



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112378670 B

(45) 授权公告日 2021.10.15

(21) 申请号 202011243993.7

CN 108763048 A, 2018.11.06

(22) 申请日 2020.11.10

CN 106233115 A, 2016.12.14

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 106909136 A, 2017.06.30

申请公布号 CN 112378670 A

CN 110082115 A, 2019.08.02

CN 104200062 A, 2014.12.10

(43) 申请公布日 2021.02.19

EP 1878900 A2, 2008.01.16

(73) 专利权人 北京航空航天大学

张育林 等. 基于模型的推进系统故障检测与诊断.《推进技术》.1994, (第5期), 第1-8页.

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

黄会娣. 液体火箭发动机模态区间仿真及故障检测.《中国优秀硕士学位论文全文数据库》.2009, 第26、27、52页.

(72) 发明人 胡庆雷 曾杨智 徐亦奇 李远东

郑建英 郭雷

审查员 唐松柏

(51) Int. Cl.

G01M 15/14 (2006.01)

G01M 15/02 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 108681614 A, 2018.10.19

CN 103489032 A, 2014.01.01

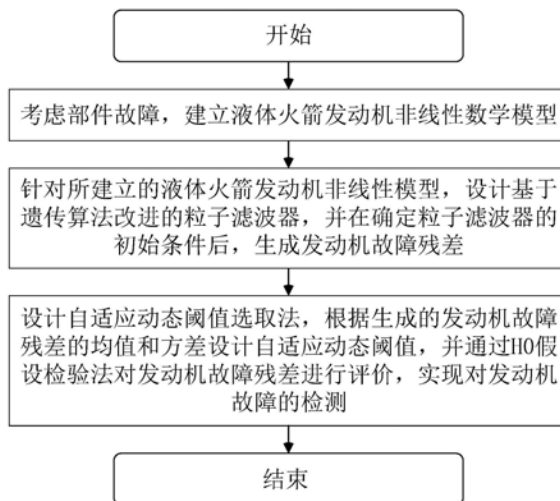
权利要求书3页 说明书11页 附图5页

(54) 发明名称

一种基于改进粒子滤波的火箭发动机故障检测方法

(57) 摘要

本发明属于航天器故障诊断技术领域,涉及一种基于改进粒子滤波的液体火箭发动机故障检测方法,包括步骤:考虑部件故障,建立液体火箭发动机非线性数学模型;设计基于遗传算法改进的粒子滤波器,生成发动机故障残差;利用自适应动态阈值选取法,根据步骤S2中生成的发动机故障残差的均值和方差设计自适应动态阈值,并通过H₀假设检验法对发动机故障残差进行评价,实现对发动机非致命故障的检测。本发明能够保证火箭在飞行阶段存在复杂环境、噪声误差等不确定性因素的影响下,实现对发动机故障的自主故障检测。



1. 一种基于改进粒子滤波的液体火箭发动机故障检测方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1:考虑部件故障,建立液体火箭发动机非线性数学模型;

S2:针对步骤S1中所建立的液体火箭发动机非线性模型,设计基于遗传算法改进的粒子滤波器,并在确定粒子滤波器的初始条件后,生成发动机故障残差;具体过程为:

S21:对设计的基于遗传算法改进的粒子滤波器进行初始化:通过已知的初始状态概率分布函数采样初始粒子群状态,得到初始时刻的各粒子状态向量;

S22:利用系统递推方程,由第k-1步的各个粒子状态向量预测各个粒子在第k步的状态向量;

S23:由传感器获取第k步观测向量 Z_k ,并通过验后概率密度函数 $P(X|Z)$,得到粒子状态向量对应的权重向量 w_k ,并计算有效粒子数目 N_{eff} :

$$N_{eff} = \frac{1}{w_k^T w_k} \quad (12)$$

S24:将粒子按权重从大到小排序,取前 N_{eff} 个粒子作为有效粒子的集合,记作H;将剩下的粒子作为无效粒子的集合,记作L;逐一从集合L中选取粒子 X_L^i ,并随机从集合H中选出粒子 X_H^j ,对粒子 X_L^i 进行信息交叉和变异,其中交叉算法为:

$$\tilde{X}_L^i = Cross * X_L^i + (1 - Cross) X_H^j \quad (13)$$

其中,Cross为信息交叉系数, X_L^i 为集合L中第i个粒子; X_H^j 为集合H中第j个粒子; \tilde{X}_L^i 为无效粒子进行交叉变异后产生的新粒子;

变异算法为:

$$\tilde{X}_L^i = 2X_H^j - X_L^i \quad (14)$$

S25:在集合L中,将 X_L^i 取代为 \tilde{X}_L^i ,然后合并集合L和集合H得到新的粒子集合,再一次利用验后概率密度函数 $P(X|Z)$,分别得到各个粒子对应权重,第k步粒子滤波器的粒子滤波值 \hat{X}_k 与第k步残差向量 \tilde{Z}_k 如下:

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^M w_k^i X_k^i \quad (15)$$

$$\tilde{Z}_k = Z_k - h(\hat{X}_k, U)$$

其中, X_k^i 为第k步第i个粒子的状态; w_k^i 为 X_k^i 对应的权重; $h(\hat{X}_k, U)$ 为观测方程,U为发动机控制信号输入;M为粒子数量;

S26:将得到的第k步残差向量 \tilde{Z}_k 带入故障检测算法,进行故障检测,若发生故障则触发报警信号,之后进行步骤S27,否则直接进行步骤S27;

S27:重新计算有效粒子权重,并根据更新后的权重对第k步粒子滤波器的粒子滤波值 \hat{X}_k 进行重采样,得到第k步的粒子状态向量;

S28:判断是否满足仿真终止条件,若是则结束仿真,否则重复步骤S22~S27,所述仿真终止条件为连续多次报警或到达仿真终止时刻;

S3:设计自适应动态阈值选取法,根据步骤S2中生成的发动机故障残差的均值和方差设计自适应动态阈值,并通过 H_0 假设检验法对发动机故障残差进行评价,实现对发动机故障的检测。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤S1具体过程为:

S11:根据液体火箭发动机的组成结构以及常见故障的种类,将液体火箭分为三个子系统:动力系统,热力系统与管道系统;

S12:针对各个子系统的各个部件分别建立对应的故障模型;

S13:根据液体火箭发动机的组成结构,调用并连接各个部件的故障模型,建立液体火箭发动机非线性数学模型。

3.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述动力系统包括液涡轮、燃料泵、燃料涡轮、氧化剂泵和氧化剂涡轮,其常见的故障类型为传动轴断裂、泵体爆炸、涡轮喉部烧蚀、机械磨损、传动轴卡死和轴承损坏;所述热力系统包括燃气发生器和推力室,其常见的故障类型为燃烧室喉部烧蚀和燃气泄漏;所述管道系统包括液体输送管道、冷却夹套、汽蚀管和燃气输送管道,其常见的故障类型为液体泄漏和阀门堵塞。

4.根据权利要求1所述方法,其特征在于,步骤S3具体过程如下:

建立发动机系统残差的高斯过程:

$$r(k) = y(k) - C\hat{x}(k) - Du(k) \quad (16)$$

其中, $r(k)$ 是发动机系统第 k 步的残差信号, $y(k)$ 是发动机系统第 k 步的状态向量; $\hat{x}(k)$ 是发动机系统第 k 步的输入向量; $u(k)$ 是发动机系统第 k 步的输出向量, C 、 D 分别是 $\hat{x}(k)$ 和 $u(k)$ 对应的输入矩阵和输出矩阵;

当故障函数 $f(k) = 0$ 时,高斯过程 $r(k) \sim N(0, \Sigma_r)$;

