

基于 QPSO 粒子滤波的航空发动机突变故障诊断

黄金泉^{1,2} 陈煜¹ 周浩文¹ 鲁峰^{1,2,3}

(1. 南京航空航天大学江苏省航空动力系统重点实验室, 南京, 210016;

2. 先进航空发动机协同创新中心, 北京, 100191;

3. 中国航空工业集团公司航空动力控制系统研究所, 无锡, 214063)

摘要:针对标准粒子滤波算法对突变故障诊断迟缓的问题,提出了量子行为粒子群优化(Quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)的粒子滤波算法。该算法引入权值偏差系数的概念,当权值偏差系数超出设置的阈值时,认为系统发生故障,并结合最新的观测值,将量子行为粒子群优化算法融入到粒子的采样过程中,驱使粒子向高似然区域移动,提高粒子群对突变故障的估计性能。仿真结果表明,与标准粒子滤波算法相比,量子行为粒子群优化的粒子滤波算法显著提高了对突变故障的反应速度。

关键词:航空发动机;突变故障;气路分析;粒子滤波;量子行为粒子群优化

中图分类号: V233.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2014)04-0494-07

QPSO Particle Filter Based Abrupt Fault Diagnostics for Gas Turbine Engine

Huang Jinquan^{1,2}, Chen Yu¹, Zhou Haowen¹, Lu Feng^{1,2,3}

(1. Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System, Nanjing University of Aeronautics
& Astronautics, Nanjing, 210016, China;

2. Collaborative Innovation Center for Advanced Aero-Engine, Beijing, 100191, China;

3. Aviation Motor Control System Institute, Aviation Industry Corporation of China, Wuxi, 214063, China)

Abstract: For the problem of the standard particle filter with slow response to the abrupt faults, the quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) is applied to the standard particle filter to diagnose gas path abrupt faults for gas turbine engine. A new conception about weight variation coefficient is introduced in the novel algorithm. Abrupt fault is detected and alarmed as weight variation coefficient exceeding a preset threshold. The QPSO algorithm incorporates the newest observations into sampling process to make the particles move to the high likelihood area, leading to more accurate estimates of parameters which change abruptly. Simulation results show that the improved algorithm makes quicker response to the abrupt fault, compared with the standard particle filter.

Key words: aeroengine; abrupt fault; gas path analysis; particle filter; quantum-behaved particle swarm optimization

基金项目:国家自然科学基金(51276087, 61304133)资助项目;中央高校基本科研业务费专项基金(NP2012504, NS2013017)资助项目。

收稿日期: 2014-06-15; **修订日期:** 2014-07-08

作者简介:黄金泉,男,1963年生,教授,博士生导师;主要从事航空发动机建模、控制和故障诊断等方面的研究;在国内外学术刊物上发表论文 50 余篇,其中 SCI, EI 收录 25 篇;获部级科技进步二、三等奖各一项,省级教学成果一等奖一项。

通信作者:黄金泉, E-mail: jhuang@nuaa.edu.cn.

由于航空发动机结构复杂,且长期在恶劣环境下工作,属于故障多发的系统。同时,在使用过程中会遇到如外物损伤、叶片断裂、喘振之类的突变故障。航空发动机各主要气路部件的健康状况可以用健康参数即各主要气路部件的流量和效率程度变化系数表征。当发动机系统发生突变故障时,健康参数也会发生突变,各主要气路部件的进出口参数随之发生变化。因此,可以利用发动机的测量参数,估计发动机各部件的健康参数值,从而实现发动机健康状况的实时监测,保证航空发动机高效稳定的运行^[1]。

目前航空发动机故障诊断方法主要分为3类:基于模型、数据驱动和基于知识的方法。相比其他两种方法,基于模型的方法不需要先验知识,对测量数据的灵敏度较低,在发动机故障诊断中得到广泛的应用。有学者提出采用卡尔曼滤波算法用于发动机故障诊断的方法^[2-3]。其中,线性卡尔曼滤波计算量较小,但只适用于线性系统,在对发动机线性化建模过程中会引入不可避免的误差。扩展卡尔曼滤波虽然可以处理非线性问题,但雅克比矩阵的计算大大增加了滤波器的计算量。

