基于改进粒子滤波的飞机起落架损伤识别研究

姜洪开，何毅娜，夏 勇

（西北工业大学，航空学院，陕西 西安 710072）

摘 要：针对飞机起落架损伤识别问题，提出了一种识别起落架损伤的改进粒子滤波方法。首先，建立了飞机起落架动力学模型，分析起落架损伤的危险点，得到其应力响应信号；然后，采用核平滑技术和快速高斯采样法，实现非线性系统中状态与参数估计，解决了粒子滤波重采样过程中的参数粒子枯竭现象，增加了该方法运行的实时性。实验信号分析结果表明，改进粒子滤波方法能准确识别飞机起落架危险点损伤，识别精度优于传统粒子滤波方法。

关 键 词：飞机起落架，改进粒子滤波，核平滑技术，快速高斯采样法，损伤识别

中图分类号：TP274.2 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-2758(2013)03-0397-04

基于动力学特性的损伤识别方法[1]具有成本低、能实现对结构的实时监测等优点，它通过系统参数识别技术判断结构参数的变化，从而判断出结构是否存在损伤。对于线性系统参数估计问题，国内外学者已经进行了充分的研究，并建立了基本的参数估计方法。P. Li[2]等人研究了线性系统的参数估计问题。由于飞机起落架结构的复杂性，对于其损伤识别的方法需要建立在非线性系统框架下。近年来发展起来的粒子滤波方法[3]，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，因而得到了广泛应用，张磊等[4]将粒子滤波用于飞行器健康监控中。

针对飞机起落架损伤识别问题，本文在粒子滤波方法的基础上提出了一种改进粒子滤波方法，实现起落架损伤识别。

1 起落架建模

起落架是飞机结构的主要组成部分，当飞机在地面停放、滑行、起飞、着陆、滑跑时起落架用于支撑飞机重力，要承受巨大的载荷和强烈的地面冲击，极易造成损伤。目前对于起落架的损伤监测大多采用传统的无损探伤方法，损伤识别准确率低，而且不能做到实时监控和在线检测[5]。

本文针对飞机结构关键部件——起落架，利用有限元建模在 ANSYS/DYNA 软件中模拟起落架落震实验。起落架的活塞杆和外筒组装的作动腔内充满了液压油和气混合体，其吸收冲击时的能量，达到减震效果，为了尽量简化模型本文将其简化为 4 组弹簧和阻尼元件，通过设置弹簧刚度系数和阻尼元件的阻尼来达到缓冲器的作用。本文主要考虑的是轮轴根部危险点附近的应力情况，因此将扭力臂简化为 2 根杆元件，共用一个节点，达到传递力的作用。由于轮胎的结构和材料过于复杂，因此将加载于轮胎底部的冲击载荷等效到轮轴上，在轮轴上选取载荷加载点，添加竖直向上的冲击载荷，为节省计算时间，从起落架机轮接地瞬间开始计算，设定此时起落架垂直下降的初始速度为 3 m/s，起落架计算时间设定为 0.06 s。根据上述分析，分别建立起落架完好状态模型和损伤状态模型，加载到 DYNA 软件中进行计算。

2 粒子滤波方法

粒子滤波方法[3]为离散时间的递归滤波问题提供了一种近似的贝叶斯解决方法，其基本思想是

收稿日期：2012-06-18 基金项目：国家自然科学基金(50975231)资助

作者简介：姜洪开(1972—)，西北工业大学副教授、博士，主要从事飞行器健康监控研究。

构造一个基于样本的后验概率密度函数。在滤波过程中粒子滤波可以处理任意形式的概率，对于如下状态方程

$$\boldsymbol{x}_k = f_k(\boldsymbol{x}_{k-1}, \boldsymbol{v}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\boldsymbol{y}_k = h_k(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k) \quad (2)$$

$\boldsymbol{x}_k$ 表示系统在 k 时刻所处的状态，$\boldsymbol{y}_k$ 表示 k 时刻的测量向量，f_k 和 h_k 分别表示系统的状态转移函数和测量函数，$\boldsymbol{v}_k$、$\boldsymbol{u}_k$ 分别表示系统的状态噪声和测量噪声。粒子滤波的本质就是利用一系列带权值的抽样值来近似目标状态的后验概率分布 $p(x_{0:k} \mid y_{1:k})$。用 $\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 表示该系统后验概率密度函数的粒子集合，其中 $\{x_{0:k}^i, i = 1, \cdots, N\}$ 是支持样本集，相应的权值为 $\{w_k^i, i = 1, \cdots, N\}$，且满足 $\sum_{i=1}^{N} w_k^i = 1$，时刻 k 的后验密度可以近似表示为

$$p(x_{0:k} \mid y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N} w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (3)$$