第 s 步的故障能量等级高出宽容限度 L_f 的故障检测问题为:

$$\|f(k)\|_s = \sqrt{\frac{1}{s+1} \sum_{i=0}^s f^T(k-i) f(k-i)} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \text{接受} H_0, \text{拒绝} H_1 & \text{if } \|f(k)\|_s \leq L_f \\ \text{接受} H_1, \text{拒绝} H_0 & \text{if } \|f(k)\|_s > L_f \end{cases}$$

其中, H_0 表示发动机工作于正常工况下、 H_1 表示发动机工作于故障工况下;

在式(17)的故障检测问题中使用 $r(k)$ 作为残差信号,并假设 $r(k-i)$ ($i=0, \dots, k-1$)对于检测可用;

计算 $r(k) \sim N(\tilde{r}, \Omega)$ 在一个时间窗口中的标准差:

$$S_{q_w}(t_k) = \sum_{t=k-q_w+1}^k \left[r(t) - \tilde{r} \right]^T \Omega^{-1} \left[r(t) - \tilde{r} \right] \quad (18)$$

其中, $S_{q_w}(t_k)$ 为正则化标准差; q_w 为时间窗口的宽度; \tilde{r} 为 $r(k)$ 服从正态分布的期望;

对于第*i*时刻的发动机的故障残差*r*(*i*),其均值和方差如下:

$$\xi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r(i) \quad (19)$$

$$\sigma(i) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r(i) - \xi(i))^2} \quad (20)$$

其中, $\xi(i)$ 、 $\sigma(i)$ ²分别是第*i*时刻的故障残差的均值和方差,*N*是故障检测系统重复运行并测量发动机系统残差的次数;

取发动机故障检测系统置信度为 α ,则对应相关系数为 ρ , α 的取值越大,故障检测器的敏感性越高,误报率也越高;为了降低 α ,采用持续性检验方法,即选择时间区间 $[t_{k-q_w+1}, t_k]$,当故障检测系统每一步的标准和都超过火箭发动机系统阈值时才确认故障状态的出现;

对故障检测系统设计残差的期望与方差:

$$p\{\xi(i) - \rho\sigma(i) < \xi(i) < \xi(i) + \rho\sigma(i)\} = \alpha \quad (21)$$

其中, $p\{\}$ 表示概率;

设计自适应动态阈值法如下:

$$\delta_{th}(i) = \xi(i) \pm \rho\sigma(i) \quad (22)$$

其中, $\delta_{th}(i)$ 为根据置信度 α 所选取的第*i*时刻的阈值;

为给阈值 $\delta_{th}(i)$ 赋予一个最佳合理的值,引入准确性系数:

$$\eta = f \times MDR + (1-f) \times FAR \quad (23)$$

其中, η 为理想状态系数,是故障检测系统的阈值理想值;*f*代表发动机系统故障发生的概率;MDR代表故障诊断系统的漏检率;FAR代表故障诊断系统的误检率;

基于粒子滤波的自适应动态阈值的理想状态为:

$$\delta_{th}(i) = \eta \times (\xi(i) \pm \rho\sigma(i))$$

最后,对于 $S_{q_w}(t_k)$ 的 H_0 假设检验是根据置信度 α 所选取的阈值 $\delta_{th}(i)$,以确定接受或拒绝 H_0 假设,即:

$$\begin{cases} S_{q_w}(t_k) \leq \delta_{th}(i), \text{无故障} \\ S_{q_w}(t_k) > \delta_{th}(i), \text{有故障} \end{cases}$$

一种基于改进粒子滤波的火箭发动机故障检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于航天器故障诊断领域,涉及一种基于改进粒子滤波的火箭发动机故障检测方法,主要用于系统不确定、复杂外部干扰和存在噪声误差的运载火箭非致命故障检测。

背景技术

[0002] 火箭发动机作为运载火箭推进系统的最重要组成部分,其安全可靠的运行是决定发射任务成功的关键。近年来,为了满足载人航天、深空探测、探月工程以及空间站建设等当前和近未来航天发射任务的需求,我国正在加紧研制新一代大推力液氢液氧和液氧煤油火箭发动机。然而其复杂的工作环境和恶劣的工作条件使它成为整个航天运输系统中故障最为多发的部位之一。如上升阶段的空气动力学不稳定性,燃油摄动等引起的强非线性耦合问题,发动机长期处于屈服状态引发的性能退化等,致使发动机系统不可避免地存在建模误差、有色噪声及干扰等不确定性因素。因此对火箭发动机工作状态进行准确估计,及时准确判断故障发生与否,有利于后续有效采取应对措施,对保障航天发射任务的成功有着重要意义。

[0003] 液体火箭发动机属于强非线性多变量系统,采用传统的拓展卡尔曼滤波器对于其状态进行估计,由于其对非线性函数拟合不足、雅可比矩阵庞大,所以存在计算精度不足,计算难度大等问题。粒子滤波器是基于蒙特卡洛的方法,可以对非线性系统进行有效估计,但是在计算过程中存在粒子退化的问题,不仅容易得到次优解,而且往往需要庞大的粒子数目才能克服粒子退化的问题。此外,传统上判定故障的发生与否所采取的固定阈值的方法,由于未有效考虑建模误差,有色噪声,以及不确定性干扰等因素,势必会使发动机故障诊断系统引发高虚警率和低故障检测率。鉴于此,本专利采用遗传算法改进粒子滤波器,可以有效增加粒子多样性,避免粒子退化陷入次优解,提高了滤波精度,同时还考虑了系统不确定性,并提出自适应动态阈值法来提高故障检测率,实现更准确、可靠的故障检测。

发明内容

[0004] 针对液体运载火箭发动机工作环境复杂、干扰复杂、建模误差大、状态方程非线性强、计算能力受限的问题,本发明提供了一种基于遗传算法改进粒子滤波的液体火箭发动机故障检测方法:首先建立液体运载火箭发动机各部件的故障模型并搭建液体运载火箭发动机整机模型;然后构建基于遗传算法改进的粒子滤波器,并生成发动机故障残差序列;随后根据发动机故障残差的均值与期望设计一种自适应动态的理想阈值法,基于低虚警率和高故障检测率的原则,对上述残差序列进行关于 H_0 假设检测综合评估。本发明可以在计算能力受限的情况下,有效估计运载火箭发动机工作状态,并在发动机系统存在建模误差和未知干扰的情况下,自适应调节阈值,提高故障检测的可靠性和准确性。

[0005] 为实现上述目的,本发明提供了一种基于遗传算法的粒子滤波液体火箭发动机故障检测方法,包括如下步骤:

[0006] S1:考虑部件故障,建立液体火箭发动机非线性数学模型;

[0007] S2:针对步骤S1中所建立的液体火箭发动机非线性模型,设计基于遗传算法改进的粒子滤波器,并在确定粒子滤波器的初始条件后,生成发动机故障残差;

[0008] S3:设计自适应动态阈值选取法,根据步骤S2中生成的发动机故障残差的均值和方差设计自适应动态阈值,并通过 H_0 假设检验法对发动机故障残差进行评价,实现对发动机故障的检测。

[0009] 进一步,步骤S1具体过程为:

[0010] S11:根据液体火箭发动机的组成结构以及常见故障的种类,将液体火箭分为三个子系统:动力系统,热力系统与管道系统;

[0011] S12:针对各个子系统的各个部件分别建立对应的故障模型;

