



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111290366 B

(45) 授权公告日 2022.05.27

(21) 申请号 202010088435.1

(22) 申请日 2020.02.12

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 111290366 A

(43) 申请公布日 2020.06.16

(73) 专利权人 北京科技大学顺德研究生院  
地址 528300 广东省佛山市顺德区大良致  
慧路2号

(72) 发明人 郭祥贵 田蒙恩 李擎 张兆隆  
闵高晨 蔡铮 张皓玥

(74) 专利代理机构 北京市广友专利事务有限  
责任公司 11237

专利代理师 张仲波 邓琳

(51) Int. Cl.  
G05B 23/02 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 109753045 A, 2019.05.14

CN 109426238 A, 2019.03.05

CN 103676941 A, 2014.03.26

CN 106647693 A, 2017.05.10

CN 108958043 A, 2018.12.07

CN 104571088 A, 2015.04.29

CN 110531737 A, 2019.12.03

CN 107272639 A, 2017.10.20

CN 108181917 A, 2018.06.19

US 2012053780 A1, 2012.03.01

程瑶. 卫星姿态控制系统的混合故障诊断方法研究.《中国博士学位论文全文数据库工程科技II辑》.2017, (第2期),

李磊等. 卫星姿态控制系统执行器微小故障检测方法.《北京航空航天大学学报》.2019, 第45卷(第3期),

审查员 席云红

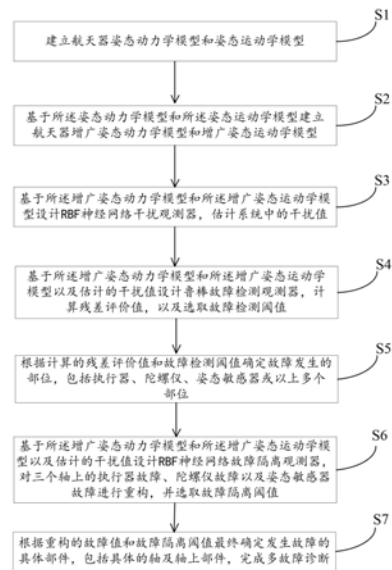
权利要求书5页 说明书12页 附图2页

(54) 发明名称

一种航天器姿控系统多故障诊断方法

(57) 摘要

本发明提供一种航天器姿控系统多故障诊断方法,包括:建立航天器姿态动力学模型和姿态运动学模型;基于上述模型建立航天器增广姿态动力学模型和增广姿态运动学模型;基于增广姿态动力学模型和增广姿态运动学模型设计RBF神经网络干扰观测器,估计系统中的干扰值;设计鲁棒故障检测观测器,计算残差评价价值,选取故障检测阈值;根据残差评价价值和故障检测阈值确定故障发生的部位,包括执行器、陀螺仪、姿态敏感器或以上多个部位;设计RBF神经网络故障隔离观测器,对三个轴上的执行器故障、陀螺仪故障以及姿态敏感器故障进行重构,选取故障隔离阈值;根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件,完成多故障诊断。



1. 一种航天器姿控系统多故障诊断方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、建立航天器姿态动力学模型和姿态运动学模型;

S2、基于所述姿态动力学模型和所述姿态运动学模型建立航天器增广姿态动力学模型和增广姿态运动学模型;

S3、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型设计RBF神经网络干扰观测器,估计系统中的干扰值;

S4、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型以及估计的干扰值设计鲁棒故障检测观测器,计算残差评价值,以及选取故障检测阈值;

S5、根据计算的残差评价值和故障检测阈值确定故障发生的部位,包括执行器、陀螺仪、姿态敏感器或以上多个部位;

S6、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型以及估计的干扰值设计RBF神经网络故障隔离观测器,对三个轴上的执行器故障、陀螺仪故障以及姿态敏感器故障进行重构,并选取故障隔离阈值;

S7、根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件,包括具体的轴及轴上部件,完成多故障诊断。

2. 根据权利要求1所述的航天器姿控系统多故障诊断方法,其特征在于,在所述步骤S1中,所述姿态动力学模型表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_{01}(t) = \Phi(x_{01}) + Bu_{01}(t) + E_a f_a(t) + D_a d_a(t) \\ y_{01}(t) = Cx_{01}(t) + E_g f_g(t) + D_g d_g(t) \end{cases}$$

其中 $x_{01}(t)$ 表示系统状态; $\dot{x}_{01}(t)$ 是 $x_{01}(t)$ 的导数; $\Phi(x_{01})$ 表示系统非线性函数; $u_{01}(t)$ 表示控制输入; $f_a(t)$ 表示执行器故障向量; $d_a(t)$ 表示干扰力矩; $y_{01}(t)$ 表示系统输出; $f_g(t)$ 表示陀螺仪故障向量; $d_g(t)$ 表示陀螺仪干扰,包括陀螺漂移及测量噪声; $B$ 是控制输入增益矩阵; $E_a$ 是执行器故障分布矩阵; $D_a$ 是干扰力矩分布矩阵; $E_g$ 是陀螺仪故障分布矩阵; $D_g$ 是陀螺仪干扰分布矩阵; $C$ 是输出矩阵;

所述姿态运动学模型表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_{02}(t) = \Psi(x_{02}, u_{02}) + E_{g2} f_g(t) + D_{g2} d_g(t) \\ y_{02}(t) = Cx_{02}(t) + E_s f_s(t) + D_s d_s(t) \end{cases}$$

其中 $x_{02}(t)$ 表示系统状态; $\dot{x}_{02}(t)$ 是 $x_{02}(t)$ 的导数; $\Psi(x_{02}, u_{02})$ 表示系统非线性函数; $u_{02}$ 表示系统输入; $C$ 是输出矩阵; $y_{02}(t)$ 表示系统输出; $f_s(t)$ 表示姿态敏感器故障向量; $d_s(t)$ 表示姿态敏感器干扰,包括安装误差及测量噪声; $E_{g2}$ 是陀螺仪故障分布矩阵; $D_{g2}$ 是陀螺仪干扰分布矩阵; $E_s$ 是姿态敏感器故障分布矩阵; $D_s$ 是姿态敏感器干扰分布矩阵。

3. 根据权利要求2所述的航天器姿控系统多故障诊断方法,其特征在于,在所述步骤S2中,所述增广姿态动力学模型表示为:

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}_{01}(t) = \bar{A}\bar{x}_{01}(t) + \bar{M}\Phi(\bar{x}_{01}) + \bar{B}u_{01}(t) + \bar{E}_{01}\bar{f}_{01}(t) + \bar{D}_{01}\bar{d}_{01}(t) \\ \bar{y}_{01}(t) = \bar{C}\bar{x}_{01}(t) \end{cases}$$

其中 $\bar{x}_{01}(t) = [x_{01}^T(t), w_{01}^T(t)]^T$ 为系统增广状态, $w_{01}(t) = \int_0^t y_{01}(\tau) d\tau$ ,上标T表示矩阵的转

置； $\bar{f}_{01}(t)=[f_a^T, f_g^T]^T$ 为增广故障向量； $\bar{d}_{01}(t)=[d_a^T, d_g^T]^T$ 为增广干扰向量； $\bar{y}_{01}(t)$ 是系统增广输出； $\bar{A}, \bar{M}, \bar{B}, \bar{E}_{01}, \bar{D}_{01}, \bar{C}$ 为增广增益矩阵；

所述增广姿态运动学模型表示为：

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}_{02}(t) = \bar{A}\bar{x}_{02}(t) + \bar{M}\Psi(\bar{x}_{02}, u_{02}) + \bar{E}_{02}\bar{f}_{02}(t) + \bar{D}_{02}\bar{d}_{02}(t) \\ \bar{y}_{02}(t) = \bar{C}\bar{x}_{02}(t) \end{cases}$$

其中 $\bar{x}_{02}(t)=[x_{02}^T(t), w_{02}^T(t)]^T$ 为系统增广状态， $w_{02}(t)=\int_0^t y_{02}(\tau)d\tau$ ； $\bar{f}_{02}(t)=[f_g^T, f_s^T]^T$ 为增广故障向量； $\bar{d}_{02}(t)=[d_g^T, d_s^T]^T$ 为增广干扰向量； $\bar{y}_{02}(t)$ 是系统增广输出； $\bar{E}_{02}, \bar{D}_{02}$ 为增广增益矩阵。

