

一种基于自构架UKF模糊系统的故障函数逼近方法

刘志勇^{1,2}

(1 咸阳职业技术学院, 陕西 西咸新区 712046; 2 教育部电子设备结构设计重点实验室, 西安电子科技大学, 710071, 西安)

摘要: 针对非线性广义离散系统, 提出了一种综合故障估计、诊断和状态估计的新方法。该方法是设计了一个自构架UKF模糊系统, 该系统在进行系统故障信息逼近的同时对系统状态的运行情况进行了跟踪和估计。该方法首先将无故障的非线性广义离散系统控制方程转化为具有故障的等效标准状态空间系统。其次, 利用自构架UKF模糊系统对系统的故障信息进行了逼近与状态估计, 将估计误差作为下一次模糊系统的输入, 这样提高了故障信息逼近的准确性。最后, 将该方法应用于直流电机, 验证了所设计的故障信息改进和故障诊断方法的有效性。

关键词: 自构架模糊系统; 无迹卡尔曼滤波; 状态估计; 故障信息; 广义离散系统

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 94047-(2019)01-029-07

0 引言

线性广义系统被广泛的应用于化工过程、机电系统及航空航天等领域。自20世纪70年代被提出以来广义系统理论已逐渐发展成为现代控制理论的一个独立分支, 对它的研究工作经历了从线性到非线性、从连续到离散、从确定性到不确定性等各个阶段。在实际生活中, 由于受到其他输入扰动和故障影响, 实际系控制统从本质上都是非线性的。随着控制技术的发展, 人们对非线性系统性能提出更高的精度要求和可靠性要求。因此, 准确地跟踪系统状态变化和估计故障信息对提高系统精度和可靠性具有一定的促进作用。近年来, 对于基于模型的故障检测与隔离问题^[1-4]以及容错控制问题^[5-7]的研究方法已经趋于成熟, 而对于故障信息的估计及故障函数逼近方法研究几乎无方可鉴。文献^[8]采用基于奇偶方程的神经模糊识别推理算法, 对于非线性系统的不确定故障信息进行检测并在液位传感器故障检测实验中取得了良好的效果。文献^[9]提出了一种结合卡方检验和模糊ARTMAP神经网络的故障诊断方法。该方法对整个状态向量进行卡方检测, 对检测的故障信息采用两个分离的模糊ARTMAP神经网络进行分离和识别。文献^[8-9]虽然能够对系统故障信息

进行了检测、识别和隔离, 但是没有对系统状态进行最优估计, 因而影响了系统精度。文献^[10]将具有未知故障和干扰的广义随机系统变换为具有未知输入的等效标准状态空间, 通过设计最优鲁棒状态跟踪与故障估计器, 对系统运行状态和故障信息进行估计。文献^[11]提出了一种基于模型的执行器故障检测与隔离方法。该方法通过基于系统辨识的聚类分析, 建立起系统分段数学模型, 并利用龙伯格观测器对分段模型状态进行跟踪观测, 最后通过计算输出状态能量值达到故障隔离目的。文献^[10-11]虽然对系统的故障信息进行估计与分类, 但是它们均是通过对系统状态的实时跟踪与状态信息估计来实现故障信息辨析, 事实上并没有考虑引起系统故障的数学模型。在实际工程中, 由于系统故障的产生存在一定的不确定性, 而模糊逻辑能够有效地逼近各类控制系统的不确定性、非线性和其他复杂问题^[12-15], 许多模糊系统的应用都是建立在模糊系统通用逼近的基础之上^[16-18]。基于模糊理论的这个特点, 许多研究者将模糊利用运用于系统故障研究之中。文献^[19]提出了一种基于模糊基函数网络的故障信息检测方法。该方法通过将系统模型划分为已知部分输出、未知部分输出和故障信息三个部分, 通过利用模糊基函数对未知输出部分模型信息进行了模糊逼近,

