

# 基于扩张状态观测器的非线性系统 故障诊断方法研究

常 凯, 吴国庆

(军械工程学院研究生学员三队, 河北石家庄 050003)

**摘 要:**在介绍扩张状态观测器理论的基础上,提出了一种应用于非线性系统的基于扩张状态观测器故障诊断的新方法,并给出了设计故障滤波器的方法,通过仿真实验证明所提供的方法相对于传统方法具有可以得到故障的近似函数,便于识别故障及故障识别效率更高,用时更短的优点。

**关键词:**故障诊断;扩张状态观测器;非线性系统

中图分类号:TP18 文献标志码:A

## Fault diagnosis method for nonlinear systems via ESO

CHANG Kai, WU Guo-qing

(The Thrid Gradute Student Brigade, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang Hebei 050003, China)

**Abstract:** This paper presents a novel fault detection and identification (FDI) method for a class of nonlinear systems. An introduction of the ESO theory is given, and based on this theory a novel fault diagnosis filter is constructed for diagnosis of nonlinear system fault. Simulation examples illustrate the effectiveness and the outstanding feature of the method that it can detect and identify the shape and magnitude of system fault simultaneously.

**Key words:** fault diagnosis; extended states observer (ESO); nonlinear systems

建立在诊断对象的数学模型基础之上提出的基于模型的故障诊断方法是由模型获得的预测形态和所测量值间的差异计算出的最小冲突集,即为诊断系统的最小诊断<sup>[1]</sup>,这种方法应用于非线性复杂大系统的故障诊断是比较困难的。人工智能及计算机技术的发展,为故障诊断提供了新的理论基础和技术支持,出现了基于知识、而不需要对象具有精确数学模型的故障诊断方法。基于知识的故障诊断方法分为神经网络故障诊断方法、基于粗糙集的故障诊断方法、基于遗传算法的故障诊断方法、基于故障树的故障诊断方法、专家系统诊断方法、小波分析方法、模糊故障诊断方法等故障诊断方法。然而这些方法却各有适用局限性<sup>[2]</sup>。为了完善这些方法,笔者尝试利用扩张状态观测器理论,设计了一种新的非线性系统的故障诊断方法。

### 1 扩张状态观测器理论

假设非线性系统:

收稿日期:2012-05-15;修回日期:2012-09-20;责任编辑:张 军

基金项目:军械科研计划资助项目(装司[2010]第 530 号)

作者简介:常 凯(1987-),男,河北石家庄人,硕士,主要从事电子装备自动测试方面的研究。

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = x_3, \\ \vdots \\ \dot{x}_n = f(t, x_1, x_2, \dots, x_n) + w(t) + bu(t), \\ y(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $x_1, x_2, \dots, x_n$  是系统状态变量;  $f(t, x_1, x_2, \dots, x_n)$  是非线性函数;  $u(t)$  是控制输入;  $y(t)$  是可测系统状态变量;  $w(t)$  是未知的输入扰动。利用扩张状态观测器来消除系统状态变量和未知输入扰动。扩充新的状态变量  $x_{n+1}(t) = w(t)$ , 则式(1)可以写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = x_3, \\ \vdots \\ \dot{x}_n = x_{n+1}(t) + f(t, x_1, x_2, \dots, x_n) + bu(t), \\ \dot{x}_{n+1} = h(t), \\ y(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (2)$$

其中  $h(t)$  是未知变量, 根据文献[3]可以建立如下扩张状态观测器:

$$\begin{cases} e(t) = z_1(t) - y(t), \\ \dot{z}_1(t) = z_2(t) - \beta_1 g_1(e(t)), \\ \vdots \\ \dot{z}_n(t) = z_{n+1}(t) + f(t, z_1, z_2, \dots, z_n) - \beta_n g_n(e(t)) + bu(t), \\ \dot{z}_{n+1} = -\beta_{n+1} g_{n+1}(z_1 - y(t)), \end{cases} \quad (3)$$

其中  $z_i(t)$  是系统状态变量  $x_i(t)$  的估计 ( $i=1, 2, \dots, n+1$ ), 选择适当的参数  $\beta_i$ , 使得扩张状态观测器(3)能很好地实时估计对象的状态和被扩张状态。