4. 根据权利要求3所述的航天器姿控系统多故障诊断方法，其特征在于，在所述步骤S3中，基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络干扰观测器表示如下：

$$\begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{B} u_{01}(t) + T_i \bar{M} \Phi(\hat{x}_i) + G_i \bar{y}_{01}(t) + T_i D_i \hat{d}_i(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{01}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 6 ;$$

其中， $z_i(t)$ 是观测器状态向量； $\hat{x}_i(t)$ 是系统无故障时状态 $\bar{x}_{01}(t)$ 的估计向量； $\hat{d}_i(t)$ 是RBF神经网络对第*i*个干扰的估计值； $D_i$ 是第*i*个干扰的分布向量； $F_i, T_i, G_i, H_i$ 是待设计的观测器增益矩阵；*i*为第*i*个部件的符号，*i*=1, 2, 3分别表示x, y, z轴执行器，*i*=4, 5, 6分别表示x, y, z轴陀螺仪；

基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络干扰观测器表示如下：

$$\begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{M} \Psi(\hat{x}_i, u_{02}) + G_i \bar{y}_{02}(t) + T_i D_{2i} \hat{d}_i(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{02}(t) \end{cases} \quad i = 7, 8, 9 ;$$

其中， $\hat{x}_i(t)$ 是系统无故障时状态 $\bar{x}_{02}(t)$ 的估计向量； $\hat{d}_i(t)$ 是RBF神经网络对第*i*个干扰的估计值； $D_{2i}$ 是第*i*个干扰的分布向量；*i*为第*i*个部件的符号，*i*=7, 8, 9分别表示x, y, z轴姿态敏感器。

5. 根据权利要求4所述的航天器姿控系统多故障诊断方法，其特征在于，基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络干扰观测器增益矩阵满足如下关系：

$$\begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i D_i \neq 0, T_i D_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 6 ;$$

基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络干扰观测器增益矩阵满足如下关系：

$$\begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i D_i \neq 0, T_i D_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 7, 8, 9, j = 4, 5, \dots, 9 ;$$

所述RBF神经网络对第*i*个干扰的估计值 $\hat{d}_i(t)$ 表达式为:

$$\begin{cases} \hat{d}_i(t) = \hat{W}_i \sigma_i(\hat{x}_i) \\ \dot{\hat{W}}_i(t) = -\eta \frac{\partial O_i}{\partial \hat{W}_i} - \rho \|e_{oi}\| \hat{W}_i \end{cases}$$

其中, $\hat{W}_i$ 是RBF神经网络期望权值估计值, $\eta$ 为神经网络权值学习速率, $\rho$ 为衰减系数; $\sigma_i(\hat{x}_i)$ 是高斯函数,其表达式如下:

$$\sigma_i(\hat{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m;$$

其中 $\exp(\cdot)$ 是指数函数, $c_j$ 是第*j*个隐含层节点的中心向量, $b_j$ 是第*j*个神经元宽度, $m$ 是隐含层神经元个数; $O_i = \frac{1}{2} e_{oi}^T e_{oi}$ ,其中 $e_{oi}$ 是第*i*个干扰观测器输出估计误差,其表达式如下:

$$e_{oi} = \begin{cases} \bar{C}(\bar{x}_{01}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 1, 2, \dots, 6, \\ \bar{C}(\bar{x}_{02}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 7, 8, 9. \end{cases}$$

6. 根据权利要求5所述的航天器姿控系统多故障诊断方法,其特征在于,在所述步骤S4中,基于所述增广姿态动力学模型的鲁棒故障检测观测器表示如下:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_{01}(t) = \bar{A}\hat{x}_{01}(t) + \bar{M}\Phi(\hat{x}_{01}) + \bar{B}u_{01}(t) + \bar{D}_{01}\hat{d}_{01}(t) + L_1(\bar{y}_{01}(t) - \hat{y}_{01}(t)) \\ \hat{y}_{01}(t) = \bar{C}\hat{x}_{01}(t) \end{cases}$$

其中, $\hat{x}_{01}(t)$ 是观测器状态向量; $\hat{d}_{01}(t)$ 是动力学RBF神经网络干扰观测器对干扰 $\bar{d}_{01}(t)$ 的估计值; $\hat{y}_{01}(t)$ 是观测器的输出; $L_1$ 是待设计的观测器增益矩阵;

基于所述增广姿态运动学模型的鲁棒故障检测观测器表示如下:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_{02}(t) = \bar{A}\hat{x}_{02}(t) + \bar{M}\Psi(\hat{x}_{02}, u_{02}) + \bar{D}_{02}\hat{d}_{02}(t) + L_2(\bar{y}_{02}(t) - \hat{y}_{02}(t)) \\ \hat{y}_{02}(t) = \bar{C}\hat{x}_{02}(t) \end{cases}$$

其中, $\hat{x}_{02}(t)$ 是观测器状态向量; $\hat{d}_{02}(t)$ 是运动学RBF神经网络干扰观测器对干扰 $\bar{d}_{02}(t)$ 的估计值; $\hat{y}_{02}(t)$ 是观测器的输出; $L_2$ 是待设计的观测器增益矩阵;

所述残差评价值 $\|e_{x1}\|_{RMS}$ ,  $\|e_{w1}\|_{RMS}$ 和 $\|e_{w2}\|_{RMS}$ 的计算方法为:

$$\begin{cases} \|e_{x1}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{x1}^T(t) e_{x1}(t) dt\right)^{1/2} \\ \|e_{w1}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{w1}^T(t) e_{w1}(t) dt\right)^{1/2} \\ \|e_{w2}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{w2}^T(t) e_{w2}(t) dt\right)^{1/2} \end{cases}$$

其中, $e_{x1}(t) = x_{01}(t) - \hat{x}_{01}(t)$ ,  $e_{w1}(t) = w_{01}(t) - \hat{w}_{01}(t)$ ,  $e_{w2}(t) = w_{02}(t) - \hat{w}_{02}(t)$ ,  $T$ 是采样周

期；

所述故障检测阈值 $\sigma_1, \sigma_2$ 和 $\sigma_3$ 的选取方法为：

$\sigma_1$ 选取为无故障时 $\|e_{x1}\|_{\text{RMS}}$ 的最大值， $\sigma_2$ 选取为无故障时 $\|e_{w1}\|_{\text{RMS}}$ 的最大值， $\sigma_3$ 选取为无故障时 $\|e_{w2}\|_{\text{RMS}}$ 的最大值。

7. 根据权利要求6所述的航天器姿控系统多故障诊断方法，其特征在于，在所述步骤S5中，根据计算的残差评价值和故障检测阈值确定故障发生的部位的方法为：

$$\begin{aligned} \|e_{x1}\|_{\text{RMS}} \leq \sigma_1 & \text{表示执行器无故障;} \\ \|e_{x1}\|_{\text{RMS}} > \sigma_1 & \text{表示执行器有故障;} \\ \|e_{w1}\|_{\text{RMS}} \leq \sigma_2 & \text{表示陀螺仪无故障;} \\ \|e_{w1}\|_{\text{RMS}} > \sigma_2 & \text{表示陀螺仪有故障;} \\ \|e_{w2}\|_{\text{RMS}} \leq \sigma_3 & \text{表示姿态敏感器有故障;} \\ \|e_{w2}\|_{\text{RMS}} > \sigma_3 & \text{表示姿态敏感器无故障。} \end{aligned}$$

8. 根据权利要求7所述的航天器姿控系统多故障诊断方法，其特征在于，在所述步骤S6中，基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络故障隔离观测器表示如下：

$$\begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{B} u_{01}(t) + T_i \bar{M} \Phi(\hat{x}_i) + G_i \bar{y}_{01}(t) + T_i E_i \hat{f}_i(t) + T_i \bar{D}_{01} \hat{d}_{01}(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{01}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 6;$$

