

基于噪声滤波的非线性系统故障诊断方法研究

许 研, 张 炜

(安阳工学院 计算机科学与信息工程学院, 河南 安阳 455000)

摘要: 随着复杂系统故障诊断的要求不断增加, 非线性滤波技术复杂系统诊断已越来越成为研究的热点与难点问题之一; 针对传统的粒子滤波进行系统突变故障诊断的问题, 文章提出了一种改进的噪声粒子滤波故障诊断新方法; 方法给出了噪声粒子滤波统计模型, 通过粒子滤波得到状态估计值, 并得到全概率分布信息用于故障检测中; 最后通过仿真实验以及数值模拟验证了文章提出的方法在复杂系统故障诊断中是有效的, 同时具有较高的精确性。

关键词: 故障诊断; 噪声滤波; 粒子滤波; 分布函数

Research on System Fault Diagnosis Method Based on Correlation Noise Filtering

Xu Yan, Zhang Wei

(College of Computer and Information Engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang 455000, China)

Abstract: with the fault diagnosis of complex system requirements increase, nonlinear filtering technique for complex system diagnosis has increasingly become one of the hot and difficult problems in research. Aiming at the systematic mutation fault diagnosis problem in traditional particle filter is presented, this paper presents a new method of noise improved particle filter fault diagnosis. The noise statistical model method of particle filter, the state estimation is obtained by the particle filter, and is used for fault detection of information distribution in all probability. Finally, through the simulation experiment and numerical simulation demonstrate that the proposed methods are effective in the fault diagnosis of complex system, and have high accuracy.

Keywords: fault diagnosis; noise filtering; particle filter; distribution function

0 引言

随着现代控制系统的规模的日趋大型化、复杂化, 迫切需要提高控制系统的可靠性。故障诊断为提高控制系统的可靠性开辟了一条新的途径。非线性系统的故障诊断有着重要的理论和现实意义, 也是当今控制界的一个热点和难点^[1-2]。

复杂系统故障检测与诊断技术的各种方法可分为两大类, 基于控制系统动态模型的方法, 即基于解析模型的方法, 和不依赖于动态模型的方法。基于解析模型的方法是最早发展起来的, 此方法需要建立被诊断对象的较为精确的数学模型^[3-4]。进一步它又可以分为参数估计方法、状态估计方法和等价空间方法。这3种方法虽然是独立发展起来的, 但是它们之间存在着一定的联系^[5]。目前该方法又可分成线性系统的故障检测与诊断方法和非线性系统的故障检测与诊断两大类。由于人们对线性系统的深刻认识, 因此已经提出了许多成熟的关于线性系统的故障检测与诊断方法。关于非线性系统的研究相对来说就比较薄弱。

由于非线性系统的复杂性和多样性, 为非线性系统的故障诊断提出了新的课题^[6-7]。除了借鉴已有的线性系统故障诊断技术以外, 随着非线性理论、先进算法、信号处理及智能控制等技术的深入, 非线性系统的故障诊断技术已经有了很大的发展^[8-12]。目前, 非线性系统的故障诊断方法主要包括基于数学模型方法、基于系统输入输出信号处理的方法和基于人工智能的故障诊断。

本文提出了一种改进的噪声粒子滤波非线性系统故障诊断

新方法。方法给出了噪声粒子滤波统计模型, 通过粒子滤波得到状态估计值, 并得到全概率分布信息用于故障检测中。最后通过仿真实验以及数值模拟验证了本文提出的方法在复杂系统故障诊断中是有效的, 同时具有较高的精确性。

1 系统描述与算法流程

1.1 系统表述

本节所考虑的非线性系统描述如下

$$\begin{aligned}\bar{x}(t) &= \mathbf{A}x(t) + \mathbf{B}f(\boldsymbol{\theta}(t), \mathbf{u}(t)) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}x(t) + \mathbf{n}(t)\end{aligned}$$