一般选取功能函数:

$$g_i(e, a, \delta) = \begin{cases} |e|^a \text{sign}(e), & |e| > \delta, \\ \frac{e}{\delta^{1-a}}, & |e| \leq \delta, \end{cases}$$

其中:  $\delta > 0$ ;  $a$  取 0 到 1 之间的值, 当误差很小时,  $g_i(\cdot)$  会产生高的增益;  $\delta$  为线性段的区间长度, 从线性增益  $g_i(e, a, \delta) = \epsilon$  开始, 在为提高性能而添加更多非线性约束前, 可用极点配置的方法设计最初的观测器。通过调整功能函数  $g_i(\cdot)$  使得观测变量得到满意的收敛速度。可以证明, 如果  $x_i(t)$  ( $i=1, 2, \dots, n+1$ ) 有界, 那么总可以找到功能函数  $g_i(\cdot)$  令扩张状态观测器(3)在原点稳定。仿真结果表明扩张状态观测器理论(ESO)对其模型和外部干扰的敏感度低, 具有优异的动态性能<sup>[4]</sup>。

通过比较传统的线性和非线性观测器, 扩张状态观测器可以同时估计未知的系统状态和动态扰动, 对容错控制有很强的研究价值, 文献[5]对扩张状态观测器的结构优点和收敛性进行了讨论。

## 2 故障诊断滤波器设计

非线性系统的故障诊断一直是故障诊断领域中的重要问题, 但是常用的基于学习的故障诊断方法一般都假设系统变量可测, 而且对系统的学习“训练”花费更长时间。通过新型的故障诊断滤波器实时有效地进行故障诊断, 需要对滤波器设计进行完善改造。首先来考虑一类非线性系统, 描述如下<sup>[6]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = x_{i+1}(t), & i=1, 2, \dots, n-1, \\ \dot{x}_n = h(x_1, x_2, \dots, x_n, t) + b_0 u(t) + f(t), \\ y(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $x_i(t)$  是系统状态变量;  $u(t)$  是系统控制输入;  $y(t)$  是可测系统输出;  $h(\cdot)$  是非线性功能函数。假设所有控制变量、系统变量在故障发生前后都是有界的。

基于学习的故障诊断方法在解决这类非线性系统时存在一些不足: 1) 假设系统变量均为可测量的, 而这在实际系统中是难以实现的。笔者可以通过非线性观测器对系统变量进行估计, 但是非线性观测器限定了

非线性系统类型和故障类型。2)神经网络具有良好的自适应能力以及对样本进行学习、归纳、推广的能力,但是神经网络的结构选择和训练样本选择,缺少系统可靠依据,网络训练速度缓慢,这些缺点降低了神经网络方法的适用性<sup>[7]</sup>。

为了克服上述的缺点,进一步完善故障诊断方法,笔者设计一种由扩张状态观测器构成的故障诊断滤波器。利用 ESO 使观测器不仅可以探测故障信号,而且可以通过得到近似的故障函数识别故障信号。这种方法即避免了复杂的在线计算,又避免了神经网络的训练难题,相对于神经网络方法,识别效率更高,消耗时间更少。

下面笔者介绍滤波器的构造流程。在系统(4)中,如果把包含故障特征的函数  $f(t)$  看作扩张状态变量,也就是说  $x_{n+1}(t) = f(t)$  是系统扩张变量。那么可以得到扩展的方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = x_{i+1}(t), & i=1,2,\dots,n-1, \\ \dot{x}_n = x_{n+1} + h(x_1, x_2, \dots, x_n, t) + b_0 u(t), \\ \dot{x}_{n+1} = \Phi(t), \\ y(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (5)$$

其中  $\Phi(t)$  是未知函数,根据传统的故障诊断滤波器的设计方法,很难在存在未知函数  $\Phi(t)$  的情况下实现。笔者利用新方法建立一个新的滤波器:

$$\begin{cases} e = \hat{x}_1 - y, \\ \dot{\hat{x}}_i = \hat{x}_{i+1}(t) - \beta_i g(e), & i=1,2,\dots,n-1, \\ \dot{\hat{x}}_n = h(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n, t) + b_0 u(t) + \hat{x}_{n+1}(t) - \beta_n g(e), \\ \dot{\hat{x}}_{n+1} = -\beta_{n+1} g(e), \\ \hat{y} = \hat{x}_1, \\ z(t) = \hat{x}_{n+1}, \end{cases} \quad (6)$$

