 10^{-7}) + U(-2 \times 10^{-4}, 2 \times 10^{-4})$, 量测噪声服从高斯分布 $w(k) \sim N(0, 2 \times 10^{-6})$ 。

采用本文的故障预测算法首先计算双罐模型连续状态、缓变参数 C_1 和模型离散模式的跟踪结果, 分别如图 2~图 4 所示。

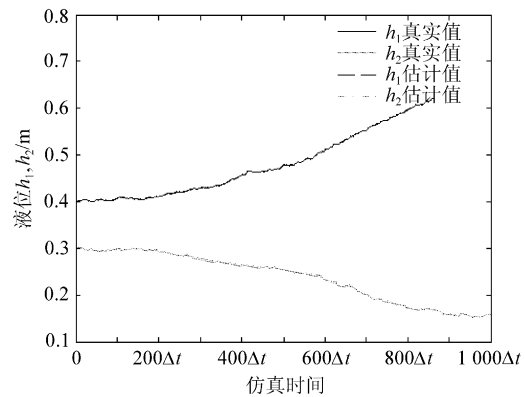


图 2 模型连续状态 h_1 和 h_2 跟踪结果图

Fig. 2 Tracking results of model states h_1 and h_2

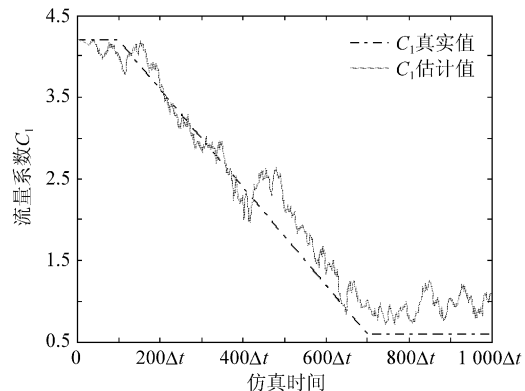


图 3 模型参数 C_1 跟踪结果图

Fig. 3 Tracking result of model parameter C_1

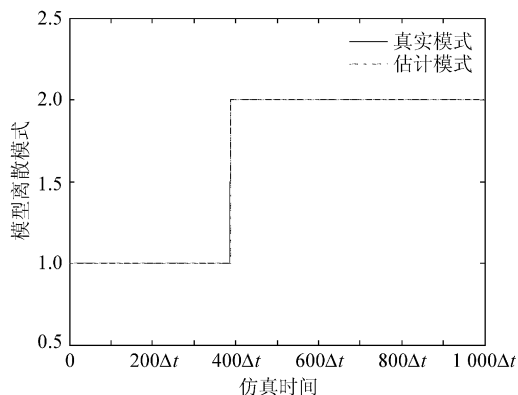


图4 模型离散模式跟踪结果图

Fig. 4 Tracking result of model discrete mode

从上述结果可以看出算法对双罐模型的连续状态、缓变参数以及离散模式均能较好地进行跟踪,为其下一阶段的预测操作的准确性提供前提保证。

(1) 在仿真实验中由于观测变量直接采用带噪声的系统状态变量,因此算法对模型连续状态的跟踪结果很好。

(2) 算法对缓变参数的跟踪性能很大程度上取决于二元估计中人为引入的随机噪声 ζ_{k-1} 的选取。 ζ_{k-1} 的方差选取过大,对参数 C_1 估计的精度就会下降;方差过小,又不能很好地描述缓变参数 C_1 的动态特性。本文中参数噪声方差的确定是通过大量仿真实验取得,目标是在跟踪精度和跟踪动态性能上取得一个平衡。

(3) 算法对离散模式的跟踪结果在双罐系统两种模式转化的过渡过程中出现了一定程度的偏差。分析其原因主要是由于本文的仿真算例中采用的双罐系统的离散模式转移是一个典型的自治转移过程($h_1 > H$ 时,由模式 1 转移至模式 2)。双罐系统两种不同模式的模型,在该过渡过程中所产生的观测偏差信息(Measurement Residual)区别不大(多模型估计算法主要依赖不同模式模型的观测偏差信息的差异来选择系统当前所处的离散模式^[15])。