在发动机故障诊断中使用的大多数滤波算法都受限于线性高斯系统。粒子滤波算法作为一种新兴的滤波算法,不受限于非线性系统和非高斯噪声,于是有学者提出将粒子滤波算法应用于发动机故障诊断中,并取得了较好的估计效果^[4]。

标准粒子滤波算法采用的重要性密度函数是次优解,产生新粒子的过程没有结合最新的观测值,导致标准粒子滤波器对突变故障的诊断迟缓,而粒子群优化的粒子滤波算法^[5]通过将最新的测量值引入到采样分布中,驱使粒子移动到高似然区域,能够提高粒子滤波器对突变故障的诊断速度。因此,本文引入权值偏差系数的概念,将粒子群优化新型改进算法:量子行为粒子群优化算法(Quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)融入到粒子滤波中,提出 QPSO-PF 算法。利用权值偏差系数,判断系统故障点,在故障点处调用量子行为粒子群优化算法,将似然函数作为 QPSO 中粒子对应的适应度函数,通过算法的迭代和粒子的位置更新,驱使粒子向接近系统真实状态的区域移动,以提高粒子滤波器对突变故障的诊断精度。

1 粒子滤波算法

1.1 标准粒子滤波算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡洛方法和递推贝

叶斯估计的滤波方法^[6-7]。其实质就是通过一组在状态空间中移动的加权随机样本 $\{\mathbf{x}_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ 对后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})$ 进行近似,以样本均值代替积分运算,获得状态的最小方差估计。

递推贝叶斯滤波过程由两个步骤组成:预测和更新。

(1) 预测:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (1)$$

(2) 更新:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})}{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{y}_{1:k-1})} \quad (2)$$

对于非线性非高斯系统,式(2)无法获得解析解,但可以利用蒙特卡罗方法从某一已知的、易于采样的重要性函数 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{y}_k)$ 进行间接采样,获得一组状态空间内的随机样本点 $\{\mathbf{x}_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$,将式(1)的积分运算转化为有限样本点的求和运算。因此,后验概率分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})$ 的近似表述为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (3)$$

式中: ω_k^i 为第 i 个粒子对应的权值; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数。权值 ω_k^i 的递推公式为

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)} \quad (4)$$

重要性函数一般采用较容易实现的次优解: $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{y}_k) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$, 同时为了减轻粒子的退化现象,加入重采样环节。重采样的基本思想是消除权值较小的粒子,而对权值较大的粒子进行多次复制,重采样之后,每个粒子对应的权值均变为 $1/N$ 。因此,权值的递推公式化简为

$$\omega_k^i = p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) \quad (5)$$

1.2 QPSO 粒子滤波算法

1.2.1 QPSO 算法基本原理

粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法^[8]是模拟鸟群觅食行为的智能优化算法。粒子通过跟踪自身的个体最优位置 \mathbf{l}^i 与种群的全局最优位置 \mathbf{g} , 调整自身速度 \mathbf{v}_k^i 来实现位置更新 \mathbf{x}_k^i

$$\mathbf{x}_{k+1}^i = \mathbf{x}_k^i + \mathbf{v}_{k+1}^i = \mathbf{x}_k^i + \varphi \mathbf{v}_k^i + c_1 r_1 (\mathbf{l}^i - \mathbf{x}_k^i) + c_2 r_2 (\mathbf{g} - \mathbf{x}_k^i) \quad (6)$$

式中: c_1 和 c_2 为学习因子; φ 为惯性权重; r_1 和 r_2 为 $(0, 1)$ 之间满足均匀分布的随机数。

基于此,引入量子行为粒子群优化 QPSO 算法^[9]。当 \mathbf{l}^i 和 \mathbf{g} 固定不变,惯性权重 $\varphi=0$ 时,式

(6)化简为一个简单的线性差分方程

$$\mathbf{x}_{k+1}^i = (1 - (c_1 r_1 + c_2 r_2)) \mathbf{x}_k^i + c_1 r_1 \mathbf{l}^i + c_2 r_2 \mathbf{g} \quad (7)$$