收稿日期: 2018-12-21

作者简介: 刘志勇(1978—), 男, 陕西淳化人, 在读博士, 副教授, 主要从事计算机方面的教学与研究工作。

而实质上并没有考虑对故障信息的模糊逼近。文献^[20]提出了一种基于模糊观测器的非线性系统故障检测方法。该方法在不改变系统结构的情况下,设计模糊观测器对非线性网络控制系统状态进行实时观测。文献^[21]基于T-S模糊理论,讨论了 H_∞ 优化指标下的模糊观测器设计,在系统模糊干扰观测器的设计中考虑了系统未知变量与扰动残差的比重,以此来提高观测器对干扰具有鲁棒性以及故障的敏感度。文献^[20-21]虽然利用了模糊理论,并能够有效地描述控制系统的故障信息,应对系统的不确定性影响。但是上述文献虽然利用模糊系统应对了系统故障信息的逼近问题,在传统的模糊系统中,模糊规则和隶属度函数是在模糊系统主观定义后确定不变的,模糊系统不具有在线调整与学习能力,这样就影响了故障信息的逼近准确性。而现在并没有一个成熟的方法来进行故障信息与状态的同时逼近与估计。因此,本文提出了一种自构架UKF (Unscented Kalman Filter, UKF) 模糊系统,在该方法中利用UKF^[22]算法对非线性模型的求解能力及自主构架模糊系统的在线学习能力,对模糊系统参数,如隶属函数、模糊规则等根据故障信息变化进行了在线的自动调节与增减来完善自身结构,进而达到对故障信息的逼近及状态跟踪估计的目的。

1 问题提出

本文考虑具有如下模型的一类线性广义离散系统

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (1)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (2)$$

其中 $x(k) \in R^n$, 是状态向量, $u(k) \in R^n$ 为系统输入向量, $y(k) \in R^p$ 为系统的输出向量,也是系统的测量向量。矩阵和矩阵的维数是相同的。矩阵 E、A、B、C、D 为已知的实常数矩阵。在实际控制过程中,控制对象会由于多种软硬件故障而引起系统控制模型发生变化,进而严重影响了控制算法。为了准确的分析控制系统的故障信息,本文假设引起系统故障函数为 $f(z) \in R^n$, 而且 $f(z)$ 为光滑的非线性函数。并将故障函数引入式(1)得:

$$z(k+1) = Az(k) + Bu(k) + f(z) \quad (3)$$

$$y(k) = Cz(k) \quad (4)$$

由于在控制系统运行过程中引起系统故障的函数 $f(k)$ 具有一定的不确定性。因此,它是无法准确获知的。因此,本文通过设计自构架UKF模糊系统,实现对故障的函数 $f(k)$ 信息的准确逼近。

假设1: 系统内部动态是稳定的。

因此可以对系统控制方程(3)进行输出线性化^[23]处理得:

$$y_d = f(z) + Az(k) + Bu(k) \quad (5)$$

其中 $f(z) = [f_1(z) \ f_2(z) \ \dots \ f_n(z)]^T = [L_f^{r_1}(z) \ L_f^{r_2}(z) \ \dots \ L_f^{r_n}(z)]^T$ 。如果利用传统模糊系统方法对公式(5)中的故障函数 $f(k)$ 进行逼近时,由于模糊系统结构是不具有在线学习能力,因此是很难达到预期要求的。为进一步逼近并估计非线性广义随机系统在运行时产生的故障信息,下部分通过设计自主构架UKF模糊系统来实现对故障信息的逼近及状态估计。

2 自构架UKF模糊系统设计

为了更好的跟踪系统运行状态,利用模糊系统输出逼近故障信息,首先定义模糊集合A,B,C,每个模糊集合分别包含三个模糊子集:正常(N),故障(D)和失效(F),用于涵盖控制系统输出向量—电压、电流和速度。本文采用三角形隶属函数,通过系统输出状态误差来对隶属函数的个数进行增减。