[0012] S13:根据液体火箭发动机的组成结构,调用并连接各个部件的故障模型,建立液体火箭发动机非线性数学模型。

[0013] 进一步,所述动力系统包括液涡轮、燃料泵、燃料涡轮、氧化剂泵和氧化剂涡轮,其常见的故障类型为传动轴断裂、泵体爆炸、涡轮喉部烧蚀、机械磨损、传动轴卡死和轴承损坏;所述热力系统包括燃气发生器和推力室,其常见的故障类型为燃烧室喉部烧蚀和燃气泄露;所述管道系统包括液体输送管道、冷却夹套、汽蚀管和燃气输送管道,其常见的故障类型为液体泄露和阀门堵塞。

[0014] 进一步,步骤S2具体过程为:

[0015] S21:对设计的基于遗传算法改进的粒子滤波器进行初始化:通过已知的初始状态概率分布函数采样初始粒子群状态,得到初始时刻的各粒子状态向量;

[0016] S22:利用系统递推方程,由第 $k-1$ 步的各个粒子状态预测各个粒子在第 k 步的状态向量;

[0017] S23:由传感器获取第 k 步观测向量的 Z_k ,并通过验后概率密度函数 $P(X|Z)$,得到粒子状态向量对应的权重向量 w_k ,并计算有效粒子数目 N_{eff} :

$$[0018] \quad N_{eff} = \frac{1}{w_k^T w_k} \quad (12)$$

[0019] S24:将粒子按权重从大到小排序,取前 N_{eff} 个粒子作为有效粒子的集合,记作 H ;

将剩下的粒子作为无效粒子的集合,记作 L ;逐一从集合 L 中选取粒子 X_L^i ,并随机从集合 H 中选出粒子 X_H^j ,对粒子 X_L^i 进行信息交叉和变异,

[0020] 其中交叉算法为:

$$[0021] \quad \tilde{X}_L^i = Cross * X_L^i + (1 - Cross) X_H^j \quad (13)$$

[0022] 其中,Cross为信息交叉系数, X_L^i 为集合 L 中第 i 个粒子; X_H^j 为集合 H 中第 j 个粒子; \tilde{X}_L^i 为无效粒子进行交叉变异后的产生的新粒子;

[0023] 变异算法为:

$$[0024] \quad \tilde{X}_L^i = 2X_H^j - X_L^i \quad (14)$$

[0025] S25:在集合 L 中,将 X_L^i 取代为 \tilde{X}_L^i ,然后合并集合 L 和集合 H 得到新的粒子集合,再

一次利用验后概率密度函数 $P(X|Z)$,分别得到各个粒子对应权重,第k步粒子滤波器的粒子滤波值 \hat{X}_k 与第k步残差向量 \tilde{Z}_k 如下:

$$\begin{aligned} \hat{X}_k &= \sum_{i=1}^M w_k^i X_k^i \\ \tilde{Z}_k &= Z_k - h(\hat{X}_k, U) \end{aligned} \quad (15)$$

[0027] 其中, X_k^i 为第k步第i个粒子的状态; w_k^i 为 X_k^i 对应的权重; $h(\hat{X}_k, U)$ 为观测方程,U为发动机控制信号输入;M为粒子数量;

[0028] S26:将得到的第k步残差向量 \tilde{Z}_k 带入故障检测算法,进行故障检测,若发生故障则触发报警信号,之后进行步骤S27,否则直接进行步骤S27;

[0029] S27:重新计算有效粒子权重,并根据更新后的权重对第k步粒子滤波器的粒子滤波值 \hat{X}_k 进行重采样,得到第k步的粒子状态向量;

[0030] S28:判断是否满足仿真终止条件,若是则结束仿真,否则重复步骤S22~S27,所述仿真终止条件为连续多次报警或到达仿真终止时刻。

[0031] 进一步,步骤S3具体过程如下:

[0032] 建立发动机系统残差的高斯过程:

$$r(k) = y(k) - C\hat{x}(k) - Du(k) \quad (16)$$

[0034] 其中, $r(k)$ 是发动机系统第k步的残差信号, $y(k)$ 是发动机系统第k步的状态向量; $\hat{x}(k)$ 是发动机系统第k步的输入向量; $u(k)$ 是发动机系统第k步的输出向量,C、D分别是 $\hat{x}(k)$ 和 $u(k)$ 对应的输入矩阵和输出矩阵;

[0035] 当故障函数 $f(k) = 0$ 时,高斯过程 $r(k) \sim N(0, \Sigma_r)$;

[0036] 第s步的故障能量等级高出宽容限度 L_f 的故障检测问题为:

$$\begin{aligned} \|f(k)\|_s &= \sqrt{\frac{1}{s+1} \sum_{i=0}^s f^T(k-i) f(k-i)} \\ \begin{cases} \|f(k)\|_s \leq L_f, \text{if } H_0 \text{ (无故障)} \\ \|f(k)\|_s > L_f, \text{if } H_1 \text{ (有故障)} \end{cases} \end{aligned} \quad (17)$$

[0038] 其中, H_0 、 H_1 分别视为发动机系统正常和发生故障的情况;

[0039] 在式(17)的故障检测问题中使用 $r(k)$ 作为残差信号,并假设 $r(k-i)$ ($i = 0, \dots, k-1$)对于检测可用;

[0040] 计算 $r(k) \sim N(\tilde{r}, \Omega)$ 在一个时间窗口中的标准和:

$$S_{q_w}(t_k) = \sum_{i=k-q_w+1}^k \left[r(i) - \tilde{r} \right]^T \Omega^{-1} \left[r(i) - \tilde{r} \right] \quad (18)$$

[0042] 其中, $S_{q_w}(t_k)$ 为正则化标准和; q_w 为时间窗口的宽度; \tilde{r} 为 $r(k)$ 服从正态分布的期望;

[0043] 对于第i时刻的发动机的故障残差 $r(i)$,其均值和方差如下:

$$[0044] \quad \xi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r(i) \quad (19)$$

$$[0045] \quad \sigma(i) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r(i) - \xi(i))^2} \quad (20)$$

[0046] 其中, $\xi(i)$ 、 $\sigma(i)$ 分别是第 i 时刻的故障残差的均值和方差, N 是故障检测系统重复运行并测量发动机系统残差的次数;

[0047] 取发动机故障检测系统置信度为 α , 则对应相关系数为 ρ , α 的取值越大, 故障检测器的敏感性越高, 误报率也越高; 为了降低 α , 采用持续性检验方法, 即选择时间区间

$[t_{k-q_w+1}, t_k]$, 当故障检测系统每一步的标准和都超过发动机系统阈值时才确认故障状态的出现;

[0048] 对故障检测系统设计残差的期望与方差:

$$[0049] \quad p\{\xi(i) - \rho\sigma(i) < \xi(i) < \xi(i) + \rho\sigma(i)\} = \alpha \quad (21)$$

[0050] 其中, $p\{\}$ 表示概率;

[0051] 设计自适应动态阈值法如下:

$$[0052] \quad \delta_{th}(i) = \xi(i) \pm \rho\sigma(i) \quad (22)$$

[0053] 其中, $\delta_{th}(i)$ 为根据置信度 α 所选取的第 i 时刻的阈值;

[0054] 为给阈值 $\delta_{th}(i)$ 赋予一个最佳合理的值, 引入准确性系数:

$$[0055] \quad \eta = f \times MDR + (1-f) \times FAR \quad (23)$$

[0056] 其中, η 为理想状态系数, 是故障检测系统的阈值理想值; f 代表发动机系统故障发生的概率; MDR 代表故障诊断系统的漏检率; FAR 代表故障诊断系统的误检率;