其中， $\hat{x}_i(t)$ 是状态 $\bar{x}_{01}(t)$ 的估计向量； $E_i$ 是第 $i$ 个故障的分布向量； $\hat{f}_i(t)$ 是RBF神经网络对第 $i$ 个部件故障的估计值； $z_i(t)$ 为观测器的状态向量；

$F_i, T_i, G_i, H_i$ 满足如下条件：

$$\begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i E_i \neq 0, T_i E_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 6;$$

基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络故障隔离观测器表示如下：

$$\begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{M} \Psi(\hat{x}_i, u_{02}) + G_i \bar{y}_{02}(t) + T_i E_{2i} \hat{f}_i + T_i \bar{D}_{02} \hat{d}_{02}(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{02}(t) \end{cases} \quad i = 7, 8, 9;$$

其中， $\hat{x}_i(t)$ 是状态 $\bar{x}_{02}(t)$ 的估计向量； $E_{2i}$ 是第 $i$ 个故障的分布向量； $\hat{f}_i(t)$ 是RBF神经网络对第 $i$ 个部件故障的估计值；

$F_i, T_i, G_i, H_i$ 满足如下条件：

$$\begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i E_i \neq 0, T_i E_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 7, 8, 9, j = 4, 5, \dots, 9;$$

所述RBF神经网络对第 $i$ 个部件故障的估计值 $\hat{f}_i(t)$ 表达式为：

$$\begin{cases} \hat{f}_i(t) = \hat{W}_i \sigma_i(\hat{x}_i) \\ \dot{\hat{W}}_i(t) = -\eta \frac{\partial O_i}{\partial \hat{W}_i} - \rho \|e_{oi}\| \hat{W}_i \end{cases}$$

其中,  $\hat{W}_i$  是 RBF 神经网络期望权值估计值,  $\eta$  为神经网络权值学习速率,  $\rho$  为衰减系数;  $\sigma_i(\hat{x}_i)$  是高斯函数, 其表达式如下:

$$\sigma_i(\hat{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m;$$

其中  $\exp(\cdot)$  是指数函数,  $c_j$  是第  $j$  个隐含层节点的中心向量,  $b_j$  是第  $j$  个神经元宽度,  $m$  是隐含层神经元个数;  $O_i = \frac{1}{2} e_{oi}^T e_{oi}$ , 其中  $e_{oi}$  是第  $i$  个故障隔离观测器输出估计误差, 其表达式如下:

$$e_{oi} = \begin{cases} \bar{C}(\bar{x}_{01}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 1, 2, \dots, 6; \\ \bar{C}(\bar{x}_{02}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 7, 8, 9; \end{cases}$$

所述故障隔离阈值  $\varepsilon_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 9$ ; 选取方法为:

$\varepsilon_i$  分别选取为无故障时  $\hat{f}_i(t)$  的最大值,  $i = 1, 2, \dots, 9$ 。

9. 根据权利要求 8 所述的航天器姿控系统多故障诊断方法, 其特征在于, 在所述步骤 S7 中, 根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件的方法为:

$\hat{f}_i(t) > \varepsilon_i$  表示第  $i$  个部件有故障;

$\hat{f}_i(t) \leq \varepsilon_i$  表示第  $i$  个部件无故障;

$i = 1, 2, \dots, 9$ 。

## 一种航天器姿控系统多故障诊断方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及航天器故障诊断技术领域,特别涉及一种基于径向基函数(RBF)神经网络观测器的航天器姿控系统多故障诊断方法。

### 背景技术

[0002] 姿态控制系统是航天器非常重要的子系统,由众多部件元器件组成。航天器姿态控制系统能否正常工作往往关系到整个航天任务的成败。由于在轨航天器运行的环境非常复杂和恶劣,姿态控制系统的关键部件(反作用飞轮执行器、速率陀螺仪、姿态敏感器)不可避免地会发生这样那样的故障。姿态控制系统的故障不仅会影响航天器在轨任务,甚至会造成人员伤亡和经济损失,因此安全可靠的航天器姿态控制系统的故障诊断方法被广泛关注和研究。

[0003] 然而到目前为止,绝大多数对航天器姿态控制系统故障诊断方法的研究主要考虑单一的执行器或传感器发生故障的情况,而对多个部件同时发生故障的诊断方法还鲜有研究。尽管多个部件同时发生故障的可能性很低,但我们必须考虑这种极端的情况,防止当这种情况发生时得到错误或混乱的诊断结果而无法进行准确及时地处理,进而导致更严重的危害。而已有的多故障诊断方法也存在许多缺陷和不足,比如只能实现对单一部件如执行器的多故障诊断或传感器的多故障诊断,而不能实现多部件如执行器和传感器的同时故障诊断。另外,有学者提出的基于自适应观测器与基于描述系统观测器的方法虽然可以实现执行器与传感器的同时故障诊断,但是这些方法对故障的要求是有限制的,比如基于自适应观测器的方法执行器与传感器的故障耦合仍然存在,设置较大阈值才能实现故障隔离,如果是小故障则未必能检测到;基于描述系统观测器的方法要求故障执行器与故障传感器数目不大于系统测量输出数目。多部件故障的检测与隔离要比单一部件故障的诊断更加困难,原因在于不同部件的故障会相互耦合、相互影响。因此,为了最大程度上保证航天器姿态控制系统故障诊断结果的准确性和可靠性,需要提出更加完善的多故障诊断策略。

[0004] 另外,由于运行在非常恶劣的环境,航天器必然会遭受多种干扰,包括执行器干扰力矩、陀螺漂移、测量噪声等等。这些干扰因素会使得系统建模不准确,进而导致故障诊断的精确度降低。尤其是对于微小故障,干扰的存在会使得微小故障难以被检测出来。如果微小故障不能被及时准确地检测出来,就会逐渐演变成更严重的故障,造成难以预料的损失或伤亡。因此,对微小故障的检测和诊断方法的研究更有实际价值和意义。考虑到人工神经网络具有很强的非线性逼近能力及建模能力,而RBF神经网络又具有结构简单、收敛速度快、可以以任意精度逼近非线性函数,因此,本发明利用RBF神经网络来逼近系统的不确定性,提高建模准确性及小故障诊断能力。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种航天器姿控系统多故障诊断方法,针对目前多故障诊断技术的不足,实现在执行器、陀螺仪和姿态敏感器中的多个部件同时发生故障时能准确

进行故障的检测、隔离与估计,并且能够在干扰存在的情况下实现对微小故障的诊断。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明的实施例提供如下方案:

[0007] 一种航天器姿控系统多故障诊断方法,包括以下步骤:

[0008] S1、建立航天器姿态动力学模型和姿态运动学模型;

[0009] S2、基于所述姿态动力学模型和所述姿态运动学模型建立航天器增广姿态动力学模型和增广姿态运动学模型;

[0010] S3、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型设计RBF神经网络干扰观测器,估计系统中的干扰值;

[0011] S4、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型以及估计的干扰值设计鲁棒故障检测观测器,计算残差评价值,以及选取故障检测阈值;

[0012] S5、根据计算的残差评价值和故障检测阈值确定故障发生的部位,包括执行器、陀螺仪、姿态传感器或以上多个部位;

[0013] S6、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型以及估计的干扰值设计RBF神经网络故障隔离观测器,对三个轴上的执行器故障、陀螺仪故障以及姿态传感器故障进行重构,并选取故障隔离阈值;

[0014] S7、根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件,包括具体的轴及轴上部件,完成多故障诊断。

[0015] 优选地,在所述步骤S1中,所述姿态动力学模型表示为:

$$[0016] \begin{cases} \dot{x}_{01}(t) = \Phi(x_{01}) + Bu_{01}(t) + E_a f_a(t) + D_a d_a(t) \\ y_{01}(t) = Cx_{01}(t) + E_g f_g(t) + D_g d_g(t) \end{cases}$$