假设第 i 条模糊规则如下式所示

$$\text{if } x_1(k) \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2(k) \text{ is } A_2^i \text{ and } \dots \quad (6)$$

$$\text{and } x_n(k) \text{ is } A_n^i \text{ then } \hat{f}(k) = a_i^i(k)$$

在模糊推理部分中我们采用乘积法推理,采用权重平均值法来进行解模糊。这样,我们得到模糊控制器的输出为:

$$\hat{f}(k) = \frac{\sum_{j=1}^r a_j^i(k) \prod_{i=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j(k))}{\sum_{j=1}^r \prod_{i=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j(k))} \quad (7)$$

其中 r 是模糊规则数, $\mu_{A_j^i}$ 为输入变量的隶属度函数。

根据公式(6)和(7),模糊后件参数矩阵可以表示为:

$$\theta_i(k) = [a_1^i(k), a_2^i(k), \dots, a_r^i(k)]^T \quad (8)$$

根据公式 (8), 模糊基函数 $\xi(k)$ 可以表示为:

$$\xi_i(k) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^i}(x_i(k))}{\sum_{j=1}^r \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i(k))} \quad (9)$$

为了提高自构架UKF模糊系统的逼近精度, 定义输出误差函数为:

$$e(k) = y(k) - y_d(k) \quad (10)$$

其中 $y_d(k)$ 为系统含有故障输出, $y(k)$ 为系统的理想输出。假设 φ 为误差 e 的阈值 $\varphi = 10^{-5}$, 如果, $e > \varphi$ 系统将会自动增加新的隶属度函数, 反之不增加。如果当前系统的隶属度函数个数为 n , 在 $e > \varphi$ 的条件下, 对于输入变量 x_v 会有一个新的隶属度函数增加, 此时系统隶属度函数的个数会变为 $n + 1$ 。由此, 模糊规则数目为增加为:

$$\prod_{j=1}^{n+1} n_j, j \neq i \quad (11)$$

根据公式 (6), 增加的模糊规则进一步表示为:

$$\text{if } x_1(k) \text{ is } A_1^h \text{ and } x_2(k) \text{ is } A_2^h \text{ and } \dots \text{ and } x_n(k) \text{ is } A_n^h \\ \text{and } \dots \text{ and } x_n(k) \text{ is } A_n^h \text{ then } \hat{f}(k) = a_{i_1 i_2 \dots i_n} \quad (12)$$

当新的模糊规则增加后, 系统的模糊后件参数会被进一步修改, 修改后的模糊参数后件可以表示为:

$$a_{new} = \frac{f(t) - \sum_{i=1}^{l+h} a_i \xi_i}{\sum_{i=l+1}^{l+h} \xi_i} \quad (13)$$

其中 $f(t)$ 为 t_1 时刻的模糊输出, l 为 t_1 时刻的模糊规则数, h 为 t_2 时刻增加的模糊规则数, ξ_i 如式 (9) 所示。

基于公式(5), (10) 和公式 (11), 自构架模糊系统的输出可以进一步表示为:

$$\hat{f}(k) = \frac{\sum_{j=1}^R a_j^i(k) \prod_{i=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j(k))}{\sum_{j=1}^R \prod_{i=1}^n \mu_{A_j^i}(x_j(k))} = \frac{\sum_{j=1}^R \sum_{i_1=1}^{R_1} \dots \sum_{i_n=1}^{R_n} a_{i_1 i_2 \dots i_n} \prod_{m=1}^N \mu_{A_j^m}(x_j(k))}{\sum_{j=1}^R \sum_{i_1=1}^{R_1} \dots \sum_{i_n=1}^{R_n} \prod_{m=1}^N \mu_{A_j^m}(x_j(k))} \quad (14)$$

根据公式 (14) 可以看出, 自构架模糊系统的输出不仅取决于模糊系统的参数, 而且还受系统输入信息的影响, 为了提高系统的逼近精度, 我们有必要研究对系统输入 $x_j(k)$ 的故障状态 $\hat{x}_{k|k}$ 的估计。在本文中, 对故障状态的估计是通过UKF来完成的, UKF是一种非线性变换, 是通过选择一组加权的Sigma点, 使得这些点的样本平均值和样本协方差与先验分布的相匹配, 然后将非线性函数依次应用于这些点中的每个点, 得到变换后的样本, 并