粒子滤波器依赖于重要采样技术，粒子权值根据重要采样技术选择，其计算公式如下

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(y_k \mid x_k^i)\, p(x_k^i \mid x_{k-1}^i)}{q(x_k^i \mid x_{k-1}^i, y_k)} \quad (4)$$

当重要性函数 $q(x_k^i \mid x_{k-1}^i, y_k) = p(x_k^i \mid x_{k-1}^i)$ 时，为最优重要性函数，此时，重要性权值为 $w_k^i \propto w_{k-1}^i p(y_k \mid x_k^i)$。这种计算权重的方法存在缺陷，就是无法将最新的观测信息 z 利用起来，引起粒子枯竭现象。减小粒子枯竭可以采用重采样技术。重采样的基本思想是对后验概率密度的离散近似表示再进行一次采样，复制权值较高的粒子而淘汰权值较低的粒子，重新生成一个新样本集合，以克服样本权值退化问题。由于新样本独立同分布，因此重采样所得新样本的权值均为 $1/N$。本文所采用的重采样方法是系统重采样[2]。

3 改进粒子滤波方法

3.1 粒子滤波参数估计方法[3,6]

假设含有未知参数的模型如下

$$\boldsymbol{x}_k = f_k(\boldsymbol{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{v}_{k-1}) \quad (5)$$

$$\boldsymbol{y}_k = h_k(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k) \quad (6)$$

状态方程中 $\boldsymbol{\theta}$ 为系统未知参数。在状态空间模型下，需要根据每一时刻测量值 $\boldsymbol{y}_k$ 估计出每一时刻的 $\boldsymbol{x}_k$ 和 $\boldsymbol{\theta}_k$。其中广泛使用的一种方法是：将未知参数 $\boldsymbol{\theta}$ 作为状态矩阵的一部分，对状态进行扩增，假定参数的值始终不变，通过人为加入噪声信号来增加参数粒子的多样性，即 $\theta_{k+1} = \theta_k + w_k$，$w_k$ 是随机噪声，该方法结构简单，易于实现，但是这种简单的游走模型很难增加粒子的多样性且收敛速度较慢，使系统状态维数升高，矩阵运算复杂，易受不良观测和初始误差等因素的影响而发散。

3.2 本文方法

本文提出了一种改进粒子滤波方法。如(5)式所示的状态方程中，含有一个未知参数 θ，需要对状态 x 和参数 θ 进行联合估计，即通过观测值 y 同时估计状态 x 和参数 θ。

为了保证在 k 时刻的抽样点和时刻 $k-1$ 的抽样点具有相同的均值和方差，Liu 和 West 提出一种核平滑[7,8] (kernel smoothing) 技术来保证信息的完整性，增加参数粒子的多样性，用该技术进行参数估计，表达式如下

$$\tilde{\theta}_k^i = a\theta_{k-1}^i + (1-a)\,\tilde{\theta}_k + w_{k-1}^{\theta} \quad (7)$$

式中 $a = (3\delta - 1)/(2\delta)$，$\delta$ 是一个伸缩因子，属于 0 ~ 1 之间，一般取 0.95 ~ 0.99 之间，w_{k-1}^{θ} 为添加的高斯白噪声。θ_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻参数的第 i 个粒子 $i = 1, \cdots, N$，$\tilde{\theta}_k$ 为 k 时刻参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的平均值，计算出 k 时刻参数的第 i 个粒子的均值 $\tilde{\theta}_k^i$，其方差为 $h^2\sigma^2$ 的高斯分布，其中 $h = \sqrt{1 - a^2}$，k 时刻参数的第 i 个粒子服从高斯分布，进行随机采样就可以得到 k 时刻参数的第 i 个粒子

$$p(\theta_k^i \mid \theta_{k-1}^i) = N(a\theta_{k-1}^i + (1-a)\,\tilde{\theta}_{k-1} + w_{k-1}^{\theta}, h^2\sigma^2) \quad (8)$$

从上述高斯分布中随机采样，就可以得到 $k+1$ 时刻的参数粒子，参数粒子服从高斯分布。本文采用快速高斯采样法[9]，目的在于减小采样过程对方法实时性的影响，对粒子进行线性变换，与对高斯分布的采样相比所需时间少，因此用线性变换代替高斯采样可以提高运行速度. 对每个粒子进行以下线性变换

$$\theta_k^i = \sigma\theta_{k-1}^i + u \quad (9)$$

式中 $\sigma = \sqrt{h^2\sigma^2}$、$a\theta_{k-1}^i + (1-a)\,\tilde{\theta}_{k-1} + w_{k-1}^{\theta}$ 分别为 θ_k^i 的标准差和均值，将高斯采样过程替换为对初始粒子群的线性变换过程，即可得到快速高斯采样法。通过该种方法可大大提高粒子滤波方法的速度，增强粒子滤波方法的实时性。