其解为

$$\mathbf{x}_k^i = \mathbf{p}^i + (\mathbf{x}_0^i - \mathbf{p}^i) [1 - (c_1 r_1 + c_2 r_2)]^k \quad (8)$$

式中: $\mathbf{p}^i = \frac{c_1 r_1 \mathbf{l}^i + c_2 r_2 \mathbf{g}}{c_1 r_1 + c_2 r_2}$ 。由式(8)可以看出,当

$|1 - (c_1 r_1 + c_2 r_2)| < 1$ 时,在 $k \rightarrow \infty$ 的条件下, $\mathbf{x}_k^i \rightarrow \mathbf{p}^i$ 。随着算法的迭代,粒子不断向 \mathbf{p}^i 点靠拢,可以认为 \mathbf{p}^i 点处存在某种吸引势能场,称之为局部吸引子。类似地,在量子力学中粒子运动中心也存在某种吸引势能场,处于量子束缚态的粒子以一定的概率密度出现在可搜索空间的任意一点。

假设粒子群中每一个粒子都具有量子行为,在局部吸引子 \mathbf{p}^i 点处建立 δ 势阱场。用波函数 $\psi(\mathbf{x})$ 描述粒子的状态,其模的平方是粒子出现在空间某一点 \mathbf{x} 的概率密度。通过蒙特卡洛方法可以确定下一时刻粒子的位置为

$$\mathbf{x}_{k+1}^i = \mathbf{p}^i \pm \frac{L}{2} \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (9)$$

式中: u 为 $(0, 1)$ 之间满足均匀分布的随机数。

1.2.2 权值偏差系数及故障点判断方法

引入权值偏差系数

$$\nu_k^2 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\omega_k^i - \bar{\omega}_k)^2}{\bar{\omega}_k^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\omega_k^i}{\bar{\omega}_k} - 1\right)^2 \quad (10)$$

式中: $\bar{\omega}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega_k^i$, 用于描述粒子群的权值大小与平均权值的偏离程度, ν_k^2 越大,粒子的退化现象越严重,即粒子的权值越是集中到少数粒子上,甚至只有一个粒子有非零权值,其他粒子的权值很小,可以忽略不计。

图1给出了标准粒子滤波在针对突变故障的诊断过程中,粒子权值偏差系数 ν_k^2 随时间变化的

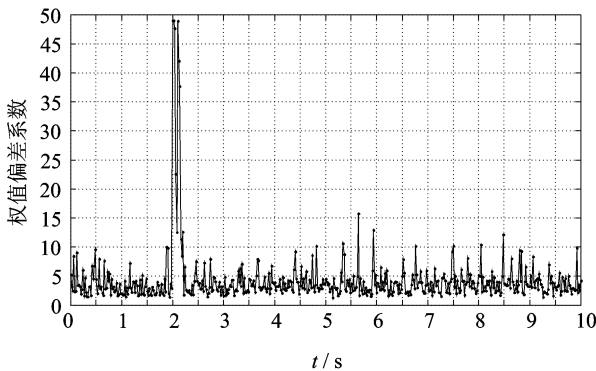


图1 权值偏差系数随时间的变化

Fig. 1 Change of weight variation coefficient over time

情况(突变故障发生时刻为第2s)。在故障突变点处,权值偏差系数也发生突变,并远远大于没有发生故障时刻的值。这是由于从重要性密度函数 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{y}_k) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 采样获得的新粒子没有考虑最新的观测值,导致在突变时刻似然函数 $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k)$ 与状态转移函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 的尖峰错开很大,绝大多数粒子位于似然函数的尖峰处,其权值极小,只有极少数粒子位于似然函数与状态转移函数的尾部重合处,这极少数粒子的权值很大,粒子的退化现象非常严重,权值偏差系数也相应发生突变,具体原理如图2所示。