[0017] 其中 $x_{01}(t)$ 表示系统状态; $\dot{x}_{01}(t)$ 是 $x_{01}(t)$ 的导数; $\Phi(x_{01})$ 表示系统非线性函数; $u_{01}(t)$ 表示控制输入; $f_a(t)$ 表示执行器故障向量; $d_a(t)$ 表示干扰力矩; $y_{01}(t)$ 表示系统输出; $f_g(t)$ 表示陀螺仪故障向量; $d_g(t)$ 表示陀螺仪干扰,包括陀螺漂移及测量噪声; $B$ 是控制输入增益矩阵; $E_a$ 是执行器故障分布矩阵; $D_a$ 是干扰力矩分布矩阵; $E_g$ 是陀螺仪故障分布矩阵; $D_a$ 是陀螺仪干扰分布矩阵;

[0018] 所述姿态运动学模型表示为:

$$[0019] \begin{cases} \dot{x}_{02}(t) = \Psi(x_{02}, u_{02}) + E_{g2} f_g(t) + D_{g2} d_g(t) \\ y_{02}(t) = Cx_{02}(t) + E_s f_s(t) + D_s d_s(t) \end{cases}$$

[0020] 其中 $x_{02}(t)$ 表示系统状态; $\dot{x}_{02}(t)$ 是 $x_{02}(t)$ 的导数; $\Psi(x_{02})$ 表示系统非线性函数; $u_{02}(t)$ 表示系统输入; $y_{02}(t)$ 表示系统输出; $f_s(t)$ 表示姿态传感器故障向量; $d_s(t)$ 表示姿态传感器干扰,包括安装误差及测量噪声; $E_{g2}$ 是陀螺仪故障分布矩阵; $D_{g2}$ 是陀螺仪干扰分布矩阵; $E_s$ 是姿态传感器故障分布矩阵; $D_s$ 是姿态传感器干扰分布矩阵。

[0021] 优选地,在所述步骤S2中,所述增广姿态动力学模型表示为:

$$[0022] \begin{cases} \dot{\bar{x}}_{01}(t) = \bar{A}\bar{x}_{01}(t) + \bar{M}\Phi(\bar{x}_{01}) + \bar{B}u_{01}(t) + \bar{E}_{01}\bar{f}_{01}(t) + \bar{D}_{01}\bar{d}_{01}(t) \\ \bar{y}_{01}(t) = \bar{C}\bar{x}_{01}(t) \end{cases}$$

[0023] 其中 $\bar{x}_{01}(t) = [x_{01}^T(t), w_{01}^T(t)]^T$ 为系统增广状态, $w_{01}(t) = \int_0^t y_{01}(\tau) d\tau$ ,上标T表示矩阵的



转置;  $\bar{f}_{01}(t) = [f_a^T, f_g^T]^T$  为增广故障向量;  $\bar{d}_{01}(t) = [d_a^T, d_g^T]^T$  为增广干扰向量;  $\bar{y}_{01}(t)$  是系统增广输出;  $\bar{A}, \bar{M}, \bar{B}, \bar{E}_{01}, \bar{D}_{01}, \bar{C}$  为增广增益矩阵;

[0024] 所述增广姿态运动学模型表示为:

$$[0025] \quad \begin{cases} \dot{\bar{x}}_{02}(t) = \bar{A}\bar{x}_{02}(t) + \bar{M}\Psi(\bar{x}_{02}, u_{02}) + \bar{E}_{02}\bar{f}_{02}(t) + \bar{D}_{02}\bar{d}_{02}(t) \\ \bar{y}_{02}(t) = \bar{C}\bar{x}_{02}(t) \end{cases}$$

[0026] 其中  $\bar{x}_{02}(t) = [x_{02}^T(t), w_{02}^T(t)]^T$  为系统增广状态,  $w_{02}(t) = \int_0^t y_{02}(\tau) d\tau$ ;  $\bar{f}_{02}(t) = [f_g^T, f_s^T]^T$  为增广故障向量;  $\bar{d}_{02}(t) = [d_g^T, d_s^T]^T$  为增广干扰向量;  $\bar{y}_{02}(t)$  是系统增广输出;  $\bar{E}_{02}, \bar{D}_{02}$  为增广增益矩阵。

[0027] 优选地, 在所述步骤S3中, 基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络干扰观测器表示如下:

$$[0028] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{B} u_{01}(t) + T_i \bar{M} \Phi(\hat{x}_i) + G_i \bar{y}_{01}(t) + T_i D_i \hat{d}_i(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{01}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 6。$$

[0029] 其中,  $z_i(t)$  是观测器状态向量;  $\hat{x}_i(t)$  是系统无故障时状态  $\bar{x}_{01}(t)$  的估计向量;  $\hat{d}_i(t)$  是RBF神经网络对第*i*个干扰的估计值;  $D_i$  是第*i*个干扰的分布向量;  $F_i, T_i, G_i, H_i$  是待设计的观测器增益矩阵; *i* 为第*i*个部件的符号, *i* = 1, 2, 3 分别表示x, y, z轴执行器, *i* = 4, 5, 6 分别表示x, y, z轴陀螺仪;

[0030] 基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络干扰观测器表示如下:

$$[0031] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{M} \Psi(\hat{x}_i, u_{02}) + G_i \bar{y}_{02}(t) + T_i D_{2i} \hat{d}_i(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{02}(t) \end{cases} \quad i = 7, 8, 9。$$

[0032] 其中,  $\hat{x}_i(t)$  是系统无故障时状态  $\bar{x}_{02}(t)$  的估计向量;  $\hat{d}_i(t)$  是RBF神经网络对第*i*个干扰的估计值;  $D_{2i}$  是第*i*个干扰的分布向量; *i* 为第*i*个部件的符号, *i* = 7, 8, 9 分别表示x, y, z轴姿态敏感器。

[0033] 优选地, 基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络干扰观测器增益矩阵满足如下关系:

$$[0034] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i D_i \neq 0, T_i D_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 6。$$

[0035] 基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络干扰观测器增益矩阵满足如下关系:

$$[0036] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i D_i \neq 0, T_i D_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 7, 8, 9, j = 4, 5, \dots, 9.$$

[0037] 所述RBF神经网络对第*i*个干扰的估计值 $\hat{d}_i(t)$ 表达式为:

$$[0038] \quad \begin{cases} \hat{d}_i(t) = \hat{W}_i \sigma_i(\hat{x}_i) \\ \dot{\hat{W}}_i(t) = -\eta \frac{\partial O_i}{\partial \hat{W}_i} - \rho \|e_{oi}\| \hat{W}_i \end{cases}$$

[0039] 其中,  $\hat{W}_i$ 是RBF神经网络期望权值估计值,  $\eta$ 为神经网络权值学习速率,  $\rho$ 为衰减系数。  $\sigma_i(\hat{x}_i)$ 是高斯函数, 其表达式如下:

$$[0040] \quad \sigma_i(\hat{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m,$$

[0041] 其中 $\exp(\cdot)$ 是指数函数,  $c_j$ 是第*j*个隐含层节点的中心向量,  $b_j$ 是第*j*个神经元宽度,  $m$ 是隐含层神经元个数。  $O_i = \frac{1}{2} e_{oi}^T e_{oi}$ , 其中 $e_{oi}$ 是第*i*个干扰观测器输出估计误差, 其表达式如下:

$$[0042] \quad e_{oi} = \begin{cases} \bar{C}(\bar{x}_{01}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 1, 2, \dots, 6, \\ \bar{C}(\bar{x}_{02}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 7, 8, 9. \end{cases}$$

[0043] 优选地, 在所述步骤S4中, 基于所述增广姿态动力学模型的鲁棒故障检测观测器表示如下:

$$[0044] \quad \begin{cases} \dot{\hat{x}}_{01}(t) = \bar{A} \hat{x}_{01}(t) + \bar{M} \Phi(\hat{x}_{01}) + \bar{B} u_{01}(t) + \bar{D}_{01} \hat{d}_{01}(t) + L_1(\bar{y}_{01}(t) - \hat{y}_{01}(t)) \\ \hat{y}_{01}(t) = \bar{C} \hat{x}_{01}(t) \end{cases}$$

[0045] 其中,  $\hat{x}_{01}(t)$ 是观测器状态向量;  $\hat{d}_{01}(t)$ 是动力学RBF神经网络干扰观测器对干扰 $\bar{d}_{01}(t)$ 的估计值;  $\hat{y}_{01}(t)$ 是观测器的输出;  $L_1$ 是待设计的观测器增益矩阵;