[0057] 基于粒子滤波的自适应动态阈值的理想状态为:

$$[0058] \quad \delta_{th}(i) = \eta \times (\xi(i) \pm \rho\sigma(i))$$

[0059] 最后, 对于 $S_{q_w}(t_k)$ 的 H_0 假设检验是根据置信度 α 所选取的阈值 $\delta_{th}(i)$, 以确定接受或拒绝 H_0 假设, 即:

$$[0060] \quad \begin{cases} S_{q_w}(t_k) \leq \delta_{th}(i), \text{无故障} \\ S_{q_w}(t_k) > \delta_{th}(i), \text{有故障} \end{cases} \circ$$

[0061] 本发明的有益效果:

[0062] 1) 本发明通过将发动机划分为若干部件, 再对各个部件建立故障模型, 封装成为独立的仿真模块, 根据具体的对象调用相应仿真模块并设置参数, 可以实现多种型号液体火箭发动机的快速建模仿真; 另外通过人为注入故障, 可以得到各种故障情况下的液体火箭发动机动态响应;

[0063] 2) 本发明采用遗传算法改进粒子滤波器, 相比于传统的拓展卡尔曼滤波器, 其对非线性过程拟合程度更高, 尤其对于火箭发动机这种多变量系统而言, 可以避免雅可比矩阵求解, 设计难度低; 此外相对于传统的粒子滤波器, 本发明避免了粒子退化的问题, 以较小的粒子数目, 即较小的计算量, 达到滤波所需的精度要求, 可以有效的实时估计液体运载火箭发动机运行状态;

[0064] 3) 本发明采用的自适应动态阈值法不需要根据一系列故障模型推出相应阈值,也无需多次对发动机进行外部测量,计算简单,评估准确。

附图说明

[0065] 图1为本发明实施例的基于遗传算法改进粒子滤波的液体火箭发动机故障检测方法流程图;

[0066] 图2为本发明实施例的液体运载火箭发动机结构分解示意图;

[0067] 图3为本发明实施例的基于遗传算法改进的粒子滤波流程图;

[0068] 图4为本发明实施例的液体运载火箭发动机故障检测残差评价图;

[0069] 图5为在相同时刻,本发明的遗传算法与传统算法粒子权值分布对比图;

[0070] 图6为本发明实施例的基于遗传算法改进的粒子滤波器估计误差图;

[0071] 图7为本发明实施例的考虑渐变故障的液体运载火箭发动机转子故障报警曲线图。

具体实施方式

[0072] 本发明首先通过对液体火箭发动机工作原理分析实现故障模型建立:将发动机按照一定的原则,划分为若干部件,再对各个部件建立故障模型并封装成为独立的仿真模块,根据具体的对象调用相应仿真模块并设置参数,再结合发动机系统构成,构建整个发动机系统的非线性数学模型;然后设计基于遗传算法改进的粒子滤波器,将粒子滤波器初始化后,生成发动机故障残差;基于生成的发动机故障残差,设计自适应阈值法,对火箭发动机故障残差的统计量进行假设检验,并基于 H_0 假设检验法对该故障残差进行评价。

[0073] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步详细说明。

[0074] 如图1所示,本实施例的一种基于遗传算法改进粒子滤波的液体火箭发动机故障检测方法,包括如下步骤:

[0075] S1:考虑部件故障,建立液体火箭发动机非线性数学模型;

[0076] 根据液体火箭发动机的组成结构以及常见故障的种类,可以将液体运载火箭按照图2所示分解。如图2所示,液体火箭发动机分为三个系统:动力系统、热力系统与管道系统。其中,动力系统包括液涡轮、燃料泵、燃料涡轮、氧化剂泵和氧化剂涡轮等部件,其常见的非致命故障类型为涡轮喉部烧蚀、机械磨损、轴承损坏等;热力系统包括燃气发生器和推力室等部件,其常见的非致命故障类型为燃烧室喉部烧蚀、燃气泄露等;管道系统包括液体输送管道、冷却夹套、汽蚀管、燃气输送管道等部件,其常见的非致命故障类型为液体泄露和阀门堵塞死。针对以上各个部件分别建立对应的故障模型,然后根据所需研究的液体火箭发动机型号的实际情况,调用并连接各个部件的故障模型即可获得液体火箭发动机非线性数学模型。本实施例以液氢液氧火箭发动机为例,下面介绍液氢液氧火箭发动机的动力系统、热力系统和管路系统的通用建模过程以及故障注入方法。

[0077] (1) 动力系统建模以及故障注入

[0078] 选取涡轮泵转子转速为状态量,液氧流量为控制量,建立涡轮泵转子系统(即动力系统)的非线性状态方程离散化形式如下:

[0079]
$$n(k+1) = n(k) + \frac{F_A An(k)^2 + F_B Bn(k)m + F_E Em^2}{J} \Delta T + \text{gauss}(k) \quad (1)$$

[0080] 其中,k为仿真步数;n是转子转速;J为转子转动惯量, F_A, F_B, F_E 为故障参数;m为氧泵流量;A,B,E为经验常数; ΔT 为仿真步长;gauss(k)为液体火箭发动机系统过程零均值高斯白噪声项。

[0081] 系统观测方程为:

[0082]
$$Z(k) = F_N n(k) + F_Z + \text{view}(k) \quad (2)$$

[0083] 其中,Z(k)为转速传感器观测值; F_N, F_Z 为故障参数;view(k)为传感器观测噪声。

[0084] 对于此涡轮泵转子系统,考虑常见的几种故障模式,如表1所示:

[0085] 表1:涡轮泵转子系统常见故障模式

故障原因	故障参数	故障参数变化	
		正常	故障
轴承磨损	F_A	$F_A = 1$	$F_A < 1$
泵汽蚀	F_B	$F_B = 1$	$F_B < 1$
密封端面失效	F_E	$F_E = 1$	$F_E < 1$
传感器乘性故障	F_N	$F_N = 1$	$F_N < 1$
传感器加性故障	F_Z	$F_Z = 1$	$F_Z < 1$

[0087] (2) 热力系统建模以及故障注入

[0088] 针对液体火箭发动机的热力系统构建相对应的热力部件数学模型如下:

[0089] 热力部件内质量守恒方程为:

[0090]
$$\frac{dm_g}{dt} = q_{ig} + q_{lo} + q_{lf} - (1 + F_{g2})q_{eg} \quad (3)$$

[0091] 其中, m_g 为燃气质量;t为时间; q_{ig}, q_{lo} 和 q_{lf} 分别为流入热力部件的燃气质量流量、液态氧化剂质量流量和液态燃料质量流量; F_{g2} 为热力部件故障因子,可表示为下表2所示类型的热力部件故障或异常现象; q_{eg} 为出口流量。

[0092] 表2热力部件故障类型

故障原因	故障参数	故障参数变化	
		正常	故障
喉道烧蚀	F_{g1}	$F_A = 1$	$F_{g1} > 1$
燃气泄漏	F_{g2}	$F_{g2} = 0$	$F_{g2} > 0$

[0094] 燃气密度变化为:

[0095]
$$\frac{d\rho_r}{dt} = \frac{1}{V_r} \frac{dm_g}{dt} \quad (4)$$

[0096] 其中, ρ_r 为燃气密度, V_r 为燃气体积。

[0097] 燃气混合比的变化率为:

[0098]
$$\frac{dr_g}{dt} = (1+r_g)(q_o - r_g q_f) \frac{RT}{PV_r} \quad (5)$$

[0099] 其中, r_g 为燃气混合比; q_o 为液氧质量流量; q_f 为燃料质量流量; R 为燃气气体常数; T 为燃气温度; P 为燃气压力。

[0100] 燃气热值根据混合比进行插值计算:

[0101]
$$RT = RT(r_g) \quad (6)$$

[0102] 燃气压力变化为:

[0103]
$$\frac{dP}{dt} = \frac{PT}{V_r} \frac{dm_g}{dt} + \frac{P}{RT} \frac{d(RT)}{dt} - \frac{P}{V_r} \frac{dV_r}{dt} \quad (7)$$

[0104] 出口流量方程:

[0105]
$$q_e = \begin{cases} \mu_e F_{g1} A_e P_i \sqrt{\frac{k}{(RT)_i} \left(\frac{2}{k+1}\right)^{\frac{k+1}{k-1}}} & \frac{P_e}{P_i} \leq \left(\frac{2}{k+1}\right)^{\frac{k}{k-1}} \\ \mu_e F_{g1} A_e P_i \sqrt{\frac{1}{(RT)_i} \frac{2k}{k-1} \left[\left(\frac{P_e}{P_i}\right)^{\frac{2}{k}} - \left(\frac{P_e}{P_i}\right)^{\frac{k+1}{k}} \right]} & \frac{P_e}{P_i} \geq \left(\frac{2}{k+1}\right)^{\frac{k}{k-1}} \end{cases} \quad (8)$$

[0106] 其中, i 代表热力部件内部; e 代表燃气部件出口; q_e 为出口燃气质量流量; μ_e 为喉部的流量系数; A_e 为喉部面积; P_i 为热力部件内部压力; $(RT)_i$ 为燃气热值; P_e 为喉道出口压力; F_{g1} 热力部件故障因子, 可表示为上述表2所示类型的热力组件故障或异常现象。

[0107] (3) 管路系统建模

[0108] 针对液体火箭发动机的管路系统构建相对应的各管路数学模型如下:

[0109] 管路中推进剂的流动方程为:

[0110]
$$L_g \frac{dq_g}{dt} = F_{l1}(P_{gi} - P_{ge}) - F_{l2} \alpha_g q_g^2 \quad (9)$$

[0111] 其中, L_g 为液体的惯性流阻系数; q_g 为管道内质量流量; P_{g1} 和 P_{ge} 分别表示管路入口和出口的压力, α_g 为管路的流阻系数; F_{l1} 、 F_{l2} 为液体管路故障因子, 可表示为下表3所示的管路故障类型。

[0112] 表3管路故障类型

[0113]

故障原因	故障参数	故障参数变化	
		正常	故障
管路堵塞	F_{l1}	$F_{l1} = 1$	$F_{l1} > 1$
管路泄漏	F_{l2}	$F_{l2} = 1$	$F_{l2} > 1$

[0114] 管路中推进剂组元的连续方程为：

$$[0115] \quad \varepsilon \frac{dP_{ge}}{dt} = \frac{q_i - q_e}{F_{l2}} \quad (10)$$

$$[0116] \quad \varepsilon = \frac{V}{c_g^2} \quad (11)$$

[0117] 其中， ε 为管路的流容系数； q_i 和 q_e 分别表示管路入口和出口的质量流量； V 为管路体积； c_g 表示液体的声速。

[0118] S2:针对所建立的液体火箭发动机非线性模型，设计基于遗传算法改进的粒子滤波器，并在确定粒子滤波器的初始条件后，生成发动机故障残差。具体包括如下子步骤，如图3所示：

[0119] S21:对设计的基于遗传算法改进的粒子滤波器进行初始化:通过已知的初始状态概率分布函数采样初始粒子群状态；

[0120] S22:利用系统递推方程，预测第 $k-1$ 步的各个粒子在第 k 步的状态向量；

[0121] S23:由传感器获取第 k 步观测向量 Z_k ，并通过验后概率密度函数 $P(X|Z)$ ，得到粒子状态向量对应的权重向量 w_k ，并计算有效粒子数目 N_{eff} ：

$$[0122] \quad N_{eff} = \frac{1}{w_k^T w_k} \quad (12)$$

[0123] S24:将粒子按权重从大到小排序，取前 N_{eff} 个粒子作为有效粒子的集合，记作 H ；将剩下的粒子作为无效粒子的集合，记作 L ；逐一从集合 L 中选取粒子 X_L^i ，并随机从集合 H 中选出粒子 X_H^j ，对粒子 X_L^i 进行信息交叉和变异，其中交叉算法为：

$$[0124] \quad \tilde{X}_L^i = Cross * X_L^i + (1 - Cross) X_H^j \quad (13)$$

[0125] 其中， $Cross$ 为信息交叉系数， X_L^i 为集合 L 中第 i 个粒子； X_H^j 为集合 H 中第 j 个粒子； \tilde{X}_L^i 为无效粒子进行交叉变异后产生的新粒子；

[0126] 变异算法为：

$$[0127] \quad \tilde{X}_L^i = 2X_H^j - X_L^i \quad (14)$$

[0128] S25:在集合 L 中，将 X_L^i 取代为 \tilde{X}_L^i ，然后合并集合 L 和集合 H 得到新的粒子集合，再一次利用验后概率密度函数 $P(X|Z)$ ，分别得到各个粒子对应权重，第 k 步粒子滤波器的粒子滤波值 \hat{X}_k 与第 k 步残差向量 \tilde{Z}_k 如下：

$$[0129] \quad \hat{X}_k = \sum_{i=1}^M w_k^i X_k^i \quad (15)$$

$$\tilde{Z}_k = Z_k - h(\hat{X}_k, U)$$

[0130] 其中， X_k^i 为第 k 步第 i 个粒子的状态； w_k^i 为 X_k^i 对应的权重； $h(\hat{X}_k, U)$ 为观测方程， U 为发动机控制信号输入； M 为粒子数量；

[0131] S26:将得到的第k步残差向量 \tilde{Z}_k 带入故障检测算法,进行故障检测,若发生故障则报警,之后进行步骤S27,否则直接进行步骤S27;

[0132] S27:按照权重对第k步粒子滤波器的粒子滤波值进行重采样得到第k步的粒子位置;

[0133] S28:判断是否满足仿真终止条件,即连续多次报警或到达仿真终止时刻,若是则结束仿真,否则重复步骤S22~S27。

[0134] S3:设计自适应动态阈值选取法,根据生成的发动机故障残差的均值和方差设计自适应动态阈值,并通过 H_0 假设检验法对发动机故障残差进行评价,实现对火箭发动机故障的检测;

[0135] 建立一个发动机系统残差的高斯过程:

$$[0136] \quad r(k) = y(k) - C\hat{x}(k) - Du(k) \quad (16)$$

[0137] 其中, $r(k)$ 是发动机系统第k步的残差信号, $y(k)$ 是发动机系统第k步的状态向量; $\hat{x}(k)$ 是发动机系统第k步的输入向量; $u(k)$ 是发动机系统第k步的输出向量, C 、 D 分别是 $\hat{x}(k)$ 和 $u(k)$ 对应的输入矩阵和输出矩阵。

[0138] 当故障函数 $f(k) = 0$ 时,高斯过程 $r(k) \sim N(0, \Sigma_r)$;

[0139] 第s步的故障能量等级高出宽容限度 L_f 的故障检测问题为:

$$[0140] \quad \begin{cases} \|f(k)\|_s = \sqrt{\frac{1}{s+1} \sum_{i=0}^s f^T(k-i)f(k-i)} \\ \|f(k)\|_s \leq L_f, \text{ if } H_0 \text{ (无故障)} \\ \|f(k)\|_s > L_f, \text{ if } H_1 \text{ (有故障)} \end{cases} \quad (17)$$

[0141] 这里 H_0 、 H_1 分别视为发动机系统正常和发生故障的情况。

[0142] 在式(17)的故障检测问题中使用 $r(k)$ 作为残差信号,并假设 $r(k-i)$ ($i = 0, \dots, k-1$)对于检测可用;