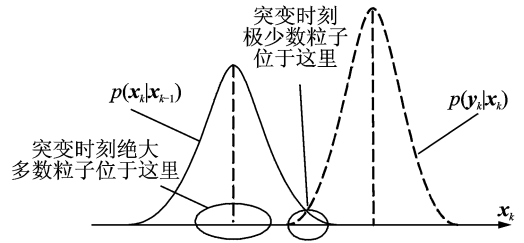


图2 发生突变故障时刻似然函数与状态转移函数的关系

Fig. 2 Relationship between likelihood function and state transition function when abrupt fault happened

基于以上分析,本文提出了利用权值偏差系数 ν_k^2 判断系统是否发生突变故障的方法。通过计算每一时刻粒子群的权值偏差系数值,以其大小是否超过设置的阈值为依据,判断此刻系统是否发生突变故障。

粒子退化最严重的情况:只存在1个非零值。假设 $i=m$ 时, $\omega_k^m \approx 1$, 当 $i \neq m$ 时, $\omega_k^i \approx 0$ 。根据权值偏差系数的定义(10)可得

$$\begin{aligned} \nu_k^2 &\approx \frac{1}{N} \left[\left(\frac{\omega_k^m}{\bar{\omega}_k} - 1\right)^2 + \sum_{i \neq m} \left(\frac{\omega_k^i}{\bar{\omega}_k} - 1\right)^2 \right] = \\ &\frac{1}{N} \left[\left(\frac{1}{\frac{1}{N}} - 1\right)^2 + (N-1) \times \left(\frac{0}{\frac{1}{N}} - 1\right)^2 \right] = \\ &N-1 \end{aligned} \quad (11)$$

考虑到在故障突变点处,粒子群可能没有退化到上面所述的最严重情况,在设置权值偏差系数的阈值时,添加一安全系数 S ,由此得到判断系统发生突变故障的条件为

$$\nu_k^2 \geq N-1-S \quad (12)$$

当权值偏差系数满足式(12)时,认为此刻系统发生突变故障。

1.2.3 QPSO 粒子滤波算法的原理

标准粒子滤波算法采用的重要性密度函数为

次优解,导致产生新粒子的过程没有结合最新的观测值,使滤波器对突变故障的诊断迟缓。因此,本文提出在故障发生时刻调用 QPSO 算法来改善粒子滤波估计性能的新算法。

将最新的量测值 y_k 引入新粒子产生的过程中,并定义量子行为粒子群的适应度函数 f_i 为

$$f_i = p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) \quad (13)$$

式中: $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i)$ 为似然函数。

当权值偏差系数满足式(12)时,表明此刻为故障突变点,调用 QPSO 算法,通过位置更新方程(9),驱使粒子向更加接近真实系统状态的高似然区域移动,改善粒子的分布,加速粒子群的收敛速度,以提高滤波器对突变故障的反应速度,如图 3 所示。

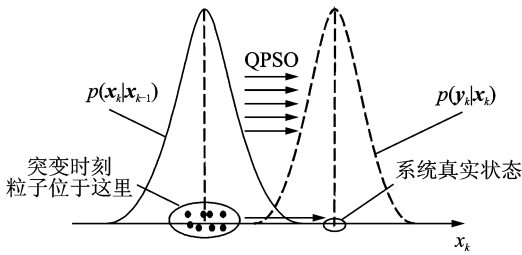


图 3 QPSO-PF 算法原理图

Fig. 3 Elementary diagram of QPSO-PF algorithm

QPSO-PF 算法具体步骤如下:

(1) 初始化。在 $k=0$ 时刻,从先验概率分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 产生粒子群 $\{\mathbf{x}_0^i\}_{i=1}^N$,所有粒子的权值为 $\frac{1}{N}$ 。

(2) 权值计算: $w_k^i = p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i)$ 。

(3) 权值归一化: $w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}$ 。

(4) 计算权值偏差系数: $\nu_k^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{w_k^i}{w_k} - 1\right)^2$ 。

(5) 判断是否发生故障。若 $\nu_k^2 \geq N-1-S$,则调用 QPSO 优化算法,使粒子向真实状态不断靠近,跳出 QPSO 优化算法的条件为:满足规定的迭代次数。

(6) 状态估计: $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i \mathbf{x}_k^i$