本文方法具体实现步骤如下：

1) 初始化由先验概率 $P(\boldsymbol{x}_0)$ 产生粒子群 $\{x_0^i, i$

$=1,\cdots,N\}$，参数粒子服从 $P(\theta_0)$ 服按 0 ~ 1 上的均匀分布采样 N 个参数粒子，并计算状态粒子及参数粒子的均值和方差;

2) 根据 kernel smoothing 方法对 $k-1$ 时刻每一个粒子计算其均值和方差;

3) 根据计算的均值和方差，采用无采样高斯粒滤波方法得到 k 时刻的参数粒子采样 θ_k^i;

4) 将相应的参数粒子带入状态方程和测量方程计算权值 $\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i\, p(y_k \mid \theta_k^i, x_k^i)$;

5) 权值归一化 $w_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{i=1}^{N} \tilde{w}_k^i$;

6) 重采样;

7) 状态输出 $\tilde{x}_k = \sum_{i=1}^{N} x_k^i w_k^i, \tilde{\theta}_k = \sum_{i=1}^{N} \theta_k^i w_k^i$;

8) 计算参数粒子的均值和方差，$k = k+1$。

4　起落架冲击响应信号实例分析

本文通过对 dyna 软件中采集的应力信号进行离散化建模，得到状态方程和测量方程为

$$\boldsymbol{x}_k = \theta \boldsymbol{x}_{k-1} + B\boldsymbol{x}_{k-2} + C + \boldsymbol{v}_{k-1} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{y}_k = \boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{u}_k \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{x}_k$ 为实际应力值，θ、B、C 为无量纲参数，θ 为待估参数，控制参数 B、C 不变，从而实现局部参数估计，$\boldsymbol{y}_k$ 为观测应力值，$\boldsymbol{v}_{k-1}$、$\boldsymbol{u}_k$ 分别为均值为 0 方差为 1 的高斯白噪声，对应于状态噪声和测量噪声。参数 θ 的改变能够反映系统的损伤，因此需要根据测量值 y_k 对实际应力值及参数 θ 进行估计，从而判断系统的健康状况。应用本文所提方法对起落架状态模型采集的应力信号进行状态和参数估计，起落架正常时参数 θ 的取值为 1.5。

由图 1 可以看出，对于含有未知参数的系统，应用传统方法状态估计偏差特别大，已经不能再进行进一步的参数估计。由图 2a) 应用本文所提出的粒子滤波参数估计方法，对状态进行估计，与真实值拟合的比较好，误差比较小，在此基础上进行状态方程中的未知参数进行估计，当起落架正常时该参数为 1.527。在对起落架损伤模型进行状态估计和参数识别，图 2b) 为存在损伤时状态估计结果，存在损伤时参数值 θ 估计结果为 1.721，不同于正常参数值，变化幅度达到 12.7%，发生了明显的偏差，根据基于动力学特性的损伤识别理论[1]，认为起落架存在损伤。