其中: $\mathbf{R}(t) \in \mathbf{R}^n$ 是不可测状态向量, $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{R}^m$ 是可测输入向量, $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^m$ 是可测输出向量, $\mathbf{n}(t)$ 为噪音项, \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} 分别为 $n \times n$, $n \times m$ 和 $m \times n$ 阶已知的参数矩阵, 且 $\boldsymbol{\theta} \in \mathbf{R}^p$ 是参数向量, 其非期望变化即认作为执行器中发生了故障。再假设偶对 (\mathbf{A}, \mathbf{C}) 是可观测的, 而且无故障时, $\boldsymbol{\theta}(t) = \boldsymbol{\theta}_H =$ 已知常向量。因此, 故障检测与诊断的目的就是在故障发生时产生一个报警信号, 并作出对向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的精确估计。

由于故障诊断是在故障检测之后进行的, 故先描述故障检测。为此构造如下的非线性观测器:

$$\begin{aligned}\bar{x}(t) &= \mathbf{A}\bar{x}(t) + \mathbf{B}f(\boldsymbol{\theta}_H, \mathbf{u}(t)) + \mathbf{L}_d(\hat{\mathbf{y}}(t) - \mathbf{y}(t)) \\ \hat{\mathbf{y}}(t) &= \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t)\end{aligned}$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}(t) \in \mathbf{R}^n$ 是观测器的状态向量, $\hat{\mathbf{y}}(t) \in \mathbf{R}^m$ 是观测器的输出向量, 由于偶对 (\mathbf{A}, \mathbf{C}) 可观测, 可以选择矩阵 $\mathbf{L}_d \in \mathbf{R}^{n \times m}$, 使得 $(\mathbf{A} + \mathbf{L}_d\mathbf{C})$ 为稳定矩阵, 定义

$$\mathbf{e}(t) = \hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{x}(t)$$

$$\mathbf{e}_0(t) = \hat{\mathbf{y}}(t) - \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{e}(t) - \mathbf{n}(t)$$

则观测误差为:

$$\bar{\mathbf{e}}(t) = (\mathbf{A} + \mathbf{L}_d\mathbf{C})\mathbf{e}(t) + \mathbf{B}(f(\boldsymbol{\theta}_H, \mathbf{u}(t)) -$$

收稿日期:2014-03-12; 修回日期:2014-04-15。

基金项目:国家自然科学基金项目(U1204613)。

作者简介:许 研(1982-),女,河南开封人,硕士,讲师,主要从事软件工程,数据挖掘方向的研究。

$$f(\boldsymbol{\theta}(t), \mathbf{u}(t)) - \mathbf{L}_d \mathbf{n}(t)$$

取 $\|e_0\|$ 为检测信号, 则故障检测可由下式导出:

$$\begin{cases} \|e_0(t)\| = \|\mathbf{C}e(t)\| < \lambda; \text{无故障发生} \\ \|e_0(t_f)\| = \|\mathbf{C}e(t_f)\| \geq \lambda; \text{故障已发生} \end{cases}$$

其中: λ 表示的是预先指定的门槛值, t_f 是故障发生的时间, 当 $\mathbf{n}(t)$ 的上界 n_0 已知时, 可选 $\lambda \geq \mathbf{L}_d n_0$ 。

要在报警时候诊断故障, 则观测器的构造如下:

$$\dot{\mathbf{x}}_m(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}_m(t) + \mathbf{B}f(\hat{\boldsymbol{\theta}}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{L}(\mathbf{C}\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{y}(t))$$

其中: $\mathbf{x}_m(t) \in \mathbf{R}^n$ 是观测器的状态向量, $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 是 $\boldsymbol{\theta}(t)$ 的估计, 在检测到故障之前, $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 的值被置为 $\boldsymbol{\theta}_H$ 。假设 $t \geq t_f$ 之后发生了故障, 使得 $\boldsymbol{\theta}(t) = \boldsymbol{\theta} = \text{常数} \neq \boldsymbol{\theta}_H$, 记 $e_m(t) = \mathbf{x}_m(t) - \mathbf{x}(t)$ 为跟踪误差, 及 $\varepsilon(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}_m(t) - \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}e_m(t)$