[0046] 基于所述增广姿态运动学模型的鲁棒故障检测观测器表示如下:

$$[0047] \quad \begin{cases} \dot{\hat{x}}_{02}(t) = \bar{A} \hat{x}_{02}(t) + \bar{M} \Psi(\hat{x}_{02}, u_{02}) + \bar{D}_{02} \hat{d}_{02}(t) + L_2(\bar{y}_{02}(t) - \hat{y}_{02}(t)) \\ \hat{y}_{02}(t) = \bar{C} \hat{x}_{02}(t) \end{cases}$$

[0048] 其中,  $\hat{x}_{02}(t)$ 是观测器状态向量;  $\hat{d}_{02}(t)$ 是运动学RBF神经网络干扰观测器对干扰 $\bar{d}_{02}(t)$ 的估计值;  $\hat{y}_{02}(t)$ 是观测器的输出;  $L_2$ 是待设计的观测器增益矩阵;

[0049] 所述残差评价价值 $\|e_{x1}\|_{\text{RMS}}$ ,  $\|e_{w1}\|_{\text{RMS}}$ 和 $\|e_{w2}\|_{\text{RMS}}$ 的计算方法为:

$$[0050] \quad \begin{cases} \|e_{x1}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{x1}^T(t)e_{x1}(t)\right)^{1/2} \\ \|e_{w1}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{w1}^T(t)e_{w1}(t)\right)^{1/2} \\ \|e_{w2}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{w2}^T(t)e_{w2}(t)\right)^{1/2} \end{cases}$$

[0051] 其中,  $e_{x1}(t) = x_{01}(t) - \hat{x}_{01}(t)$ ,  $e_{w1}(t) = w_{01}(t) - \hat{w}_{01}(t)$ ,  $e_{w2}(t) = w_{02}(t) - \hat{w}_{02}(t)$ , T是采样周期;

[0052] 所述故障检测阈值 $\sigma_1, \sigma_2$ 和 $\sigma_3$ 的选取方法为:

[0053]  $\sigma_1$ 选取为无故障时 $\|e_{x1}\|_{RMS}$ 的最大值,  $\sigma_2$ 选取为无故障时 $\|e_{w1}\|_{RMS}$ 的最大值,  $\sigma_3$ 选取为无故障时 $\|e_{w2}\|_{RMS}$ 的最大值。

[0054] 优选地,在所述步骤S5中,根据计算的残差评价值和故障检测阈值确定故障发生的部位的方法为:

[0055]  $\|e_{x1}\|_{RMS} \leq \sigma_1$ 表示执行器无故障;

[0056]  $\|e_{x1}\|_{RMS} > \sigma_1$ 表示执行器有故障;

[0057]  $\|e_{w1}\|_{RMS} \leq \sigma_2$ 表示陀螺仪无故障;

[0058]  $\|e_{w1}\|_{RMS} > \sigma_2$ 表示陀螺仪有故障;

[0059]  $\|e_{w2}\|_{RMS} \leq \sigma_3$ 表示姿态敏感器有故障;

[0060]  $\|e_{w2}\|_{RMS} > \sigma_3$ 表示姿态敏感器无故障。

[0061] 优选地,在所述步骤S6中,基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络故障隔离观测器表示如下:

$$[0062] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{B} u_{01}(t) + T_i \bar{M} \Phi(\hat{x}_i) + G_i \bar{y}_{01}(t) + T_i E_i \hat{f}_i(t) + T_i \bar{D}_{01} \hat{d}_{01}(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{01}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 6.$$

[0063] 其中,  $\hat{x}_i(t)$ 是状态 $\bar{x}_{01}(t)$ 的估计向量;  $E_i$ 是第i个故障的分布向量;  $\hat{f}_i(t)$ 是RBF神经网络对第i个部件故障的估计值;  $F_i, T_i, G_i, H_i$ 满足如下条件:

$$[0064] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i E_i \neq 0, T_i E_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 6.$$

[0065] 基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络故障隔离观测器表示如下:

$$[0066] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{M} \Psi(\hat{x}_i, u_{02}) + G_i \bar{y}_{02}(t) + T_i E_{2i} \hat{f}_i(t) + T_i \bar{D}_{02} \hat{d}_{02}(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{02}(t) \end{cases} \quad i = 7, 8, 9.$$

[0067] 其中,  $\hat{x}_i(t)$ 是状态 $\bar{x}_{02}(t)$ 的估计向量;  $E_{2i}$ 是第i个故障的分布向量;  $\hat{f}_i(t)$ 是RBF神经网络对第i个部件故障的估计值;  $F_i, T_i, G_i, H_i$ 满足如下条件:

$$[0068] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i E_i \neq 0, T_i E_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 7, 8, 9, j = 4, 5, \dots, 9.$$

[0069] 所述RBF神经网络对第*i*个部件故障的估计值 $\hat{f}_i(t)$ 表达式为:

$$[0070] \quad \begin{cases} \hat{f}_i(t) = \hat{W}_i \sigma_i(\hat{x}_i) \\ \dot{\hat{W}}_i(t) = -\eta \frac{\partial O_i}{\partial \hat{W}_i} - \rho \|e_{oi}\| \hat{W}_i \end{cases}$$

[0071] 其中, $\hat{W}_i$ 是RBF神经网络期望权值估计值, $\eta$ 为神经网络权值学习速率, $\rho$ 为衰减系数。 $\sigma_i(\hat{x}_i)$ 是高斯函数,其表达式如下:

$$[0072] \quad \sigma_i(\hat{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m,$$

[0073] 其中 $\exp(\cdot)$ 是指数函数, $c_j$ 是第*j*个隐含层节点的中心向量, $b_j$ 是第*j*个神经元宽度, $m$ 是隐含层神经元个数。 $O_i = \frac{1}{2} e_{oi}^T e_{oi}$ ,其中 $e_{oi}$ 是第*i*个故障隔离观测器输出估计误差,其表达式如下:

$$[0074] \quad e_{oi} = \begin{cases} \bar{C}(\bar{x}_{01}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 1, 2, \dots, 6, \\ \bar{C}(\bar{x}_{02}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 7, 8, 9. \end{cases}$$

[0075] 所述故障隔离阈值 $\varepsilon_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) 选取方法为:

[0076]  $\varepsilon_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) 分别选取为无故障时 $\hat{f}_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) 的最大值。

[0077] 优选地,在所述步骤S7中,根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件的方法为:

[0078]  $\hat{f}_i(t) > \varepsilon_i$ 表示第*i*个部件有故障;

[0079]  $\hat{f}_i(t) \leq \varepsilon_i$ 表示第*i*个部件无故障;

[0080]  $i = 1, 2, \dots, 9$ 。

[0081] 本发明的上述方案至少包括以下有益效果:

[0082] 1) 本发明方法可以实现航天器姿控系统中所有执行器部件、陀螺仪部件以及姿态敏感器部件之间的故障解耦,因此当航天器姿控系统中多个部件同时发生故障时能够及时准确地实现多个故障的检测、隔离与估计,为进一步及时处理并解决故障提供了条件。

[0083] 2) 本发明方法估计并补偿干扰,提高了鲁棒性,实现了微小故障的精确诊断,更具有实际应用价值,也符合航天器的高精尖技术需要。

[0084] 3) 本发明方法将基于知识的神经网络方法结合到基于模型的解析冗余方法中,弥补了基于模型的方法建模不精确的问题,提高了故障诊断精度。

## 附图说明

[0085] 图1是本发明实施例提供的航天器姿控系统多故障诊断方法的流程图；

[0086] 图2是本发明实施例中航天器姿态控制系统多故障诊断结构图。

## 具体实施方式

[0087] 为使本发明要解决的技术问题、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图及具体实施例进行详细描述。

[0088] 本发明的实施例提供了一种航天器姿控系统多故障诊断方法，如图1所示，该方法包括以下步骤：

[0089] S1、建立航天器姿态动力学模型和姿态运动学模型；

[0090] S2、基于所述姿态动力学模型和所述姿态运动学模型建立航天器增广姿态动力学模型和增广姿态运动学模型；

[0091] S3、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型设计RBF神经网络干扰观测器，估计系统中的干扰值；