根据变换后的样本计算出预测平均值和协方差, 来达到对系统状态的估计。接下来, 我们来描述利用UKF对系统状态的估计。

根据公式 (3), 定义 $k = 0$ 时刻系统状态 x_0 的数学期望和方差分别为:

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \quad (15)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \quad (16)$$

其中 $E[\cdot]$ 为系统状态的数学期望 P_0 为方差。当 $k > 0$, 系统的 k 时刻的sigma点产生函数定义如下:

$$x_{k-1} = [\hat{x}_{k-1} \quad \hat{x}_{k-1} + \delta \sqrt{p_{k-1}} \quad \hat{x}_{k-1} - \delta \sqrt{p_{k-1}}] \quad (17)$$

$$\delta = \sqrt{n + \lambda} \quad (18)$$

$$\lambda = \alpha^2(n + \beta) - n \quad (19)$$

其中 δ, λ 分别为常数 n 为系统状态输入维数 α 为 状态周围分布的sigma。这里 $0 \leq \alpha \leq 1, \beta > 0$ 。

通过定义 $(k+1|k)$ 来计算状态的时间更新, 它是通过将状态和误差协方差在时间域中向前移动一步来获得先验估计。如下式所示:

$$x_{k+1|k} = Ax_{k|k} + Bu_k + f_{k|k} + w_k \quad (20)$$

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_m^{(i)} x_{k+1|k}^{(i)} \quad (21)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_c^{(i)} [x_{k+1|k}^{(i)} - \hat{x}_k^-][x_{k+1|k}^{(i)} - \hat{x}_k^-]^T + R^v \quad (22)$$

$$(y_d)_{k+1|k} = Cx_{k+1|k} + v_k \quad (23)$$

$$(\hat{y}_d)_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_m^{(i)} (y_d)_{k+1|k}^{(i)} \quad (24)$$

$$W_m^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} \quad (25)$$

$$W_c^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \quad (26)$$

$$W_c^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda)} \quad (27)$$

$$W_m^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda)} \quad (28)$$

其中 $W_c^{(i)}$ 是依据 sigma 点来调整的权重值。通过定义 $(k+1|k+1)$ 来计算状态的测量更新, 它通过将反馈测量输入先验估计中获得后验估计。

在 k 时刻 sigma 点 周围的状态 \hat{x}_k^- 以及方差 P_k^- , P_{y_d} P_{xy_d} 是通过下式来更新的,

$$\hat{x}_m^{(i)} = \hat{x}_m^- + \delta \sqrt{P_k^-} \quad (29)$$

$$\hat{x}_m^{(i+L)} = \hat{x}_m^- - \delta \sqrt{P_k^-} \quad (30)$$

$$P_{y_d} = \sum_{i=0}^{2L} W_c^{(i)} [(\hat{y}_d)_k^{(i)} - (\hat{y}_d)_k^-][(\hat{y}_d)_k^{(i)} - (\hat{y}_d)_k^-]^T + R^v \quad (31)$$

$$P_{y_d} = \sum_{i=0}^{2L} W_c^i [\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^-] [(\hat{y}_d)_k - (\hat{y}_d)_k^-]^T + R^v \quad (32)$$

其中 $1 < i < L$

状态估计和误差方差计算入下式所示:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + G_k ((y_d)_k - (\hat{y}_d)_k^-) \quad (33)$$

$$P_k = P_k^- - G_k P_{y_d} G_k^T \quad (34)$$

其中 G_k 为卡尔曼增益矩阵, $G_k = P_{y_d} P_{y_d}^-$ 。因此在此基础上, 利用整个预测校正过程, 尽可能估计出接近真实值的状态。模糊隶属度函数的输入状态 \hat{x}_k 与UKF的估计状态 \tilde{x}_k 之间的误差可以通过下式来定义:

$$x_e(k) = \tilde{x}(k) - \hat{x}(k) \quad (35)$$

将式(35)带入式(14)则可以得到系统故障函数的准确估计值 f , 如式(36)所示:

$$\hat{f}(k) = \frac{\sum_{j_1=1}^{j_1} \sum_{j_2=1}^{j_2} \cdots \sum_{j_N=1}^{j_N} f_{i_1 i_2 \dots i_N} \cdot \prod_{m=1}^N \mu_{A_m^i}(x_e^{(j)}(k))}{\sum_{j_1=1}^{j_1} \sum_{j_2=1}^{j_2} \cdots \sum_{j_N=1}^{j_N} \prod_{m=1}^N \mu_{A_m^i}(x_e^{(j)}(k))} \quad (36)$$