为输出误差, 则可得

$$\begin{aligned} \dot{\bar{e}}_m(t) &= (\mathbf{A} + \mathbf{L}\mathbf{C})e_m(t) + \mathbf{B}(f(\hat{\boldsymbol{\theta}}(t), \mathbf{u}(t)) - \\ &\quad f(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}(t))) - \mathbf{L}\mathbf{n}(t) \\ &\quad (t \geq t_f) \end{aligned}$$

故障诊断的目的就是找出一种关于 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 的诊断算法, 使得 $\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\boldsymbol{\theta}}(t) = \boldsymbol{\theta}$ 。

1.2 噪声例子滤波算法

在非线性系统中, 一般都包含很多噪声, 通过分析发现通常都是满足高斯噪声特性, 针对高斯噪声未知特性的分布情况建立相关噪声情况下的系统分布模型如下:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + v_k \\ y_k = h(x_k) + e_k \end{cases}$$

其中: $x_k \in \mathbf{R}^{n_v}, y_k \in \mathbf{R}^{n_e}$ 表示的是在 k 时刻的状态与观测信息量, v_k 和 e_k 表示的是相应的过程噪声与观测噪声。

本文在处理相关高斯噪声主要的目的就是寻找噪声联合概率密度函数 $p(v_i, e_j)$ 的适当分解形式, 假设噪声向量序列 $(v_{k-1}, e_{k-1})^T$ 是独立的, 那么有

$$\begin{aligned} p(x_k | X_{k-1}, Y_{k-1}) &= p(x_k | x_{k-1}, y_{k-1}) \\ p(y_k | X_k, Y_{k-1}) &= p(y_k | x_k) \end{aligned}$$

则过程预量测噪声联合概率密度函数可以分解为:

$$p(v_{k-1}, e_{k-1}) = p(v_{k-1} | e_{k-1})p(e_{k-1})$$

本文的主要任务就是结合最新观测信息, 对噪声的位置参量 $\boldsymbol{\theta}_k = (u_k, \Sigma_k)$ 进行实时估计。通常情况下高斯噪声特性的联合分布具有正态-逆 Wishart 分布特性, 具体形式如下:

$$(u_k, \Sigma_k) \sim NiW(v_k, V_k)$$

其中:

$$\begin{cases} u_k | \Sigma_k \sim N(\hat{u}_k, \hat{\Sigma}_k) \\ \Sigma_k \sim iW(v_k - d - 1, \Lambda_k) \end{cases}$$

其中: $iW(\cdot)$ 表示的是正态-逆 Wishart 分布, 参量 v_k 和 V_k 表示的是分布的统计特性, 能够递归地更新估计, 其数学定义为:

$$\begin{aligned} V_k &= \begin{bmatrix} V_{\omega_k \omega_k, k} & V_{1\omega_k, k} \\ V_{\omega_k 1, k} & V_{11, k} \end{bmatrix} \\ \hat{u}_k &= V_{11, k}^{-1} V_{1\omega_k, k} \\ \hat{\Sigma}_k &= \Sigma_k V_{11, k}^{-1} \\ \Lambda_k &= V_{\omega_k \omega_k, k} - V_{1\omega_k, k} V_{11, k}^{-1} V_{\omega_k 1, k} \end{aligned}$$

其中: $V_{\omega_k \omega_k, k}$ 是 V_k 左上角定义的 $d \times d$ 的子矩阵块, $V_k \in \mathbf{R}^{(d+1) \times (d+1)}$, 则 (u_k, Σ_k) 的联合密度可以表示为:

$$p(u_k, \Sigma_k) = NiW(v_k, V_k) = \frac{1}{c} |\Sigma_k|^{-\frac{v_k}{2}} \times$$

$$\exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr}(\Sigma_k^{-1} [-I_d, u_k] V_k [-I_d, u_k]^T)\right)$$