[0092] S4、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型以及估计的干扰值设计鲁棒故障检测观测器，计算残差评价值，以及选取故障检测阈值；

[0093] S5、根据计算的残差评价值和故障检测阈值确定故障发生的部位，包括执行器、陀螺仪、姿态敏感器或以上多个部位；

[0094] S6、基于所述增广姿态动力学模型和所述增广姿态运动学模型以及估计的干扰值设计RBF神经网络故障隔离观测器，对三个轴上的执行器故障、陀螺仪故障以及姿态敏感器故障进行重构，并选取故障隔离阈值；

[0095] S7、根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件，包括具体的轴及轴上部件，完成多故障诊断。

[0096] 相应地，图2是本发明实施例中航天器姿态控制系统多故障诊断结构图。

[0097] 本发明方法可以实现航天器姿控系统中所有执行器部件、陀螺仪部件以及姿态敏感器部件之间的故障解耦，因此当航天器姿控系统中多个部件同时发生故障时能够及时准确地实现多个故障的检测、隔离与估计，为进一步及时处理并解决故障提供了条件。

[0098] 本发明方法估计并补偿干扰，提高了鲁棒性，实现了微小故障的精确诊断，更具有实际应用价值，也符合航天器的高精尖技术需要。

[0099] 本发明方法将基于知识的神经网络方法结合到基于模型的解析冗余方法中，弥补了基于模型的方法建模不精确的问题，提高了故障诊断精度。

[0100] 进一步地，在步骤S1中，所述姿态动力学模型表示为：

$$[0101] \begin{cases} \dot{x}_{01}(t) = \Phi(x_{01}) + Bu_{01}(t) + E_a f_a(t) + D_a d_a(t) \\ y_{01}(t) = Cx_{01}(t) + E_g f_g(t) + D_g d_g(t) \end{cases}$$

[0102] 其中 $x_{01}(t)$ 表示系统状态； $\dot{x}_{01}(t)$ 是 $x_{01}(t)$ 的导数； $\Phi(x_{01})$ 表示系统非线性函数； $u_{01}(t)$ 表示控制输入； $f_a(t)$ 表示执行器故障向量； $d_a(t)$ 表示干扰力矩； $y_{01}(t)$ 表示系统输出； $f_g(t)$ 表示陀螺仪故障向量； $d_g(t)$ 表示陀螺仪干扰，包括陀螺漂移及测量噪声； $B$ 是控制输入增益矩阵； $E_a$ 是执行器故障分布矩阵； $D_a$ 是干扰力矩分布矩阵； $E_g$ 是陀螺仪故障分布矩阵； $D_a$

是陀螺仪干扰分布矩阵；

[0103] 所述姿态运动学模型表示为：

$$[0104] \quad \begin{cases} \dot{x}_{02}(t) = \Psi(x_{02}, u_{02}) + E_{g2} f_g(t) + D_{g2} d_g(t) \\ y_{02}(t) = Cx_{02}(t) + E_s f_s(t) + D_s d_s(t) \end{cases}$$

[0105] 其中  $x_{02}(t)$  表示系统状态； $\dot{x}_{02}(t)$  是  $x_{02}(t)$  的导数； $\Psi(x_{02})$  表示系统非线性函数； $u_{02}(t)$  表示系统输入； $y_{02}(t)$  表示系统输出； $f_s(t)$  表示姿态敏感器故障向量； $d_s(t)$  表示姿态敏感器干扰，包括安装误差及测量噪声； $E_{g2}$  是陀螺仪故障分布矩阵； $D_{g2}$  是陀螺仪干扰分布矩阵； $E_s$  是姿态敏感器故障分布矩阵； $D_s$  是姿态敏感器干扰分布矩阵。

[0106] 进一步地，在步骤S2中，所述增广姿态动力学模型表示为：

$$[0107] \quad \begin{cases} \dot{\bar{x}}_{01}(t) = \bar{A}\bar{x}_{01}(t) + \bar{M}\Phi(\bar{x}_{01}) + \bar{B}u_{01}(t) + \bar{E}_{01}\bar{f}_{01}(t) + \bar{D}_{01}\bar{d}_{01}(t) \\ \bar{y}_{01}(t) = \bar{C}\bar{x}_{01}(t) \end{cases}$$

[0108] 其中  $\bar{x}_{01}(t) = [x_{01}^T(t), w_{01}^T(t)]^T$  为系统增广状态， $w_{01}(t) = \int_0^t y_{01}(\tau) d\tau$ ，上标T表示矩阵的转置； $\bar{f}_{01}(t) = [f_a^T, f_g^T]^T$  为增广故障向量； $\bar{d}_{01}(t) = [d_a^T, d_g^T]^T$  为增广干扰向量； $\bar{y}_{01}(t)$  是系统增广输出； $\bar{A}, \bar{M}, \bar{B}, \bar{E}_{01}, \bar{D}_{01}, \bar{C}$  为增广增益矩阵；

[0109] 所述增广姿态运动学模型表示为：

$$[0110] \quad \begin{cases} \dot{\bar{x}}_{02}(t) = \bar{A}\bar{x}_{02}(t) + \bar{M}\Psi(\bar{x}_{02}, u_{02}) + \bar{E}_{02}\bar{f}_{02}(t) + \bar{D}_{02}\bar{d}_{02}(t) \\ \bar{y}_{02}(t) = \bar{C}\bar{x}_{02}(t) \end{cases}$$

[0111] 其中  $\bar{x}_{02}(t) = [x_{02}^T(t), w_{02}^T(t)]^T$  为系统增广状态， $w_{02}(t) = \int_0^t y_{02}(\tau) d\tau$ ； $\bar{f}_{02}(t) = [f_g^T, f_s^T]^T$  为增广故障向量； $\bar{d}_{02}(t) = [d_g^T, d_s^T]^T$  为增广干扰向量； $\bar{y}_{02}(t)$  是系统增广输出； $\bar{E}_{02}, \bar{D}_{02}$  为增广增益矩阵。

[0112] 进一步地，在步骤S3中，基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络干扰观测器表示如下：

$$[0113] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{B} u_{01}(t) + T_i \bar{M} \Phi(\hat{x}_i) + G_i \bar{y}_{01}(t) + T_i D_i \hat{d}_i(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{01}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 6.$$

[0114] 其中， $z_i(t)$  是观测器状态向量； $\hat{x}_i(t)$  是系统无故障时状态  $\bar{x}_{01}(t)$  的估计向量； $\hat{d}_i(t)$  是RBF神经网络对第i个干扰的估计值； $D_i$  是第i个干扰的分布向量； $F_i, T_i, G_i, H_i$  是待设计的观测器增益矩阵；i为第i个部件的符号， $i = 1, 2, 3$  分别表示x, y, z轴执行器， $i = 4, 5, 6$  分别表示x, y, z轴陀螺仪；

[0115] 基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络干扰观测器表示如下：

$$[0116] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{M} \Psi(\hat{x}_i, u_{02}) + G_i \bar{y}_{02}(t) + T_i D_{2i} \hat{d}_i(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{02}(t) \end{cases} \quad i = 7, 8, 9.$$

[0117] 其中， $\hat{x}_i(t)$  是系统无故障时状态  $\bar{x}_{02}(t)$  的估计向量； $\hat{d}_i(t)$  是RBF神经网络对第i个干

扰的估计值;  $D_{2i}$  是第  $i$  个干扰的分布向量;  $i$  为第  $i$  个部件的符号,  $i=7,8,9$  分别表示  $x, y, z$  轴姿态敏感器。

[0118] 进一步地, 基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络干扰观测器增益矩阵满足如下关系:

$$[0119] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i D_i \neq 0, T_i D_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 6。$$

[0120] 基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络干扰观测器增益矩阵满足如下关系:

$$[0121] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i D_i \neq 0, T_i D_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 7, 8, 9, j = 4, 5, \dots, 9。$$