仿真实验中双罐系统的故障判据为 $h_1 > 0.60$ m 或 $h_2 < 0.15$ m,系统的剩余寿命由两者中率先满足的判据决定。由于采用 h_1 或 h_2 作为故障指征进行其剩余寿命预测的过程是类似的,为此下文仅采用 h_1 作为故障指征进行计算(本仿真实验中 h_1 首先满足其故障判据)。采用本文的故障预测算法预测 h_1 的变化情况。算法中选取故障区域的上下界分别为 $H_{up} = 0.61$ 和 $H_{low} = 0.59$,预测步长 $p = 1000$ 。时刻 $720\Delta t$ 的预测结果如图 5 所示。从图中可以看出:①预测算法对 h_1

未来变化趋势的预测与实际符合很好;②预测样本粒子云与故障区域充分相交,对剩余寿命分布的近似能很好地反映实际情况(时间截断影响较小)。

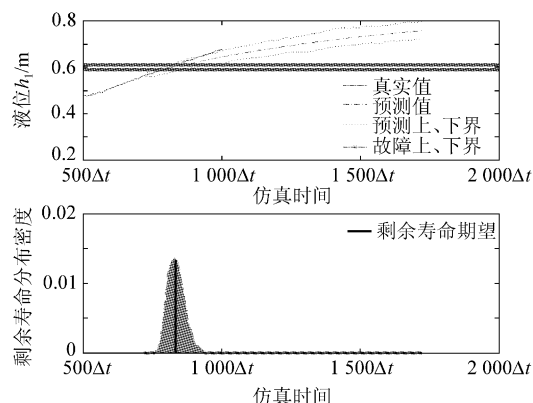
图5 时刻 $720\Delta t$ 预测结果Fig. 5 Prediction result of time step $720\Delta t$

表 2 列出了部分时刻剩余寿命分布期望的预测结果。从中可以看出随着系统故障的发展,对其剩余寿命期望的预测结果与真实值将逐渐接近,这与理论分析的结果一致。

表 2 剩余寿命期望部分预测结果

Table 2 Part of prediction results of remaining useful life expectation

	时刻				
	$630\Delta t$	$660\Delta t$	$690\Delta t$	$720\Delta t$	$750\Delta t$
真值	$161\Delta t \sim$	$131\Delta t \sim$	$101\Delta t \sim$	$71\Delta t \sim$	$41\Delta t \sim$
	$212\Delta t$	$182\Delta t$	$152\Delta t$	$122\Delta t$	$92\Delta t$
预测值	$483\Delta t$	$360\Delta t$	$176\Delta t$	$114\Delta t$	$77\Delta t$

图 6 为剩余寿命分布密度的部分预测结果。由图可见随着系统故障的发展,其剩余寿命的分布逐渐从比较平缓到出现一个或多个尖峰,并且逐渐向其真实的故障时刻集中,与理论分析一致。

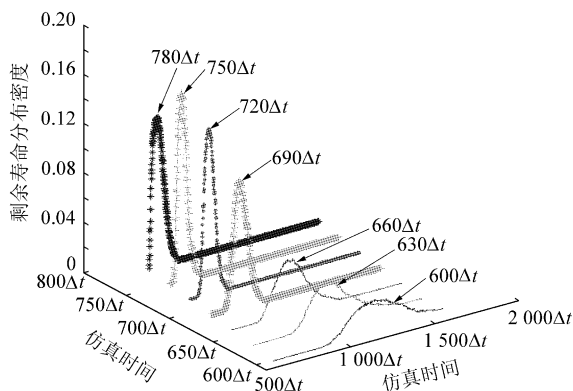


图6 剩余寿命分布部分预测结果

Fig. 6 Part of prediction results of remaining useful life-time distribution

5 结 论

本文将一类实际的故障预测问题抽象成为一种混合系统的状态和参数估计问题,在混合模型存在模型模式切换以及未知缓变参数的前提下,求解其连续状态变量未来某时刻估计值。针对该问题提出了一种基于混合系统粒子滤波和二元估计的故障预测算法。故障预测仿真实验的结果证明了所提算法的有效性。传统的故障预测算法输出通常为固定值形式,本文算法输出的系统剩余寿命分布能够更加有效地反映故障预测中各种不确定性和随机因素,因而更加符合实际情况。