(7) 重采样:将原来带权重的样本 $\{\mathbf{x}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 映射为等权样本 $\{\mathbf{x}_k^i, N^{-1}\}_{i=1}^N$ 。

(8) 产生新粒子。

(9) 判断是否结束,若满足结束条件,退出本算法,否则,返回步骤(2)。

2 基于航空发动机模型的故障诊断

2.1 航空发动机非线性动态模型

航空发动机是一种由多部件组成的复杂气动热力系统^[10],本文使用的发动机模型是利用解析法建立的发动机部件级模型^[11],对象为双转子、小涵道比涡扇发动机,其主要部件为:进气道、风扇、压气机、燃烧室、高压涡轮、低压涡轮和喷管。

航空发动机风扇、压气机、涡轮等关键部件在服役过程中会因为机械疲劳断裂、磨损腐蚀、外物吸入等因素而产生故障^[12]。选取各部件的效率变化程度系数 SE_i 以及流量变化程度系数 SW_i 为健康参数,表征发动机各部件的性能健康状况,具体计算公式如下

$$SE_i = \frac{\eta_i}{\eta_i^*}, SW_i = \frac{W_i}{W_i^*} \quad (14)$$

式中: η_i, W_i 分别为部件效率与流量的实际值; η_i^*, W_i^* 分别为假设部件没有发生故障时的效率与流量; SE_1, SW_1 为风扇健康参数; SE_2, SW_2 为压气机健康参数; SE_3, SW_3 为高压涡轮健康参数; SE_4, SW_4 为低压涡轮健康参数。

航空发动机的非线性动态模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_k) + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (15)$$

式中: \mathbf{x}_k 为状态量,且 $\mathbf{x}_k = [SE_1, SW_1, SE_2, SW_2, SE_3, SW_3, SE_4, SW_4]$; \mathbf{y}_k 为测量参数,且 $\mathbf{y}_k = [N_1, N_2, P_{22}, T_{22}, P_3, T_3, P_{43}, T_{43}, P_5, T_6]^T$,其中: N_1 和 N_2 为高低压转子转速; P_{22} 和 T_{22} 为风扇出口总压和总温; P_3 和 T_3 为压气机出口总压和总温; P_{43} 和 T_{43} 为高压涡轮出口总压和总温; P_5 为低压涡轮出口总压; T_6 为内涵道出口总温; $\mathbf{f}(\cdot), \mathbf{h}(\cdot)$ 为非线性函数向量; $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{v}_k 分别为系统噪声与测量噪声向量,且互不相关。

2.2 基于粒子滤波的航空发动机故障诊断原理

通过发动机的实际观测值 \mathbf{y}_k 与基于模型的预测值 $\hat{\mathbf{y}}_k$ 之间的差值 $\Delta \mathbf{y}_k$,计算每个粒子对应的似然函数值即权值,实现对系统状态的最小方差估计,并通过重采样过程,将接近系统状态真实值的粒子留下,将远离系统状态真实值的粒子舍弃,达到修正发动机模型中各部件健康参数的目的,使发动机模型各部件的健康状况逐渐接近实际发动机各部件的真实健康状况,从而实现对发动机健康状况的监测,如图 4 所示。

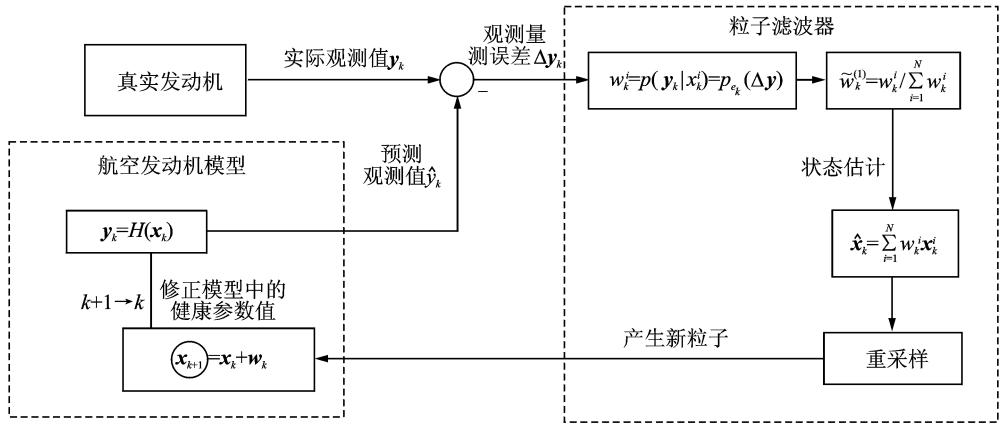


图4 基于粒子滤波的发动机故障诊断原理图

Fig. 4 Elementary diagram of fault diagnostics for gas turbine engine based on PF