[0122] 所述RBF神经网络对第  $i$  个干扰的估计值  $\hat{d}_i(t)$  表达式为:

$$[0123] \quad \begin{cases} \hat{d}_i(t) = \hat{W}_i \sigma_i(\hat{x}_i) \\ \dot{\hat{W}}_i(t) = -\eta \frac{\partial O_i}{\partial \hat{W}_i} - \rho \|e_{oi}\| \hat{W}_i \end{cases}$$

[0124] 其中,  $\hat{W}_i$  是RBF神经网络期望权值估计值,  $\eta$  为神经网络权值学习速率,  $\rho$  为衰减系数。  $\sigma_i(\hat{x}_i)$  是高斯函数, 其表达式如下:

$$[0125] \quad \sigma_i(\hat{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m,$$

[0126] 其中  $\exp(\cdot)$  是指数函数,  $c_j$  是第  $j$  个隐含层节点的中心向量,  $b_j$  是第  $j$  个神经元宽度,  $m$  是隐含层神经元个数。  $O_i = \frac{1}{2} e_{oi}^T e_{oi}$ , 其中  $e_{oi}$  是第  $i$  个干扰观测器输出估计误差, 其表达式如下:

$$[0127] \quad e_{oi} = \begin{cases} \bar{C}(\bar{x}_{01}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 1, 2, \dots, 6, \\ \bar{C}(\bar{x}_{02}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 7, 8, 9. \end{cases}$$

[0128] 进一步地, 在步骤S4中, 基于所述增广姿态动力学模型的鲁棒故障检测观测器表示如下:

$$[0129] \quad \begin{cases} \dot{\hat{x}}_{01}(t) = \bar{A} \hat{x}_{01}(t) + \bar{M} \Phi(\hat{x}_{01}) + \bar{B} u_{01}(t) + \bar{D}_{01} \hat{d}_{01}(t) + L_1(\bar{y}_{01}(t) - \hat{y}_{01}(t)) \\ \hat{y}_{01}(t) = \bar{C} \hat{x}_{01}(t) \end{cases}$$

[0130] 其中,  $\hat{x}_{01}(t)$  是观测器状态向量;  $\hat{d}_{01}(t)$  是动力学RBF神经网络干扰观测器对干扰

$\bar{d}_{01}(t)$ 的估计值; $\hat{y}_{01}(t)$ 是观测器的输出; $L_1$ 是待设计的观测器增益矩阵;

[0131] 基于所述增广姿态运动学模型的鲁棒故障检测观测器表示如下:

$$[0132] \quad \begin{cases} \dot{\hat{x}}_{02}(t) = \bar{A}\hat{x}_{02}(t) + \bar{M}\Psi(\hat{x}_{02}, u_{02}) + \bar{D}_{02}\hat{d}_{02}(t) + L_2(\bar{y}_{02}(t) - \hat{y}_{02}(t)) \\ \hat{y}_{02}(t) = \bar{C}\hat{x}_{02}(t) \end{cases}$$

[0133] 其中, $\hat{x}_{02}(t)$ 是观测器状态向量; $\hat{d}_{02}(t)$ 是运动学RBF神经网络干扰观测器对干扰 $\bar{d}_{02}(t)$ 的估计值; $\hat{y}_{02}(t)$ 是观测器的输出; $L_2$ 是待设计的观测器增益矩阵;

[0134] 所述残差评价值 $\|e_{x1}\|_{RMS}$ , $\|e_{w1}\|_{RMS}$ 和 $\|e_{w2}\|_{RMS}$ 的计算方法为:

$$[0135] \quad \begin{cases} \|e_{x1}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{x1}^T(t)e_{x1}(t)\right)^{1/2} \\ \|e_{w1}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{w1}^T(t)e_{w1}(t)\right)^{1/2} \\ \|e_{w2}\|_{RMS} = \left(\frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} e_{w2}^T(t)e_{w2}(t)\right)^{1/2} \end{cases}$$

[0136] 其中, $e_{x1}(t) = x_{01}(t) - \hat{x}_{01}(t)$ ,  $e_{w1}(t) = w_{01}(t) - \hat{w}_{01}(t)$ ,  $e_{w2}(t) = w_{02}(t) - \hat{w}_{02}(t)$ , T是采样周期;

[0137] 所述故障检测阈值 $\sigma_1$ , $\sigma_2$ 和 $\sigma_3$ 的选取方法为:

[0138]  $\sigma_1$ 选取为无故障时 $\|e_{x1}\|_{RMS}$ 的最大值, $\sigma_2$ 选取为无故障时 $\|e_{w1}\|_{RMS}$ 的最大值, $\sigma_3$ 选取为无故障时 $\|e_{w2}\|_{RMS}$ 的最大值。

[0139] 进一步地,在步骤S5中,根据计算的残差评价值和故障检测阈值确定故障发生的部位的方法为:

[0140]  $\|e_{x1}\|_{RMS} \leq \sigma_1$ 表示执行器无故障;

[0141]  $\|e_{x1}\|_{RMS} > \sigma_1$ 表示执行器有故障;

[0142]  $\|e_{w1}\|_{RMS} \leq \sigma_2$ 表示陀螺仪无故障;

[0143]  $\|e_{w1}\|_{RMS} > \sigma_2$ 表示陀螺仪有故障;

[0144]  $\|e_{w2}\|_{RMS} \leq \sigma_3$ 表示姿态敏感器有故障;

[0145]  $\|e_{w2}\|_{RMS} > \sigma_3$ 表示姿态敏感器无故障。

[0146] 进一步地,在步骤S6中,基于所述增广姿态动力学模型的RBF神经网络故障隔离观测器表示如下:

$$[0147] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{B} u_{01}(t) + T_i \bar{M} \Phi(\hat{x}_i) + G_i \bar{y}_{01}(t) + T_i E_i \hat{f}_i(t) + T_i \bar{D}_{01} \hat{d}_{01}(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{01}(t) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 6.$$

[0148] 其中, $\hat{x}_i(t)$ 是状态 $\bar{x}_{01}(t)$ 的估计向量; $E_i$ 是第i个故障的分布向量; $\hat{f}_i(t)$ 是RBF神经网络对第i个部件故障的估计值; $F_i, T_i, G_i, H_i$ 满足如下条件:



$$[0149] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i E_i \neq 0, T_i E_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 1, 2, \dots, 6, j = 1, 2, \dots, 6。$$

[0150] 基于所述增广姿态运动学模型的RBF神经网络故障隔离观测器表示如下：

$$[0151] \quad \begin{cases} \dot{z}_i(t) = F_i z_i(t) + T_i \bar{M} \Psi(\hat{x}_i, u_{02}) + G_i \bar{y}_{02}(t) + T_i E_{2i} \hat{f}_i + T_i \bar{D}_{02} \hat{d}_{02}(t) \\ \hat{x}_i(t) = z_i(t) + H_i \bar{y}_{02}(t) \end{cases} \quad i = 7, 8, 9。$$

[0152] 其中， $\hat{x}_i(t)$ 是状态 $\bar{x}_{02}(t)$ 的估计向量； $E_{2i}$ 是第*i*个故障的分布向量； $\hat{f}_i(t)$ 是RBF神经网络对第*i*个部件故障的估计值； $F_i, T_i, G_i, H_i$ 满足如下条件：

$$[0153] \quad \begin{cases} T_i = I - H_i \bar{C} \\ F_i = T_i \bar{A} - S_i \bar{C} \\ G_i = F_i H_i + S_i \\ T_i E_i \neq 0, T_i E_j = 0 \end{cases} \quad j \neq i, i = 7, 8, 9, j = 4, 5, \dots, 9。$$

[0154] 所述RBF神经网络对第*i*个部件故障的估计值 $\hat{f}_i(t)$ 表达式为：

$$[0155] \quad \begin{cases} \hat{f}_i(t) = \hat{W}_i \sigma_i(\hat{x}_i) \\ \dot{\hat{W}}_i(t) = -\eta \frac{\partial O_i}{\partial \hat{W}_i} - \rho \| e_{oi} \| \hat{W}_i \end{cases}$$