其中 $\hat{f}(k) \in R^n$ 。

由此, 故障函数 $f(k)$ 的值我们可以利用公式(36)获得. 将公式(36)带入公式(3), 则系统方程可以进一步表示为:

$$\tilde{x}(k+1) = A\tilde{x}(k) + Bu(k) + \hat{f}(k) \quad (37)$$

$$\tilde{y}_d(k) = C\tilde{x}(k) \quad (38)$$

3 仿真实验

在这一部分, 我们将设计的自构架UKF模糊系统应用于直流电机, 来证明上部分设计方法的正确性与实用性。根据力学与电学原理, 某直流电机的系统方程如下式所示:

$$J \frac{d\omega(t)}{dt} = -b\omega(t) + k_i i(t) \quad (39)$$

$$\frac{d\theta(t)}{dt} = \omega(t) \quad (40)$$

$$\frac{di(t)}{dt} = -\frac{R_a}{L_a} i(t) - \frac{k_b}{L_a} \omega(t) + \frac{u(t)}{L_a} \quad (41)$$

直流电机参数如表1所示,

表1 直流电机参数

变量	含义	初值
-	转动惯量	0.01 kgm ²
-	摩擦系数	0.05 Nms
-	反电动势常数	0.25 V/rad s ⁻¹
-	反扭矩常数	0.25 Nm/A
-	电阻	2 Ω
-	放大系数	20
-	输出力矩	0.176 rad s ⁻¹

注: 在仿真实验中, 我们没有考虑到来自 R_a, a, b 的干扰, 并且假设电枢电感为零。根据公式(39), (40) 和(41), 直流电机的连续状态控制方程可以表示为:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & J & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ \dot{\omega} \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_a}{L_a} & \frac{k_e}{L_a} & 0 \\ k_i & -b & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ \omega \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(0) \quad (42)$$

在现实工程中, 当直流电机故障时, 故障可以改变其输出电流。因此, 本位通过输出电流可以得到电机的故障信息, 因此控制系统的输出方程可定义为:

$$y = [1 \ 0 \ 0] \begin{bmatrix} i \\ \omega \\ \theta \end{bmatrix} \quad (43)$$

利用欧拉方法, 可以对连续时间直流电机模型方程(42)进行离散化处理, 得到离散时间描述的系统方程如下式:

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{T} & 0 & 0 \\ 0 & J & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(k+1) \\ \omega(k+1) \\ \theta(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{T} - \frac{R_a}{L_a} & \frac{k_e}{L_a} & 0 \\ k_i & \frac{1}{T} - b & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(k) \\ \omega(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(0) \quad (44)$$

$$y(k) = [1 \ 0 \ 0] \begin{bmatrix} i(k) \\ \omega(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} \quad (45)$$

其中采样时间 $T = 1$ 。

根据上式(44), (45)可以得到控制方程的控制矩阵如下:

$$E = \begin{bmatrix} \frac{1}{T} & 0 & 0 \\ 0 & J & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{T} \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} \frac{1}{T} - \frac{R_a}{L_a} & \frac{k_e}{L_a} & 0 \\ k_i & \frac{1}{T} - b & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{T} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 \\ l_a \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad C = [1 \ 0 \ 0]$$

$$x(k) = [i(k) \ \omega(k) \ \theta(k)]^T$$

于是，直流电机的系统控制方程可以进一步描述为：

$$Ex(k + 1) = Ax(k) + Bu(k) \quad (46)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (47)$$