[0143] 计算 $r(k) \sim N(\tilde{r}, \Omega)$ 在一个时间窗口中的标准和:

$$[0144] \quad S_{q_w}(t_k) = \sum_{i=k-q_w+1}^k \left[r(k) - \tilde{r} \right]^T \Omega^{-1} \left[r(k) - \tilde{r} \right] \quad (18)$$

[0145] 其中, $S_{q_w}(t_k)$ 为正则化标准和; q_w 为时间窗口的宽度; \tilde{r} 为 $r(k)$ 服从正态分布的期望。

[0146] 利用正则化标准和 $S_{q_w}(t_k)$ 可以有效地进行 H_0 假设检验。在标准和的计算中,时间窗口 $[t_{k-q_w+1}, t_k]$ 的选择对故障检测的性能具有重要影响。时间窗口的宽度 q_w 的选取应足够大以避免噪声的影响,同时也应选取的足够小以保证故障检测的敏感性。

[0147] 对于第i时刻的发动机的故障残差 $r(i)$,其均值和方差都有如下表达形式:

$$[0148] \quad \xi(i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r(i) \quad (19)$$

$$[0149] \quad \sigma(i) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r(i) - \xi(i))^2} \quad (20)$$

[0150] 其中, $\xi(i)$ 、 $\sigma(i)$ 分别是第 i 时刻的故障残差的均值和方差, N 是故障检测系统重复运行并测量发动机系统残差的次数。

[0151] 取故障检测系统置信度为 α , 则对应相关系数为 ρ , α 的取值越大, 故障检测器的敏感性越高, 误报率也越高。为了降低 α , 采用持续性检验方法, 即选择时间窗口 $[t_{k-q_w+1}, t_k]$, 当故障检测系统每一步的标准和都超过火箭发动机系统阈值时才确认故障状态的出现。

[0152] 可对该故障检测系统设计残差的期望与方差:

$$[0153] \quad p\{\xi(i) - \rho\sigma(i) < \xi(i) < \xi(i) + \rho\sigma(i)\} = \alpha \quad (21)$$

[0154] 其中, $p\{\}$ 表示概率;

[0155] 设计自适应动态阈值法如下:

$$[0156] \quad \delta_{th}(i) = \xi(i) \pm \rho\sigma(i) \quad (22)$$

[0157] 其中, $\delta_{th}(i)$ 为根据置信度 α 所选取的第 i 时刻的阈值。

[0158] 为给阈值 $\delta_{th}(i)$ 赋予一个最佳合理的值, 引入准确性系数:

$$[0159] \quad \eta = f \times MDR + (1-f) \times FAR \quad (23)$$

[0160] 其中, η 为理想状态系数, 是故障检测系统的阈值理想值; f 代表发动机系统故障发生的概率; MDR 代表故障诊断系统的漏检率; FAR 代表故障诊断系统误检率。

[0161] 基于粒子滤波的自适应动态阈值的理想状态为:

$$[0162] \quad \delta_{th}(i) = \eta \times (\xi(i) \pm \rho\sigma(i))$$

[0163] 最后, 对于 $S_{q_w}(t_k)$ 的 H_0 假设检验是根据置信度 α 所选取的阈值 $\delta_{th}(i)$, 以确定接受或拒绝 H_0 假设, 即:

$$[0164] \quad \begin{cases} S_{q_w}(t_k) \leq \delta_{th}(i), \text{无故障} \\ S_{q_w}(t_k) > \delta_{th}(i), \text{有故障} \end{cases}$$

[0165] 综上, 本发明通过以上三步基于粒子滤波的火箭发动机故障检测策略, 通过对发动机构建合理的故障模型, 生成适当的残差序列, 继而选取符合标准置信度和自由度的自适应阈值, 通过 H_0 假设检验法做出发动机的合理健康评估。

[0166] 下面对本发明所提供的检测方法的精度进行检测。如图5所示, 选取观测状态量为氧涡轮泵转子转速, 在无故障相同时刻, 传统的粒子滤波算法下 (图 (b) 所示), 粒子绝大部分只分布在峰值的左侧, 且大部分粒子权重较低。而在本发明基于遗传算法改进后的粒子滤波算法下 (图 (a) 所示), 粒子分布均匀合理, 且有相当部分粒子处于峰值右侧, 粒子多样性明显优于传统方法, 且在此改进算法下, 在粒子数目较小时, 依然可以满足滤波精度要求, 如图6所示。图7是对该发动机系统注入一渐变故障向量后其转速残差与自适应阈值图, 可以看出该发动机系统的动态阈值能够随火箭上升阶段的不稳定因素动态演化, 并在故障残差大于该时刻阈值后不久报警。

[0167] 综上所述, 本发明能够对运载火箭进行非致命故障检测, 开展发动机故障下的故障检测与健康估计研究。本发明在完成运载火箭非致命故障检测任务的同时, 不仅可以实

现发动机各故障类型参数线性化,而且不需要根据一系列故障模型推出相应阈值,也无需多次对发动机进行外部测量,计算简单,评估准确,具有良好的工程价值。

[0168] 本发明说明书中未作详细描述的内容属于本领域专业技术人员公知的现有技术。以上所述仅为本发明的一个实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的思想和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