其中  $\hat{x}_i (i=1,2,\dots,n+1)$  和  $\hat{y}$  分别是系统状态变量和输出的估计,当误差很小时,  $g(\cdot)$  会产生高的增益。功能函数选取:

$$g(e) = \begin{cases} |e|^a \text{sign}(e), & |e| > \delta, \\ \frac{e}{\delta^{1-a}}, & |e| \leq \delta, \end{cases}$$

其中:  $a$  取 0 到 1 之间的值;  $\delta > 0$  为线性段的区间长度。  $\beta_1 = \frac{1}{h}, \beta_n = \frac{0.2 \times 10^{2-n}}{h^n}, n=2,3,\dots,n+1, h$  是采样周期,  $z(t)$  是故障滤波器的输出。从新的滤波器(6)中可以清晰地看到由扩张状态观测器组成的滤波器。依据前面给出的扩张状态观测器理论,状态变量  $\hat{x}_i(t)$  将收敛于  $x_i(t), (i=1,2,\dots,n+1)$ 。扩张状态  $x_{n+1}$  代表了动态的非线性系统故障,根据定义的  $x_{n+1} = f(t)$ ,可以得到:  $z(t) = \hat{x}_{n+1}(t), z(t) \rightarrow x_{n+1}(t), z(t) \rightarrow f(t)$ 。所以滤波器的输出超过一些选定的阈值时,可以即时检测和识别系统故障。与传统的故障诊断观测器不同,基于 ESO 的故障诊断滤波器不仅可以估计系统状态而且可以估计系统故障。此外,在新的滤波器(6)给出系统中用于处理的函数  $g(e)$  具有小误差就可以产生大增益的特性,因此故障滤波器就可以对系统故障进行快速而有效地跟踪。

### 3 在不确定非线性系统中的应用

上文介绍了应用于非线性系统的故障滤波器设计,现把故障滤波器扩展到不确定非线性系统中,首先,考虑一类不确定的非线性系统,描述如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2(t), \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1} = x_n(t), \\ \dot{x}_n = h(x_1, x_2, \dots, x_n, t) + b_0 u(t) + f(t) + \omega(x_1, x_2, \dots, x_n, t), \\ y(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $x_i(t)$  是系统状态;  $u(t)$  是系统控制输入;  $y(t)$  是系统输出;  $f(t)$  代表系统的输入输出特征;  $h(\cdot)$  是非线性函数;  $w(t)$  代表未知的输入扰动和未知非线性函数, 比如系统错误。

假设所有控制变量、系统变量在故障发生前后都是有界的。在非线性系统(7)中, 把函数  $w(t)$  和  $f(t)$  看作扩展状态, 那么则有  $x_{n+1}(t) = w(t) + f(t)$ , 原系统方程转化为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2(t), \\ \vdots \\ \dot{x}_{n-1} = x_n(t), \\ \dot{x}_n = h(x_1, x_2, \dots, x_n, t) + b_0 u(t), \\ \dot{x}_{n+1} = \Phi(t), \\ y(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (8)$$

其中  $\Phi(t)$  是未知函数。为了识别系统故障, 构造故障滤波器:

$$\begin{cases} e = \hat{x}_1 - y, \\ \dot{\hat{x}}_i = \hat{x}_{i+1}(t) - \beta_i g(e), \quad i = 1, 2, \dots, n-1, \\ \dot{\hat{x}}_n = h(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n, t) + b_0 u(t) + \hat{x}_{n+1}(t) - \beta_n g(e), \\ \dot{\hat{x}}_{n+1} = -\beta_{n+1} g(e), \\ \hat{y} = \hat{x}_1, \\ z(t) = \hat{x}_{n+1}, \end{cases} \quad (9)$$