由于 E 是满秩矩阵，因此式 (46) 两边同乘以 E^{-1} ，式 (46) 可以转化为下式：

$$x(k + 1) = E^{-1}Ax(k) + E^{-1}Bu(k) \quad (48)$$

根据公式 (37)，可以得到具有故障的直流电机控制方程，

$$x(k + 1) = E^{-1}Ax(k) + E^{-1}Bu(k) + f(k) \quad (49)$$

$$\text{其中 } f(k) = -E^{-1}Bu(k)\gamma_k, 0 \leq \gamma_k \leq 1.$$

根据表1，系统控制矩阵 E ， A ， B 可以得到如下式：

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} 0 & 0.125 & 0 \\ 0.25 & 0.95 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad u(0) = 220$$

系统方差矩阵 Q ， R 分别为：

$$Q = \begin{bmatrix} 1.440 & 0 & 0 \\ 0 & 1.440 & 0 \\ 0 & 0 & 1.440 \end{bmatrix} \quad R = 0.25$$

UKF 参数为： $\alpha = 0.0001$ ， $\beta = 2$ 。系统的输入初始状态为 $x(0) = [9.432 \ -0.176 \ -1.240]$

将系统的初始输入代入式 (15)，可以得到自构架UKF系统的输出 $f(1)$ 。同时根据式 (38)，(39) 可以得到系统的故障状态 $\tilde{x}(1)$ 和故障输出 $\tilde{y}_d(1)$ 。根据公式 (15) ~ (32)，估计状态也能被得到。于是，根据公式(35)等到了系统状态的误差。根据自构造模糊系统的原理，将自构架UKF模糊系统的输入误差 $x_e(1)$ 作为下一次模糊系统的输入，如此经过多次模糊逼近，得到了模糊系统故障电流的信息函数如图1所示。

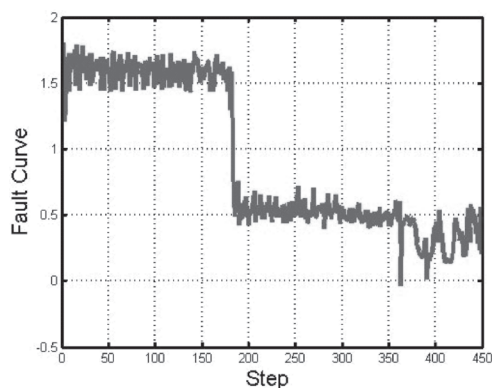


图. 1 故障电流函数曲线

通过图1可以看到，由于故障发生的多个因素影响，故障曲线发生了强烈的震荡，故障曲线不平滑。当系统运行至第180时刻时，系统故障反映强烈，故障曲线震荡急剧。实验结果表明，通过自构架UKF模糊方法，可以获得高精度的系统状态故障信息。

系统状态电流的误差，即UKF状态估计和自构造之间的误差如图2所示。

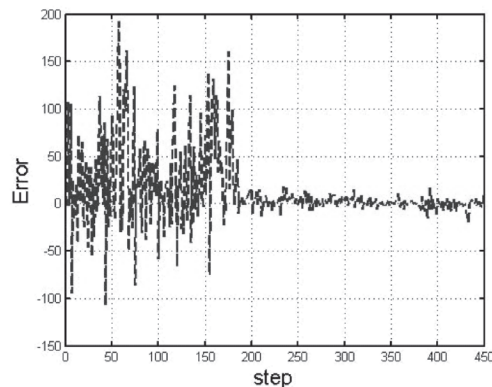


图. 2 状态估计误差

如图2所示，系统状态估计在180步之前误差较大，但时180步之后，误差有缩小的趋势，并保持在了 ± 0.02 。这个充分说明了自构造UKF模糊方法能够准确跟踪估计系统状态。在自构架UKF模糊系统中，模糊规则的数目变化曲线如图3所示。