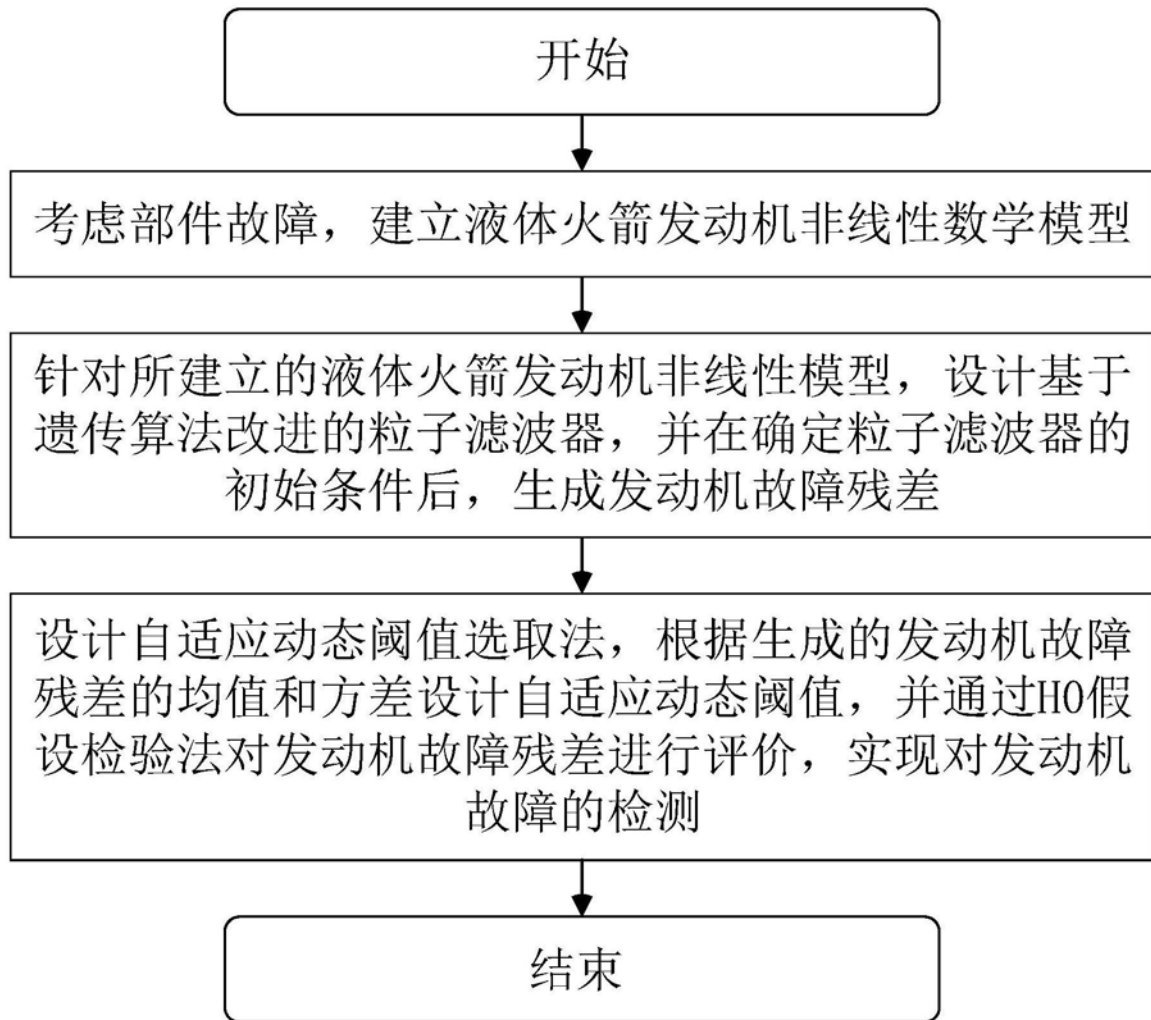


图1

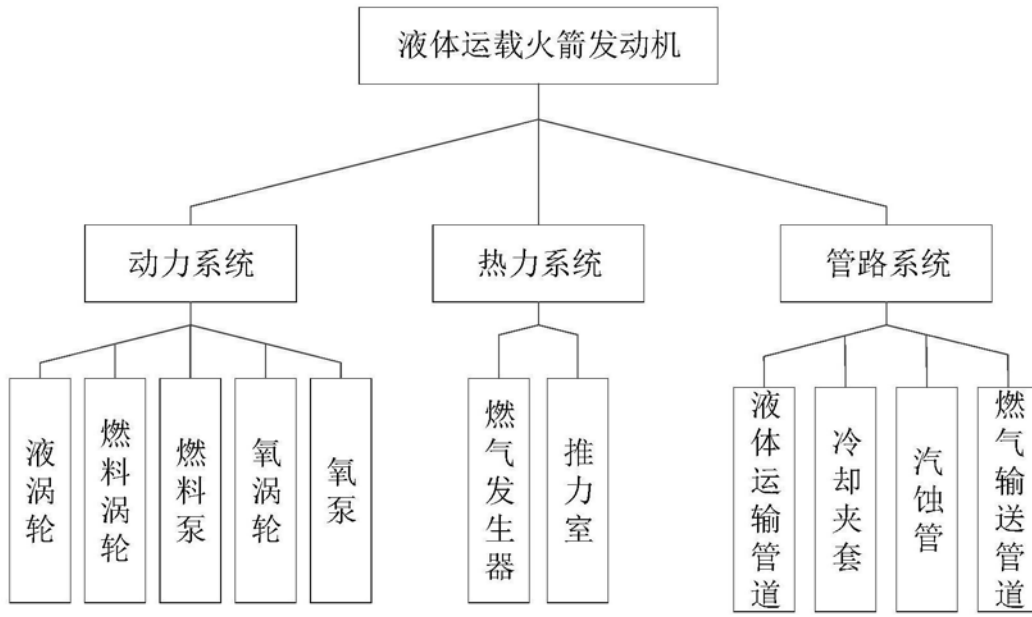


图2

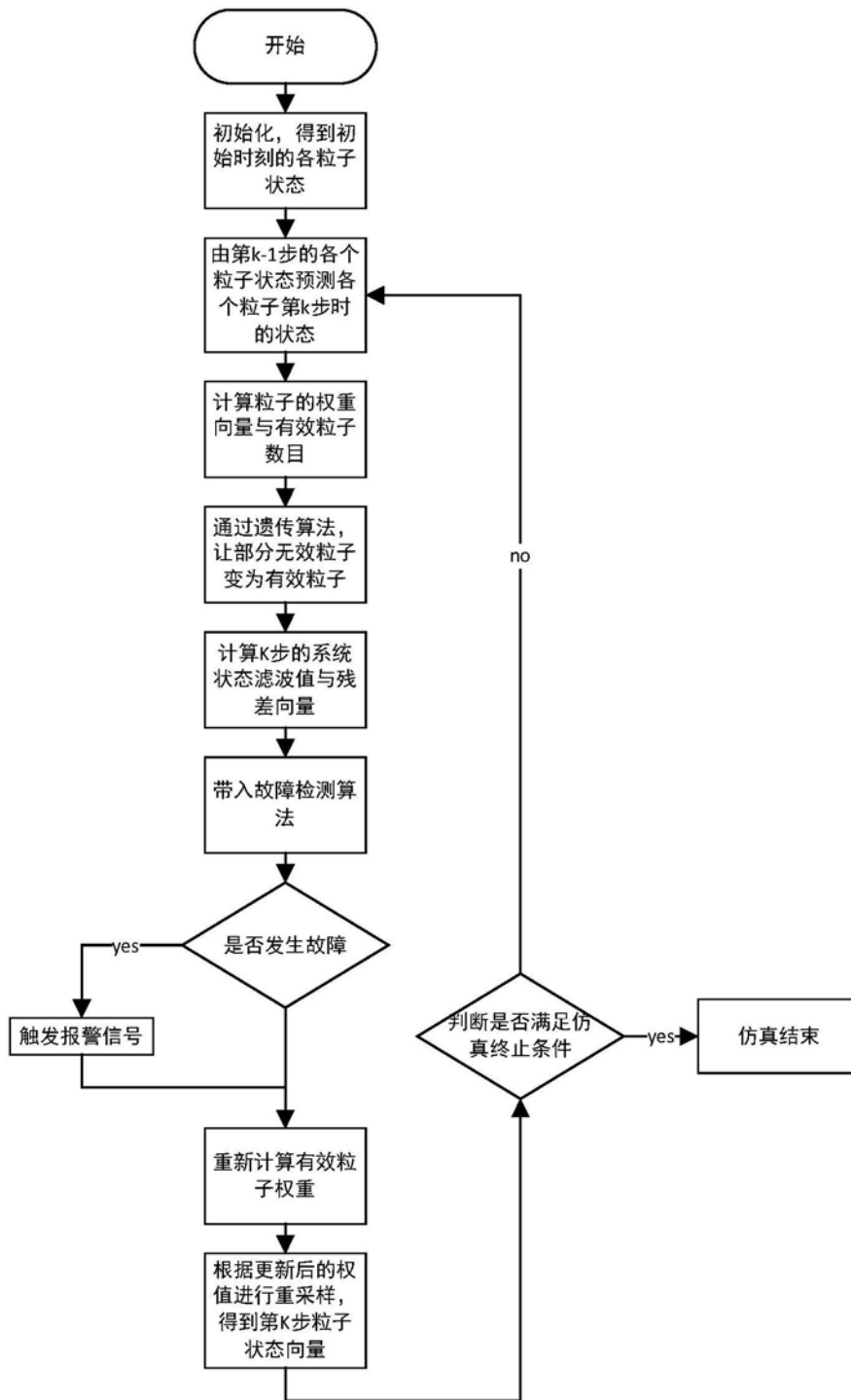


图3

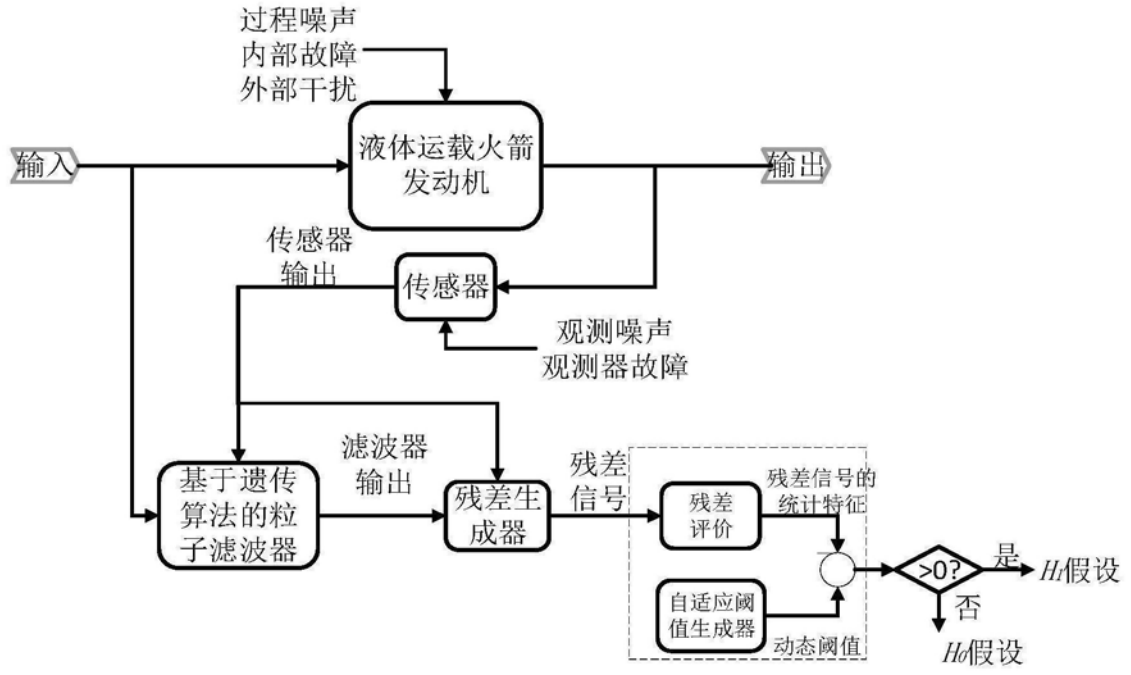