3 仿真结果与分析

在地面标况($H=0\text{ m}$, $Ma=0$)最大工作状态下,分别利用标准粒子滤波和 QPSO-PF 算法对发动机气路部件的两种突变故障模式进行仿真估计:单部件故障模式(SW_2 发生突变)和多部件故障模式(SE_1, SW_2, SW_3);健康参数 SE_1 减小 2%, SW_2 减小 8%, SW_3 增加 1%;仿真时间为 10 s,突变故障发生时刻均设定为第 2 s;采样步长设定为 0.02 s;假设各部件在初始时刻均未发生故障,即健康参数值 $SE_i = SW_i = 1 (i=1, 2, 3, 4)$ 。考虑到实际测量过程中,传感器在工作过程中必然会受到测量环境的干扰,导致所获得的观测值含有一定的噪声,假设该噪声为高斯白噪声。系统噪声同样假设为高斯白噪声。系统噪声协方差矩阵 Q 与观测噪声 R 均选取为常数对角矩阵,其值分别为

$$Q = 9 \times 10^{-6} \mathbf{I}_{n \times n}$$

$$R = 1.6 \times 10^{-5} \mathbf{I}_{n \times n}$$

通过计算整个仿真过程(501 步)的估计均方根误差 RSME 来衡量滤波器的估计精度,计算公式为

$$RSME = \sum_{m=1}^8 \sqrt{\frac{1}{501} \sum_{k=0}^{500} [\hat{x}_k^m - x_k^m]^2}$$

式中: \hat{x}_k^m 和 x_k^m 分别为第 k 个时刻发动机状态第 m 个分量的估计值与真实值。

粒子数目为 50 时标准粒子滤波对发动机突变故障的诊断效果如图 5 所示。可以看出,标准粒子滤波算法对单部件故障能够实现较好的估计,估计均方根误差为:0.032 8。对多部件故障的估计结果较差,未能对 SW_3 突变后的值实现较为精确

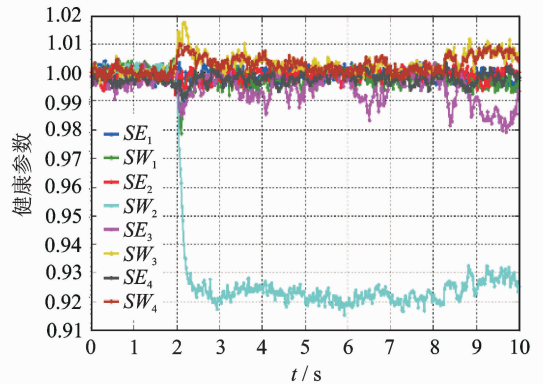
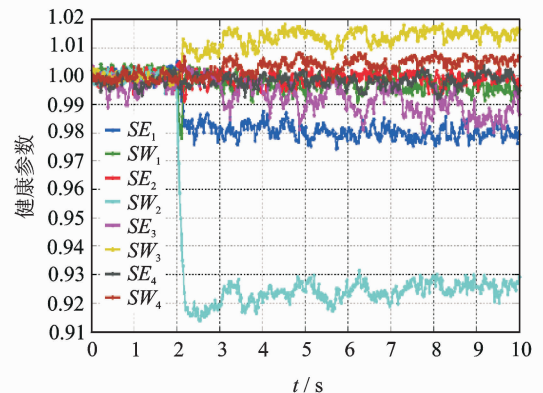
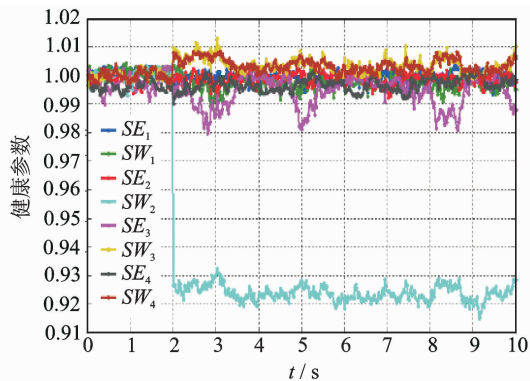
(a) SW_2 减小8%(b) SE_1 减小2%, SW_2 减小8%, SW_3 增加1%