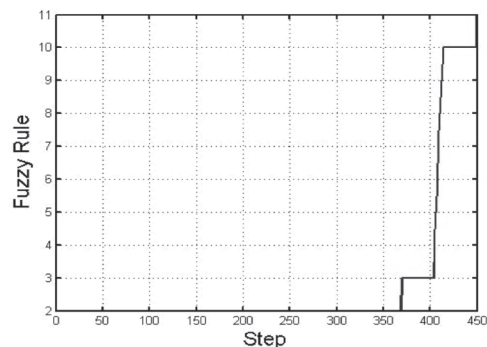


图. 3 模糊规则变化曲线

根据图3可以得到,模糊系统中的模糊规则数目可以自动增减。这个证明了改系统可以根据状态故障信息自适应调整自构架模糊UKF系统结构。并且在控制系统步骤360之前的自构造模糊系统中只有两条模糊规则。当系统稳定时,模糊规则数据也仅为10条。

4 结论

本文针对广义非线性离散系统,提出了一种新的综合故障估计、诊断和状态估计控制方法。首先,根据状态变化和故障信息,实时调整自构造模糊系统的参数,包括模糊规则数目、模糊隶属度函数等。其次,利用自构造模糊系统和UKF分别对控制系统的故障状态进行逼近。两种估计状态的误差作为自构造模糊系统的模糊输入,极大地提高了故障信息和估计状态的逼近精度。然后,利用自构造模糊UKF系统的故障信息进行故障诊断。最后以直流电机为例,说明了该方法的有效性。由于本文不考虑与名义系统矩阵相对应的时变参数扰动。未来的研究将考虑通过设计一个自构架模糊系统来逼近参数扰动下的故障函数。

参考文献

- [1] Wang, Z., Rodrigues, M., Theilliol, D., et al. "Fault estimation filter design for discrete-time descriptor systems", IET Control Theory Appl., Vol. 9, No. 10, 2015, pp. 1587-1594.
- [2] Deng, G., Zhao, H.: " H_{∞} Fault detection for linear discrete time-varying descriptor systems with missing measurements", Discrete Dyn. Nat. Soc., 2015, pp. 1-13.
- [3] Li, X.J., Yang, G.H. "Robust fault detection and isolation for a class of uncertain single output non-linear systems", IET Control Theory Appl., Vol. 8, No.7, 2014, pp. 462-470.
- [4] Ben Hmida, F., Khemiri, K., Ragot, J., et al. "Three-stage Kalman filter for state and fault estimation of linear stochastic systems with unknown input", J.Franklin Inst., Vol. 349, No. 7, 2012, pp. 2369-2388.
- [5] Li, X.J., Yang, G.H. "Robust adaptive fault-tolerant control for uncertain linear systems with actuator failures", IET Control Theory Appl., Vol. 6, No. 10, 2012, pp. 1544-1551.
- [6] Li, T., Zhang, Y. "Fault detection and diagnosis for stochastic systems via output PDFs", J. Franklin Inst., Vol. 348, No. 6, 2011, pp. 1140-1152.
- [7] Gao Z, Ding, S X. "Fault estimation and fault-tolerant control for descriptor systems via proportional, multiple-integral and derivative observer design", IET Control Theory Appl., Vol.1, No.5, 2007, pp. 1208-1218.
- [8] L. Felipe Blázquez, Luis J. de Miguel, Fernando Aller and Jose R. Peran, "Neuro-fuzzy identification applied to fault detection in nonlinear systems", International Journal of Systems Science, Vol. 42, No. 10, 2011, pp.1771-1787.
- [9] H.Y. Zhang, C.W. Chan, K.C. Cheung, Y.J. Ye, "Fuzzy Artmap Neural Network and its Application to Fault Diagnosis of Integrated Navigation Systems", Automatic, Vol.37, No.7, 2001, pp.1065-1070.
- [10] Talel Bessaoudil, Fayçal Ben Hmida, Chien-Shu Hsieh, "Robust state and fault estimation for linear descriptor stochastic systems with disturbances: a DC motor application", IET Control Theory & Applications., Vol. 11 No.5, 2017, pp.601-610.
- [11] Alexandru Forrai, "System Identification and Fault Diagnosis of an Electromagnetic Actuator", IEEE Transactions on control systems technology, VOL. 25, NO. 3, 2017, pp.1028-1035.
- [12] Chen Bing, X P Liu, S S Ge, Lin Chong. Adaptive Fuzzy Control of a Class of Nonlinear Systems by Fuzzy Approximation Approach. IEEE Trans on Fuzzy Systems. Vol. 20, No. 6, 2012, pp. 1012-1021.
- [13] Ke Zeng, NaiYao Zhang, WenLi Xu. A comparative study on sufficient conditions for Takagi-Sugeno fuzzy systems as universal approximators. IEEE Trans on Fuzzy Systems(S1063-6706). Vol.8 No.6, 2000, pp.773-780.
- [14] Jinyin Liu, Hongxing Li. "Approximation of generalized fuzzy system to function", Science in China (Series E) (S1006-9321), Vol.30 No.5, 2000, pp. 413-423.
- [15] Ying H, Ding Y S, Li S K, Shao S H. "Comparison of Necessary Conditions for Typical Takagi-Sugeno and Mamdani Fuzzy Systems as Universal