如果将 ω_k 按照 v_k 和 e_k 的组成原则进行分解, 则有

$$\begin{cases} v_k \sim t_{\tilde{v}_k}(\tilde{u}_{v, k}, \tilde{\Sigma}_{v, k}) \\ e_k \sim t_{\tilde{v}_k}(\tilde{u}_{e, k}, \tilde{\Sigma}_{e, k}) \end{cases}$$

对于非线性系统来说, 如果输入信号服从高斯分布的, 那么噪声粒子滤波器正常工作时候的残差就应该是服从高斯分布的特性, 那么故障信号就会改变这种动态的特性, 从而会对故障的残差序列造成一定的影响, 这样也使得方差值偏离了滤波的理论值。

本文的主要目的是根据最新量测信息递归地估计 $p(x_k | Y_k)$ 和 $p(\boldsymbol{\theta}_k | Y_k)$ 。假设在 $k-1$ 时刻, 已经通过赋予相应权值的先验粒子近似给出 $p(x_{k-1} | Y_{k-1})$, 对于标准 PF 而言, 有

$$\begin{aligned} p(X_{k-1} | Y_{k-1}) &\approx \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \delta_{X_{k-1}^{(i)}}(X_{k-1}) \\ p(X_k | Y_k) &\approx \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \delta_{X_k^{(i)}}(X_k) \\ \omega_k^{(i)} &= \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(y_k | X_k^{(i)}, Y_{k-1}) p(x_k^{(i)} | X_{k-1}^{(i)}, Y_{k-1})}{q(x_k^{(i)} | \cdot)} \end{aligned}$$

为了获得新的权重信息, 需要递归地计算 $p(y_k | X_k, Y_{k-1})$ 和 $p(x_k | X_{k-1}, Y_{k-1})$, 由上面的分析, 得到

$$\begin{aligned} p([x_k - f(x_{k-1})] | X_{k-1}, Y_{k-1}) &= p(v_k) \\ (x_k | X_{k-1}, Y_{k-1}) &\sim t_{(\tilde{v}_k + d, v)}(\tilde{u}_{v, k}^*, \tilde{\Sigma}_{v, k}^*) \end{aligned}$$

2 仿真实验与结果分析

2.1 实验算法

本文研究的系统仿真模型如下

$$\begin{aligned} \bar{x}(t) &= \begin{pmatrix} 0.65 & -2.45 \\ 0.3 & -0.9 \end{pmatrix} x(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \tan^{-1}(\theta(t)u(t)) + \\ &\quad \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \Omega(t) \\ \Omega(t) &= 0.01 \sin(10t) \\ y(t) &= (-3.5 \quad 5.5)x(t) + 0.01 \end{aligned}$$

其中为了模仿一般执行器中的饱和非线性, 取 $f(\theta(t), u(t)) = \tan^{-1}(\theta(t)u(t))$, 由此可知偶对 (\mathbf{A}, \mathbf{C}) 是可观测的, 且 $\mathbf{L}_d = \mathbf{L} = -\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$, 选择 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 如下

$$\begin{aligned} \mathbf{P} &= \begin{pmatrix} 3 & -3.5 \\ -3.5 & 5.5 \end{pmatrix} \\ \mathbf{Q} &= \begin{pmatrix} 26.2 & -43.4250 \\ -43.425 & 75.25 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

使得三元组 $(\mathbf{A} + \mathbf{L}\mathbf{C}, \mathbf{B}, \mathbf{C})$ 是严格正实的。假设 $0.5 \leq |\theta| \leq 2$, 由柯西定理, 可得:

$$f(\theta_1, u(t)) - f(\theta_2, u(t)) = \frac{\partial f(\theta, u(t))}{\partial \theta} \Big|_{\theta = \backslash_{\text{hat}} \theta} (\theta_1 - \theta_2)$$