此外,在各种多模型估计算法中,交互式多模型方法被认为是迄今为止最有效的多模型方法之一,其性能和计算需求的比值达到了最优。粒子滤波算法能适用于任意非线性非高斯动态系统的状态估计问题。如何将两种方法有效地结合,并且能够应用于上述的故障预测问题将是作者下一步主要的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Ofsthun S. Integrated vehicle health management for aerospace platforms[J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2002,5(3):21-24.
- [2] Hess A, Fila L. Prognostics, from the need to reality—from the fleet users and PHM system designer/developers perspectives[C]//Proceedings of IEEE Aerospace Conference. 2002; 2791-2797.
- [3] Hardman W, Hess A, Blunt D. A USN development strategy and demonstration results for propulsion and mechanical systems diagnostics, prognostics and health management[C]//Proceedings of IEEE Aerospace Conference. 2001; 3059-3068.
- [4] Orchard M, Wu B, Vachtsevanos G. A particle filter framework for failure prognosis [C] // Proceedings of WTC2005, World Tribology Congress III. Washington D. C., USA; ASME, 2005; 1-2.
- [5] Bar-Shalom Y, Li X R. Estimation and tracking: principles, techniques and software [M]. Boston: Artech House, 1993.
- [6] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988,33(8):103-123.
- [7] Chen M Z, Zhou D H. Particle filtering based fault prediction of nonlinear systems[C]//IFAC Symposium Proceedings of Safe Process. Washington D. C., USA; IFAC, 2003.
- [8] Khalak A, Wemhoff E. A multi-hypothesis estimation approach to diagnosis and prognosis of degrading systems [C]//Proceedings of IEEE Aerospace Conference. 2005; 3691-3701.
- [9] Wang W H, Peng Z, Zhou D H. State estimation of a class of hybrid systems in the presence of unknown mode transitions[J]. Acta Automatica Sinica, 2005,31(3):451-458.
- [10] Doucet A, Ristic B. Recursive state estimation for multiple switching models with unknown transition probabilities [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002,38(3):1098-1104.
- [11] Doucet A, Godsill S J, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000,10(3):197-208.
- [12] 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.
Zhang Lei, Li Xingshan, Yu Jingsong, et al. A fault prognostic algorithm based on Gaussian mixture model particle filter[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009,30(2):319-324. (in Chinese)
- [13] 莫以为, 萧德云. 基于进化粒子滤波器的混合系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2004,19(6): 611-615.
Mo Yiwei, Xiao Deyun. Fault diagnosis of hybrid systems based on the evolutionary particle filter[J]. Control and Decision, 2004,19(6):611-615. (in Chinese)
- [14] Xie X Q, Zhou D H. Strong tracking filter based adaptive generic model control [J]. Journal of Process Control, 1999,9(4):337-350.
- [15] Zhang Y, Li X R, Jin Y H. Detection and diagnosis of sensor and actuator failures using IMM estimator [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998,34(4):1293-1313.

作者简介:

张磊(1981—) 男,博士研究生。主要研究方向:设备故障诊断、故障预测及健康管理。

Tel: 010-82338693

E-mail: zl666_81@126.com

李行善(1938—) 男,教授,博士生导师。主要研究方向:自动测试系统,虚拟仪器技术,设备故障诊断、预测及健康管理。

Tel: 010-82338693

E-mail: lixingshan@263.net

于劲松(1968—) 男,博士,副教授。主要研究方向:自动测试系统,虚拟仪器技术,设备故障诊断、预测及健康管理。

Tel: 010-82338693

E-mail: jinsong_yu@126.com

廖灿星(1976—) 男,博士研究生。主要研究方向:设备故障诊断、故障预测及健康管理。

Tel: 010-82338693

E-mail: liaocanxing@163.com

(编辑:张利平,孔琪颖)