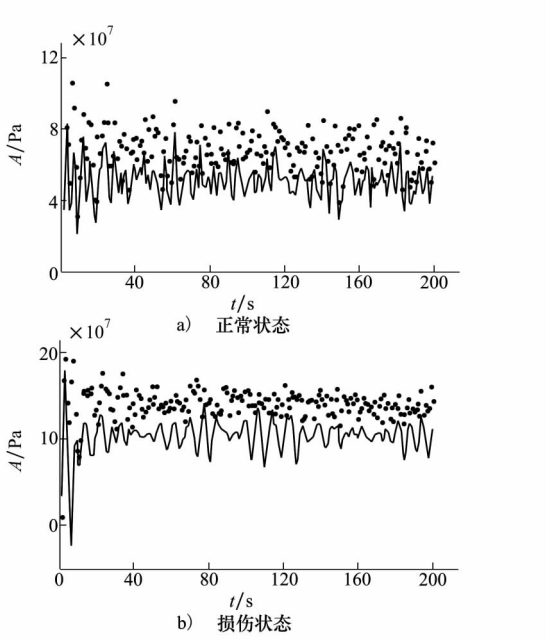


图 1　传统方法状态估计结果

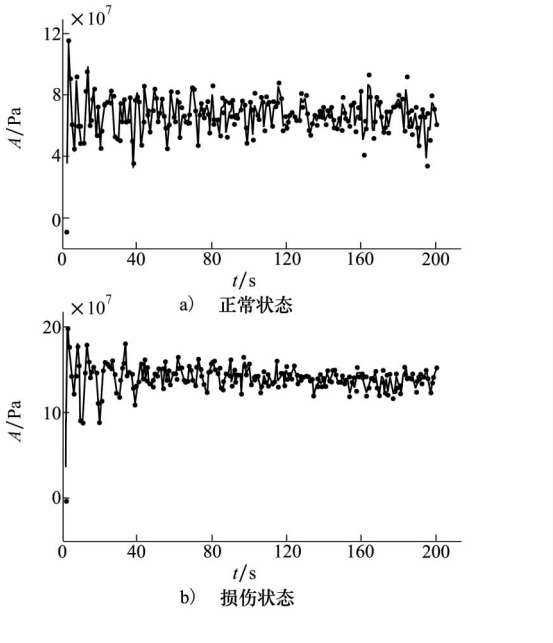


图 2 本文方法状态估计结果

5　结　论

本文将飞机起落架损伤识别问题抽象为非线性系统参数估计问题，针对非线性系统的参数识别提出了一种改进粒子滤波方法进行状态和参数联合估

计,该方法较传统的粒子滤波方法而言大大提高了参数估计精度,有利于进行工程实际应用。最后将该方法应用于起落架状态与参数估计中,实现起落架损伤识别。

参考文献:

[1] 李学平,余志武. 基于动力特性的结构损伤识别方法. 动力学与控制学报,2006,4(1):84-87
Li Xueping, Yu Zhiwu. Structural Damage Identification Method Based on Dynamic Properties. Journal of Dynamics and Control, 2006, 4(1): 84-87 (in Chinese)

[2] Li P, Goodall R, Kadirkamanathan V. Estimation of Parameters in A Linear State Space Model Using A Rao-Blackwellised Particle Filter. IEE Proceedings——Control Theory and Applications,2004,151(6):727-738

[3] Liu J, West M. Combined Parameter and State Estimation in Simulation-Based Filtering. Springer-Verlag, New York, 2001

[4] 张 磊,李行善,于劲松等. 基于混合系统粒子滤波和二元估计的故障预测算法. 航空学报,2009,34(7):798-802
Zhang Lei, Li Xingshan, Yu Jinsong, et al. Fault Prognostic Algorithm Based on Dual Estimation and Particle Filter. Acta Aeronautica et Astronautics Sinica, 2009, 34(7): 798-802 (in Chinese)

[5] 魏桂生. 某型飞机主起落架斜撑作动筒耳座的超声检测. 无损检测,2006,28(12):668-669
Wei Guisheng. Ultrasonic Inspection of The Flange of Inclined Supported Activator Cylinder of Main Landing Gear of Some Type Aeroplane. Nondestructive Testing, 2006, 28(12): 668-669 (in Chinese)

[6] Wang Wanping, Liao Sheng. Particle Filter for State and Parameter Estimation in Passive Ranging. IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, 2009, 257-261

[7] 王忠勇,冯卫娜. 一种基于粒子滤波的非线性系统参数和状态联合估计方法. 郑州大学学报,2010,31(2):92-96
Wang Zhongyong, Feng Weina. Combined Estimation Method of Parameter and State for Nonlinear Systems Based on Particle Filter. Journal of Zhengzhou University, 2010, 31(2): 92-96 (in Chinese)

[8] Kano Junichi, Osamu Tonomura. State and Parameter Estimation for Tubular Microreactors Using Particle Filter. Fukuoka International Congress Center, 2009, 8: 18-21

[9] 陈 鹏,钱 徽等. 一种快速高斯粒子滤波算法. 华中科技大学学报,2008,10(36):291-294
Chen Peng, Qian Hui, et al. A Fast Gaussian Particle Filtering Algorithm. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2008, 10(36): 291-294 (in Chinese)

Improving Damage Identification of Aircraft Landing Gear with Imrproved Particle Filter

Jiang Hongkai, He Yina, Xia Yong

(College of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi´an 71072, China)

Abstract: An improved particle filter method is proposed for improving damage identification of the aircraft landing gear. First, we establish landing gear model and analyze its dangerous point to obtain the stress signal. Then, kernel smoothing technology and fast Gaussian sampling method are used to estimate the states and parameters of nonlinear system. This method can accurately identify the landing gear damage. The experimental results and their analysis confirm preliminarily that the proposed method outperforms the traditional method.

Key words: damage detection, flowcharting, landing gear (aircraft), mathematical models, nonlinear systems, parameter estimation, state estimation; fast Gaussian sampling method, improved particle filter, kernel smoothing