其中: θ_1 和 θ_2 是闭区间 $[0.5, 2]$ 中任意两个数, $\bar{\theta}$ 与 θ_1, θ_2 有关且也属于 $[0.5, 2]$ 。于是可得下面的不等式:

$$\begin{aligned} \left| \tan^{-1}(\theta_1 u(t)) - \tan^{-1}(\theta_2 u(t)) - \frac{\partial \tan^{-1}(\theta u(t))}{\partial \theta} \Big|_{\theta = \theta_1} (\theta_1 - \theta_2) \right| &= \\ \left| \frac{u(t)}{1 + (\theta u(t))^2} - \frac{u(t)}{1 + (\theta_1 u(t))^2} \right| |\theta_1 - \theta_2| &\leq \\ \frac{2|u(t)| \left| \frac{1}{1 + \min\{|\theta_1|, |\theta_2|\}^2} - \frac{1}{1 + \max\{|\theta_1|, |\theta_2|\}^2} \right|}{4u(t)} &\leq \\ \frac{16}{1 + 0.25u(t)^2} &\leq \frac{16}{|u(t)|} = k_1(u(t)) \end{aligned}$$

度控制量解耦关系的学习,对控制量进行补偿。从而保证改进模糊算法,能够互相独立计算的温、湿度调节量,性能和品质实现证明了本文方法的有效性。

参考文献:

[1] 林荣川,林清娇,林河通. 铁观音茶烘焙机温度小超调模糊—PID 控制 [J]. 福建农林大学学报: 自然科学版, 2011, 40 (5): 474-477.

[2] 敖存,龚淑英,张俊. 烘焙技术对中低档绿茶滋味品质改善的研究 [J]. 茶叶, 2010, 10 (1): 52-57.

[3] 林文土. 清香型安溪铁观音特殊品质形成的加工工艺 [J]. 安徽农学通报, 2005, 15 (5): 194-198.

[4] 顾敏明,潘海鹏. 湿度专家控制系统的设计与实现 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2007 (4): 20-22.

[5] Mann G K I, Gosine R G. Three-dimensional min-max-gravity based fuzzy PID inference analysis and tuning [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2008, (2): 300-323.

[6] Wang H L, Kwong S, Jin Y C Multi-objective hierarchical genetic algorithm for interpretable fuzzy rule-based knowledge extraction [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 149 (1): 149-186.

(上接第 2759 页)

设无故障的执行器有增益 $\theta_H = 1$, 则故障可由下式建立:

$$\theta(t) = \begin{cases} 1, & t < 7 \\ 1.4, & t \geq 7 \\ 0.7, & t > 20 \end{cases}$$

构造观测器如下

$$\begin{aligned} \dot{x}_m(t) &= \begin{pmatrix} 0.65 & -2.45 \\ 0.3 & -0.9 \end{pmatrix} x_m(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \tan^{-1} \\ &(\hat{\theta}(t)u(t)) + \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \end{pmatrix} ((-3.5 \quad 5.5)x_m(t) - y(t)) \end{aligned}$$

2.2 实验结果

根据上一章节提出的改进的算法,利用 Simulink 进行仿真建模,对故障状态的轨迹进行预估计测试,实验结果如图 1 所示,图 1 所示的是为定常量噪声的情况下系统故障估计结果。实验对比了本人算法和文献 [12] 方法。

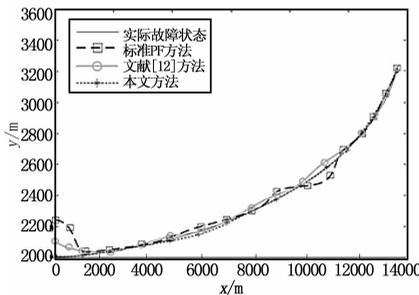


图 1 故障跟踪检测结果对比图

从图 1 中可以看出,本文提出的方法能够实时的跟踪故障,具有较高的精确性。

3 结论

复杂系统故障诊断一直是国内外研究的难点热点问题,本文给出了一种新的基于噪声例子滤波的故障诊断方法,方法给

[7] 郭文川,程寒杰,李瑞明,等. 基于无线传感器网络的温室环境信息监测系统 [J]. 农业机械学报, 2010, 41 (7): 181-185.