图5 粒子数目为 50 时标准粒子滤波对发动机突变故障的诊断效果

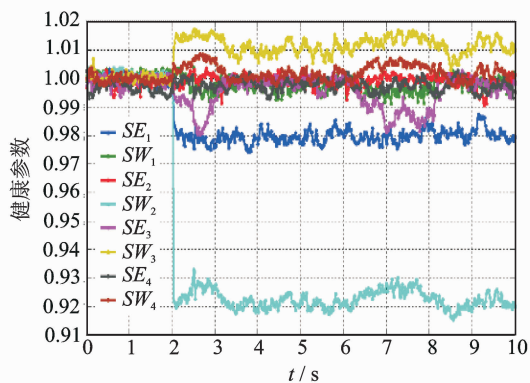
Fig. 5 Abrupt fault diagnostics based on standard PF with 50 particles

的跟踪,估计均方根误差为:0.036 8。

QPSO-PF 算法对突变故障的诊断效果如图 6 所示。加入 QPSO 算法之后,粒子滤波器对突变故障诊断的速度得到显著提高,同时对健康参数突



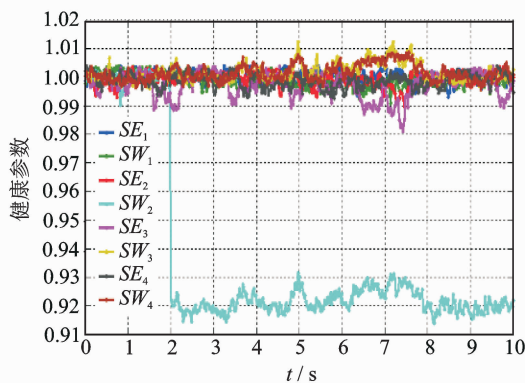
(a) SW_2 减小8%



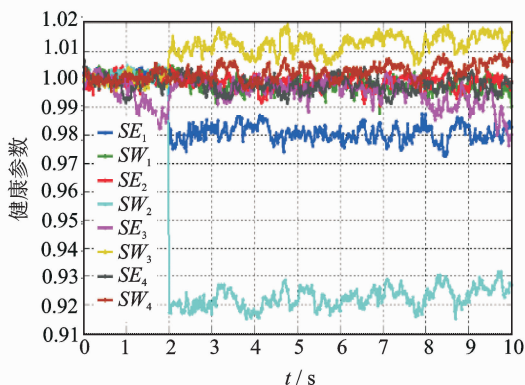
(b) SE_1 减小2%, SW_2 减小8%, SW_3 增加1%

图 6 粒子数目为 50 时 QPSO-PF 算法对发动机突变故障的诊断效果

Fig. 6 Abrupt fault diagnostics based on QPSO-PF with 50 particles



(a) SW_2 减小8%



(b) SE_1 减小2%, SW_2 减小8%, SW_3 增加1%

图 7 粒子数目为 25 时 QPSO-PF 算法对发动机气路分析的效果

Fig. 7 Abrupt fault diagnostics based on QPSO-PF with 25 particles

变后的值也实现了较精确的跟踪,估计精度得到了改善。将粒子个数缩减到 25 个后,该算法对突变故障的诊断效果如图 7 所示,虽然缩减了粒子的个数,但滤波器的估计性能并没有明显退化,说明 QPSO 算法提高了粒子的效用。