[0156] 其中， $\hat{W}_i$ 是RBF神经网络期望权值估计值， $\eta$ 为神经网络权值学习速率， $\rho$ 为衰减系数。 $\sigma_i(\hat{x}_i)$ 是高斯函数，其表达式如下：

$$[0157] \quad \sigma_i(\hat{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_i - c_j\|^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, m,$$

[0158] 其中 $\exp(\cdot)$ 是指数函数， $c_j$ 是第*j*个隐含层节点的中心向量， $b_j$ 是第*j*个神经元宽度， $m$ 是隐含层神经元个数。 $O_i = \frac{1}{2} e_{oi}^T e_{oi}$ ，其中 $e_{oi}$ 是第*i*个故障隔离观测器输出估计误差，其表达式如下：

$$[0159] \quad e_{oi} = \begin{cases} \bar{C}(\bar{x}_{01}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 1, 2, \dots, 6, \\ \bar{C}(\bar{x}_{02}(t) - \hat{x}_i(t)) & i = 7, 8, 9. \end{cases}$$

[0160] 所述故障隔离阈值 $\varepsilon_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) 选取方法为：

[0161]  $\varepsilon_i$  ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) 分别选取为无故障时 $\hat{f}_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, 9$ ) 的最大值。

[0162] 进一步地，在步骤S7中，根据重构的故障值和故障隔离阈值最终确定发生故障的具体部件的方法为：

[0163]  $\hat{f}_i(t) > \varepsilon_i$ 表示第*i*个部件有故障；

[0164]  $\hat{f}_i(t) \leq \varepsilon_i$  表示第  $i$  个部件无故障；

[0165]  $i=1, 2, \dots, 9$ 。

[0166] 本发明方法解决了目前多故障诊断技术的不足,能够在执行器、陀螺仪和姿态敏感器中的多个部件同时发生故障时准确进行故障的检测、隔离与估计,并且能够在干扰存在的情况下实现对微小故障的诊断。

[0167] 以上所述是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明所述原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

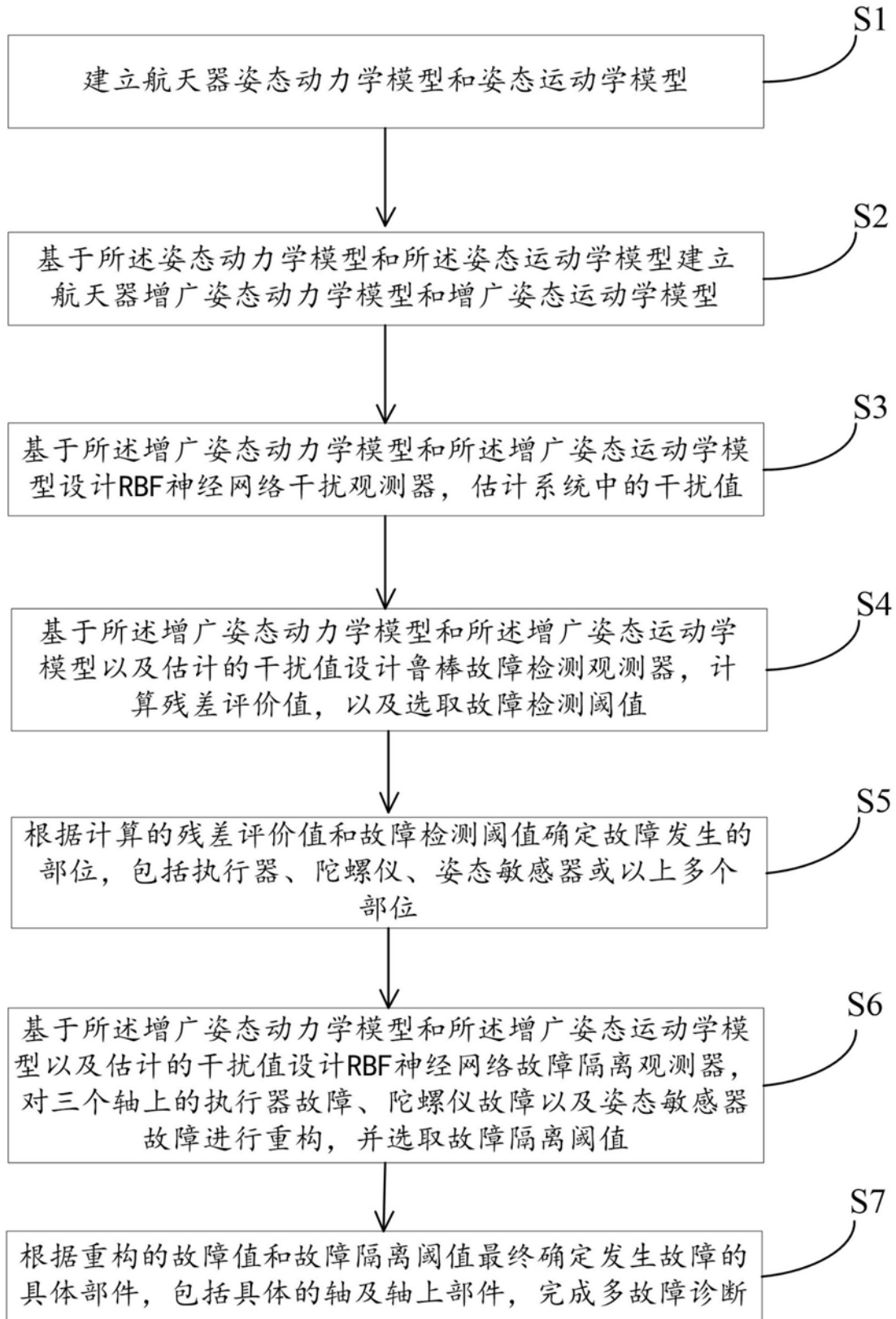


图1

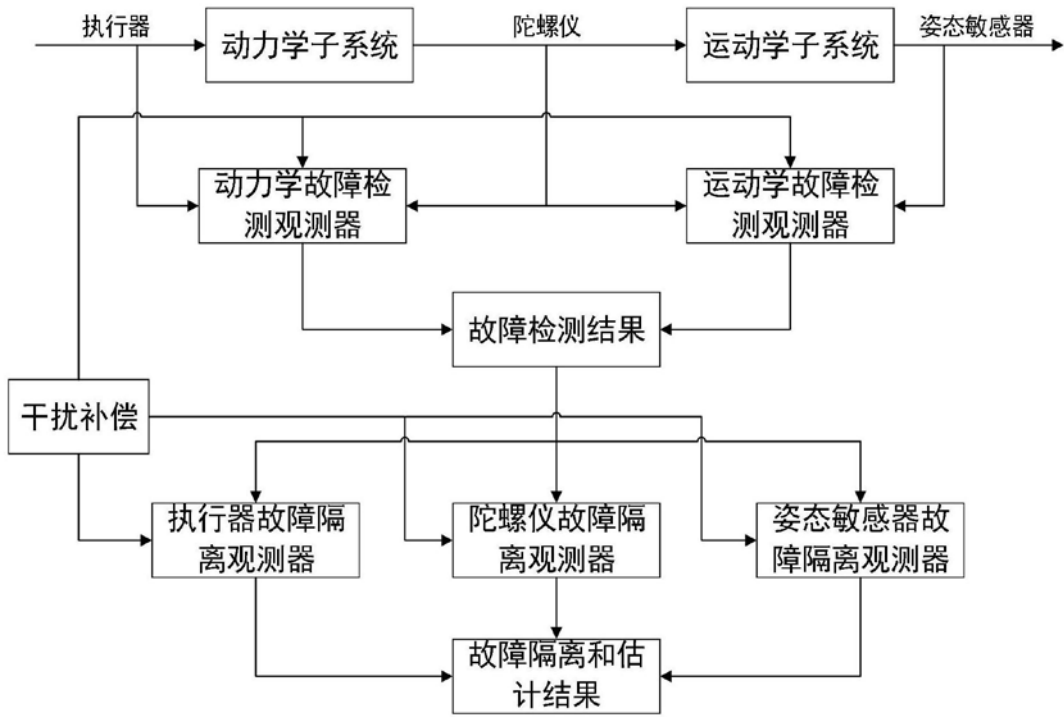


图2