- Approximators", IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics Part A(S1083-4427). Vol.29, No.5, 1999, pp. 508-514.
- [16] WANG G J LI X P SUI X L, "Universal Approximation and Its Realization of Generalized Mamdani Fuzzy System Based on K-integral Norms", ACTA AUTOMATICA SINICA. Vol.40 No.1 2014, pp.143-148.
- [17] Tao Y J, Wang H Z, Wand G J, "Approximation Ability and Its Realization of the Generalized Mamdani Fuzzy System in the Sense of Kp-Integral Norm", ACTA ELECTRONICA SINICA, Vol.43 No.11 2015, pp.2284-2291.
- [18] Le Wang; Juan-juan Peng; Jian-qiang Wang, "A multi-criteria decision-making framework for risk ranking of energy performance contracting project under picture fuzzy environment", Journal of Cleaner Production, Vol.191 No.1 2018, pp.105-118.
- [19] Song Hua, Zhang Hongyue, "Fuzzy basis function network based approach for fault information detection in unknown systems", Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Vol.29 No.7, 2003, pp.570-574.
- [20] Zhu Z Q, Jiao X C, "Fault detection for nonlinear networked control system based on fuzzy observer", Journal of Systems Engineering and Electronics, Vol.23, No.1, 2012, pp.129-136.
- [21] Muhammad Abid, Tala Hussain, Abdul Qayyum Khan, " TS Fuzzy approach for Fault Detection in Nonlinear Systems with Immeasurable State Variables"(C), 2014 26th Chinese Control and Decision Conference(CCDC),
- [22] Stanislaw Konatowski, Piotr Kaniewski, "Comparison of Estimation Accuracy of EKF, UKF AND PF Filters", Annual of Navigation, No.23 2016, pp.69-87.
- [23] Qn X, "Research on coupling coordinated control technology for near space hypersonic vehicle"[D], Beihang University, 2013(in Chinese).

[责任编辑: 王军利]

A Fault Function Approximation Method via Self-constructing Fuzzy UKF Method

LIU Zhi-yong^{1,2}

(1.Xianyang Vocational & Technical College, Xianyang, Shaanxi 712046 ;2. Key Laboratory of Electronic Equipment Structure Design Ministry of Education, Xidian University ,Xian 710071, China)

Abstract: This study deals with fault estimation and diagnosis for generalized linear discrete-time system. The scheme is based on a self-constructing fuzzy unscented Kalman filter (UKF) system for simultaneous state estimator and fault information approximation. Firstly, a generalized nonlinear discrete-time system without faults is first transformed into an equivalent standard state-space system with faults. And then, the self-constructing fuzzy unscented Kalman filter (UKF) system is designed to obtain the fault information. Secondly, the self-structuring UKF fuzzy system is used to approximate the fault information and estimate the state of the system. The estimation error is taken as the next input of the fuzzy system, which improves the accuracy of fault information approximation. Finally, a direct application to DC motor is included to show the effectiveness of the proposed fault estimator. The simulation results are given to illustrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: self-constructing fuzzy system, unscented Kalman filter (UKF), state estimation, fault information, generalized linear discrete-time system