其中参数选择与式(6)中相同, 根据上文介绍的扩张状态观测器理论, 状态变量  $\hat{x}_i(t)$  将收敛于  $x_i(t)$ , ( $i = 1, 2, \dots, n+1$ ), 扩张状态  $x_{n+1}(t)$  代表了动态的非线性系统故障和系统不确定扰动, 根据定义  $x_{n+1}(t) = w(t) + f(t)$  可以得到  $z(t) = \hat{x}_{n+1}(t)$ ,  $z(t) \rightarrow x_{n+1}(t)$ ,  $z(t) \rightarrow (w(t) + f(t))$ 。在故障发生前故障滤波器估计系统的不确定扰动, 在故障发生后即时估计系统故障信号和系统不确定扰动。

#### 4 仿真实例

前文介绍了基于扩张状态观测器原理的故障滤波器的原理和构造方法, 以及在非线性系统中的应用, 现在通过仿真来检验故障滤波器的检测性能。

首先, 构造一个非线性系统:

$$\ddot{y} + \gamma_2 \cos(\omega_2 t) y + \gamma_1 \cos(\omega_1 t) y = u + \beta(t - T_0) f(y) + \phi,$$

其中:  $\gamma_1, \gamma_2, \omega_1, \omega_2$  是系统参数;  $\beta$  函数描述了故障发生的形式, 发生故障时改变系统内  $f(y)$  的形式;  $\phi$  是未知函数, 包括模型内部扰动和未知输入扰动信号, 假设在  $T_0$  时发生故障。

设定系统参数:  $\gamma_1 = \gamma_2 = 1, \omega_1 = 0.6, \omega_2 = 0.7$ ; 控制输入  $u = 0$ 。令  $x_1 = y, x_2 = \dot{y}$  作为系统变量, 可以构造系统方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = \gamma_1 \cos(\omega_1 t) x_1 + \gamma_2 \cos(\omega_2 t) x_2 + u + \beta(t - T_0) f(x_1) + \phi, \\ z(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (10)$$

其中  $z(t)$  为系统输出, 利用在前文中描述的方法, 扩张系统状态  $x_3 = \beta(t - T_0) f(x_1) + \phi$ , 这样系统方程变形

$$\text{为} \quad \begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = \gamma_1 \cos(\omega_1 t) x_1 + \gamma_2 \cos(\omega_2 t) x_2 + u, \\ \dot{x}_3 = \theta, \\ z(t) = x_1(t), \end{cases} \quad (11)$$

其中  $\theta$  是未知函数, 包含故障信号信息, 为了识别故障, 构造故障诊断滤波器:

$$\begin{cases} e = \hat{x}_1 - z, \\ \dot{\hat{x}}_1 = \hat{x}_2 - \beta_1 e, \\ \dot{\hat{x}}_2 = \hat{x}_3 + \gamma_1 \cos(\omega_1 t) x_1 + \gamma_2 \cos(\omega_2 t) x_2 + u - \beta_2 g(e, a, \delta), \\ \dot{\hat{x}}_3 = -\beta_3 g(e, a, \delta), \\ \hat{z} = \hat{x}_1, \end{cases} \quad (12)$$

选择如下控制器参数: $\delta=0.01, \beta_1=0.1, \beta_2=0.3, \beta_3=1, a=0.5$ ,在 $\theta$ 中加入其值5%的白噪声来模拟信号扰动。假设故障信号 $f(x_1)=\sin(x_1)$ 在 $T_0=5$ 时发生,仿真结果如图1—图3所示。