为了进一步验证 QPSO 算法对粒子效用的提高,改变粒子的数目,观察不同粒子数目情况下 QPSO-PF 算法的估计性能,如图 8 所示。随着粒子数目的减小,QPSO-PF 算法的估计性能并没有下降很多,每个粒子的效用得到很大程度的利用。

综上所述,QPSO 算法显著提高了对突变故障的诊断速度,并提高了粒子的效用,在减小粒子数目的情况下,也能获得较好的估计性能,计算量也可以得到缩减。

4 结束语

本文针对标准粒子滤波算法对突变故障诊断迟缓的问题,提出了 QPSO-PF 算法。通过权值偏差系数值判断故障突变点。在故障突变点处,调用

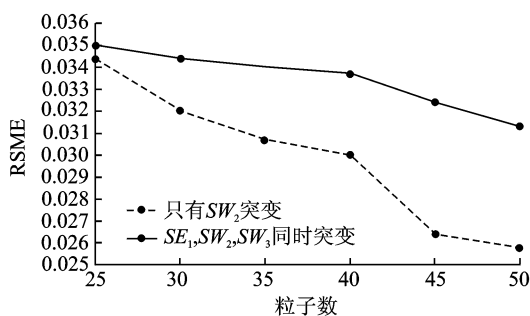


图 8 不同粒子数时 QPSO-PF 算法的估计误差

Fig. 8 Estimation error of QPSO-PF algorithm with different numbers of particles

QPSO 算法驱使粒子向高似然区域移动。仿真实验的结果表明,QPSO-PF 显著提高了滤波器对突变故障的诊断速度,并提高了粒子的效用。由于系统未发生故障时,该算法仍属于标准粒子滤波算法,只在故障点调用 QPSO 算法,所以计算量并没有显著增加。

参考文献:

- [1] Urban A L. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[J]. *Journal of Engineering for Power*, 1972,10(2):400-406.
- [2] Simon D, Simon D L. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filter [R]. NASA/TM-2003-212528, 2003:1-8.
- [3] Kobayashi T, Simon D L. Application of a bank of Kalman filters for aircraft engine fault diagnostics [R]. NASA/TM-2003-212526, 2003:1-10.
- [4] Feng Lu, Huang Jinquan, Lv Yiqiu. Gas path health monitoring for a turbofan engine based on a nonlinear filtering approach[J]. *Energies*, 2013, 6(1): 492-513.
- [5] 方正, 佟国峰, 徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法[J]. *控制与决策*, 2007, 22(3): 273-277.
Fang Zheng, Tong Guofeng, Xu Xinhe. Particle swarm optimized filter[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(3): 273-277.
- [6] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [7] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. *控制与决策*, 2005, 20(4): 361-365, 371.
Hu Shiqiang, Jing Zhongliang. Overview of particle filter algorithm [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(4): 361-365, 371.
- [8] James K, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. Perth, WA: IEEE Conference Publications, 1995: 4-2.
- [9] Sun J, Bin F, Wenbo X. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C]// *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ: IEEE Conference Publications, 2004: 325-331.
- [10] 仇小杰, 黄金泉, 鲁峰, 等. 航空发动机多路模糊切换控制系统设计[J]. *南京航空航天大学学报*, 2011, 43(4): 439-445.
Qiu Xiaojie, Huang Jinquan, Lu Feng, et al. Multi-loop fuzzy switching control system design for aircraft engines [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2011, 43(4): 439-445.
- [11] 周文祥, 黄金泉, 黄开明. 航空发动机简化实时模型仿真研究[J]. *南京航空航天大学学报*, 2005, 37(2): 251-255.
Zhou Wenxiang, Huang Jinquan, Huang Kaiming. Real-time simulation system for aeroengine based on simplified model [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2005, 37(2): 251-255.
- [12] 黄向华, 孙健国, 詹友庚, 等. 发动机数控系统智能容错技术的半物理仿真研究[J]. *南京航空航天大学学报*, 2000, 37(4): 224-228.
Huang Xianghua, Sun Jianguo, Zhan Yougeng, et al. A matter-in-the-loop simulation of intelligent fault tolerance technology in digital control system of engine [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2000, 37(4): 224-228.