[8] 陈俊杰,芦俊,黄惟一. 基于遗传神经网络的传感器系统的非线性校正 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 34 (2): 89-92.

[9] 韦振中,黄廷磊. 基于支持向量机和遗传算法的特征选择 [J]. 广西工学院学报, 2006, 17 (2): 103-106.

[10] Azaron A, Perkgoz C, Sakawa M A genetic algorithm approach for the time-cost trade-off in PERT networks [J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 168 (2): 1317-1339.

[11] 湖泽新. 基于神经网络的解耦控制新方法及其应用 [J]. 控制与决策, 2009, 18 (6): 409-412.

[12] Xue X L, Jiang C S. Trajectory linearization control of an aerospace vehicle based on RBF neural network [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19 (4): 799-805.

[13] 中华人民共和国农业部. NY/T 787-2004 茶叶感官审评通用方法 [M]. 北京: 中国标准出版社, 2004.

[14] 苗爱清,江和源,李家贤,等. 做青对黄桃乌龙茶香气与醇系香气前体分布的影响 [J]. 食品科学, 2008, 29 (4): 102-106.

[15] 金心怡,陈济斌,王秀萍,等. 做青环境调控方式对乌龙茶品质影响的试验研究 [J]. 农业工程学报, 2003, 19 (6): 215-219.

出了噪声粒子滤波统计模型,通过粒子滤波得到状态估计值,并得到全概率分布信息用于故障检测中。最后通过 Simulink 仿真软件进行了仿真实验,通过实验验证了本文提出的方法的有效性。

参考文献:

[1] 郭创新,朱承治,张琳,等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2010, (13): 128-134.

[2] 姜万录,吴胜强. 基于 SVM 和证据理论的多数据融合故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2010, (8): 1738-1743.

[3] 马超,陈西宏,徐宇亮,等. 基于支持向量机属性约简集成的模拟电路故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32 (3): 660-666.

[4] 范贵生,虞慧群,陈丽琼,等. 基于 Petri 网的服务组合故障诊断与处理 [J]. 软件学报, 2010, 21 (2): 231-247.

[5] 何尔利,翟正军. 基于退火 BP 神经网络的模拟电路故障诊断方法 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (1): 67-69.

[6] 薛寒,谢利理,叶留义. 基于模糊推理的电机故障诊断专家系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (1): 8-10.

[7] 程延伟,吕强,谢永成,等. 装甲车辆电源系统智能故障诊断方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (6): 1410-1419.

[8] 肖凡,郭阳明,马捷中. 基于参数优化支持向量机的航空电子系统故障诊断 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (3): 564-564.

[9] 王晓冬,何正嘉,訾艳阳. 滚动轴承故障诊断的多小波谱峭度方法 [J]. 西安交通大学学报, 2010, 44 (3): 77-81.

[10] 陈雪峰,李继猛,程航,等. 风力发电机状态监测和故障诊断技术的研究与进展 [J]. 机械工程学报, 2011, 47 (9): 45-52.

[11] Lu P, Xu D P, Liu Y B. Method of fault diagnosis on multilayer BP wavelet networks and its applications [A]. Proc. 3rd International Conf. Machine Learning and Cybernetics [C]. 2004.

[12] Son H I, Kim T J, Kang D W. Fault Diagnosis and Neutral Point Voltage Control When The 3-Level Inverter Faults Occur [A]. 35th Annual IEEE Power Electronics Specialists Conference [C]. 2004.