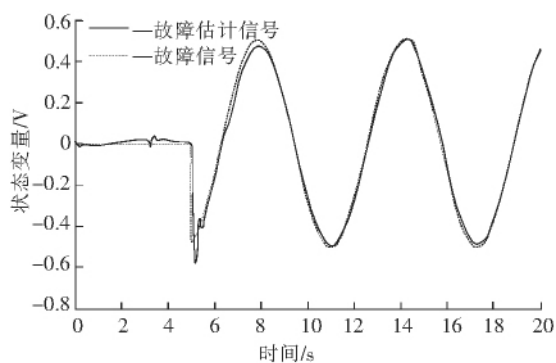


图1 故障信号与故障估计信号

Fig. 1 Fault signal and estimated fault signal

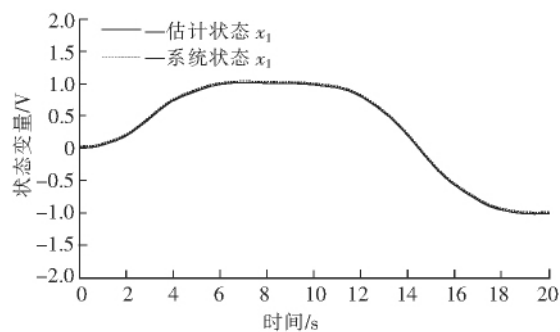


图2 估计状态 $x_1$

Fig. 2 Estimated state  $x_1$

图1显示了系统出现故障的信号和故障滤波器的故障估计信号,在故障发生前( $T_0=5$ ),故障滤波器输出并不为零,表明了故障滤波器对白噪声扰动良好的消除能力,在故障发生后,故障滤波器对故障信号进行准确估计,不仅能够识别故障种类,更可以即时得到近似的故障函数。

图2与图3显示了故障滤波器对非线性系统状态变量 $x_1, x_2$ 的跟踪,通过仿真可以看出故障滤波器对系统状态变量良好的跟踪能力,同时表明故障滤波器具有良好的即时性。

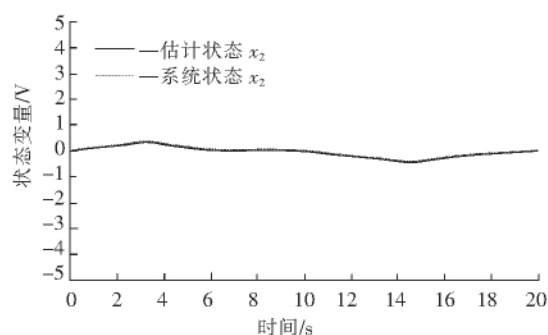


图3 估计状态 $x_2$

Fig. 3 Estimated state  $x_2$

## 5 结论

本文给出了一种针对非线性系统的故障诊断新方法,通过理论推导建立了非线性系统的故障滤波器,通过仿真实验证明了故障滤波器良好的跟踪和辨识性能。与传统的基于神经网络和基于支持向量机的故障诊断方法不同,本文中给出的算法不仅可以识别故障种类,还可以估计故障模型近似得到故障函数,同时相比于神经网络方法,不需要大量的在线运算,进而时效性更好。基于扩张状态观测器的故障诊断方法,性能优良,省时高效,在未来具有广阔的研究前景。

## 参考文献:

- [1] 韩旭,史忠植,林芬.基于模型诊断的研究进展[J].高技术通讯(Chinese High Technology Letters),2009,19(5):543-550.
- [2] STEFATOS G, HAMZA B. Dynamic independent component analysis approach for fault detection and diagnosis [J]. Expert Systems with Applications, 2010,37(6): 8 606-8 617.
- [3] 韩京清.自抗扰控制技术[M].北京:国防工业出版社,2009.
- [4] HAN Jing-qing, ZHANG Rong. Error analysis of the second order ESO[J]. Journal of System Science & Mathematical Science, 1999,19(4):465-471.
- [5] 夏元清,黄焕袍,韩京清.不确定时滞系统ADRC控制[J].中南工业大学学报(自然科学版)(Journal of Central South University of Technology (Natural Science)),2003,34(4):383-385.
- [6] 张天平,冯纯伯.一类非线性系统的自适应模糊滑模控制[J].自动化学报(Acta Automatica Sinica),1997,23(3):361-369.
- [7] 何勇,李增芳.智能化故障诊断技术的研究与应用[J].浙江大学学报(农业与生命科学版)(Journal of Zhejiang Agricultural University (Agric. & Life Sci.)),2003,29(2):119-124.
- [8] 杜云,田强,杜艳,等.简单动态递归神经网络在非线性系统辨识中的应用[J].河北科技大学学报(Journal of Hebei University of Science and Technology),2009,30(2):130-134.