图4

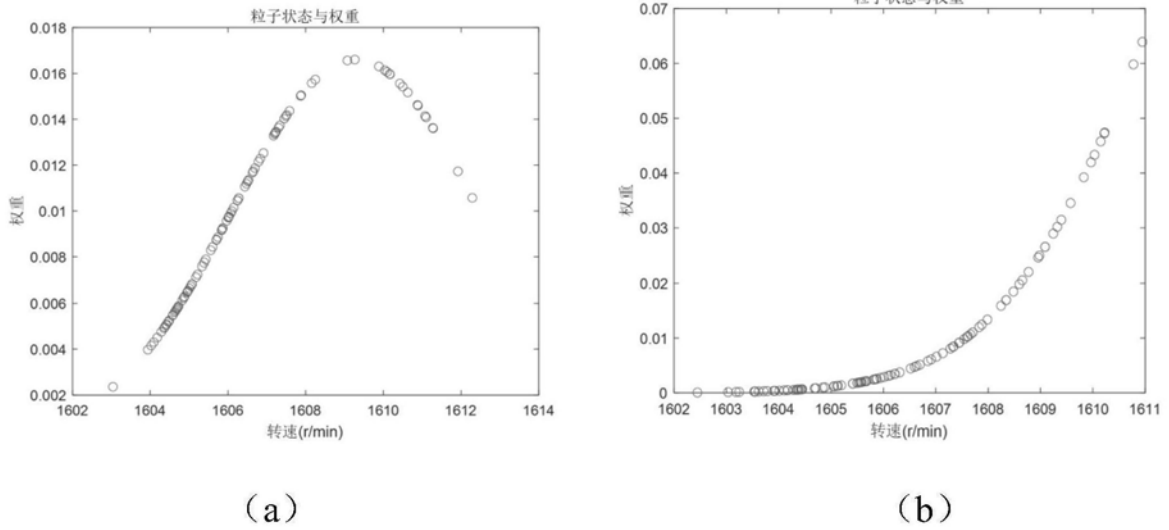


图5

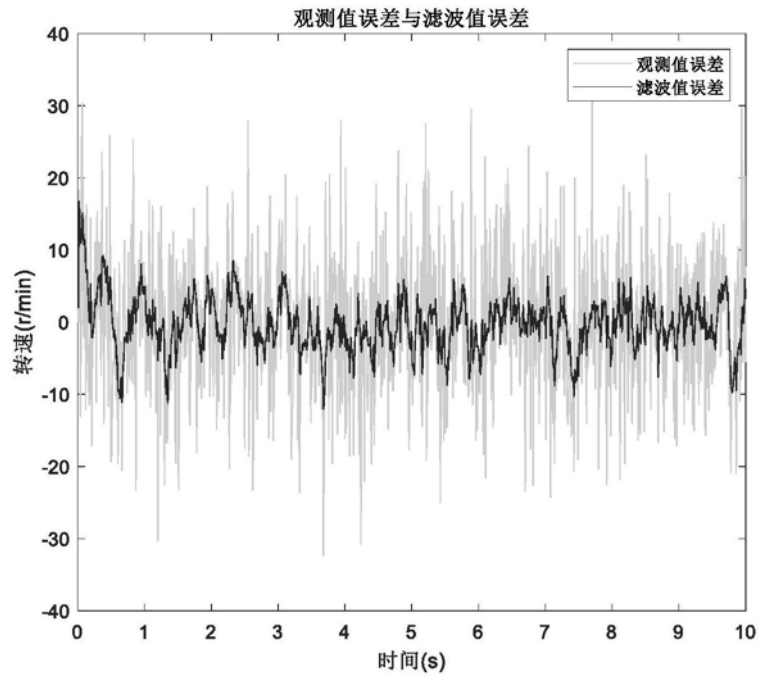


图6

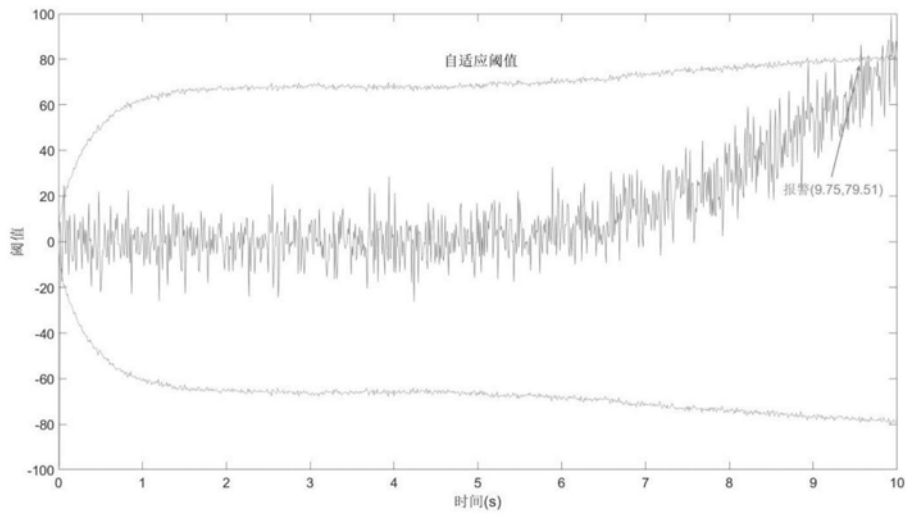


图7