

文章编号: 1001-0920(2009)02-0279-05

基于分片线性函数逼近的非线性观测器设计

王勇莉, 李力, 李颖, 王书宁

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 综合分片线性函数模型辨识/逼近和鲁棒观测器设计方法, 研究了一大类非线性鲁棒观测器设计方法. 所提出的算法能有效解决非线性系统的辨识/建模问题, 并保证在一定的逼近精度下观测误差可以控制在一定的范围内, 且观测误差随着逼近精度的提高而减小.

关键词: 非线性系统; 分片线性; 鲁棒观测器设计

中图分类号: TP271.62; TP13; O231.2

文献标识码: A

Nonlinear observer design using piecewise-linear functions based approximations

WANG Yong-li, LI Li, LI Ying, WANG Shu-ning

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: WANG Yong-li, E-mail: wangyongli04@mails.tsinghua.edu.cn)

Abstract: This paper studies the observer design problem for a large set of nonlinear systems using piecewise-linear functions based approximations and robust observer design techniques. The proposed algorithm can effectively solve the nonlinear systems identification/modeling problems, and also show that the observer error is bounded if certain approximation preciseness is guaranteed. Moreover, the observer error will decrease when the approximation preciseness increases.

Key words: Nonlinear systems; Piecewise-linear; Robust observer design

1 引言

非线性系统观测器设计是控制领域的一个重要问题, 所考虑的问题是如何从可测的系统输出中提取信息进而提供状态估计. 其难点主要有:

1) 如何利用获得的若干样本数据为非线性系统建立数学模型. 一个有效的数学模型应尽量逼近原非线性系统, 同时具有描述直观, 分析较为方便等特点^[1-11]. 例如近年来倍受瞩目的模糊辨识方法(尤其是 T-S 型模糊系统)^[1,2] 和局部分片线性化系统^[3-11]较好地体现了这一要求.

2) 如何对非线性系统, 特别是辨识而得的含有误差的标称非线性系统构造观测器^[12-18]. 一般都会将观测器性能指标转化为使滤波误差系统闭环传递函数的加权范数最小等期望的性能指标, 进行优化设计, 如常见的 H 滤波、 h 滤波等.

T-S 模糊模型^[1]辨识非线性系统取得了较好的

效果, 但是它的权函数通常比较复杂, 而且引入权函数后会显著增加模型的复杂性. 此外, 如何优化选择权函数的参数本身也是一件十分困难的事情, 目前并没有很好的方法. 分片线性函数的研究, 为解决上述问题开辟了一条新的途径^[4-6].

用分片线性函数模型辨识近非线性系统的一个关键问题是如何紧凑表示分片线性函数. Chua 提出了第一个紧凑表示的典范分片表示模型^[27], 但它只能表示一维空间的全体连续分片线性函数, 在二维空间就存在大量不能用这种形式表示的连续分片线性函数. Breiman 在 1993 年提出另一个分片线性紧凑表示模型, 被称为链接超平面模型^[28]. 这两个紧凑表示模型本质上是等价的, 所以链接超平面模型同样不能表示全体连续分片线性函数. 1994 年, Lin 和 Unbehauen 提出了一种广义的典范表示^[29]: 多层嵌套绝对值模型, 并证明最多不超过 n 层的嵌套

收稿日期: 2007-12-17; 修回日期: 2008-03-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60374060, 60674025); 国家 973 计划项目(2002CB312200).

作者简介: 王勇莉(1979—), 女, 河北邢台人, 博士生, 从事非线性辨识和控制的研究; 王书宁(1956—), 男, 安徽安庆人, 教授, 博士生导师, 从事优化理论、算法及应用等研究.

绝对值函数模型可以表示 n 维空间的任意连续分片线性函数. 但是由于嵌套绝对值模型不仅有显式的函数表达式且它的各子模型的定义域过于复杂, 使得相应的辨识算法效率低, 计算复杂.

2007 年, Wang 提出了一种连续分片线性神经网络模型^[26], 它是一些线性函数的加权和, 且权为常数. 基于该模型, 本文给出了相应的辨识算法, 与已有的分片线性函数的辨识算法相比, 它具有计算速度快, 片数相同的情况下逼近误差小等特点. 其次, 在已有逼近系统的基础上, 本文研究了如何构造相应的鲁棒观测器, 并且证明: 给定一定的逼近精度, 观测误差可以控制在一定的范围内, 且观测误差随着逼近精度的提高而减小. 仿真计算表明此滤波设计方法是有效的.

2 问题描述

考虑如下的连续时间仿射非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = AX(t) + f(X(t)) + BU(t), \\ Y(t) = CX(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $X(t) \in R^n$ 为系统状态, $Y(t) \in R^l$ 为系统观测输出, $U(t) \in R^m$ 为系统控制, $A \in R^{n \times n}$ 为系统矩阵, $B \in R^{n \times m}$ 为反馈传递矩阵, $C \in R^{l \times n}$ 为输出矩阵. 而 $f(\cdot)$ 为 $f(\cdot): R^n \rightarrow R^n$ 中的光滑非线性映射, 且在感兴趣的系统状态空间内, 点 $X_1, X_2 \in R^n$ 满足如下的 Lipschitz 条件:

$$\|f(X_1) - f(X_2)\|_2 \leq L \|X_1 - X_2\|_2. \quad (2)$$

其中: $L > 0, f(\cdot)$ 未知, $\|\cdot\|_2$ 为 R^n 空间中向量的 2 范数.

假定基于分片线性函数可以构造出如下的全阶分片线性观测器:

$$\begin{cases} \dot{\hat{X}}(t) = AX(t) + \hat{f}(X(t)) - \\ \quad L[Y(t) - \hat{Y}(t)] + BU(t), \\ \hat{Y}(t) = C\hat{X}(t). \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\hat{f}(X(t)) \in R^{n \times n}$ 为 $f(X(t))$ 分片线性逼近, $L \in R^{n \times l}$ 为需要设计的观测矩阵, 且 (A, C) 为可观测对.

定义系统误差为

$$e(t) = X(t) - \hat{X}(t), \quad (4)$$

则根据式(1)和(3)有相应的系统误差动态方程为

$$\dot{e}(t) = A e(t) + [f(X(t)) - \hat{f}(X(t))], \quad (5)$$

其中 $A = [A + LC]$.

如果能保证线性分片函数满足: 对于感兴趣的系统状态空间内任意点 $X_0 \in R^n$, 存在如下的逼近效果:

$$\|f(X_0) - \hat{f}(X_0)\|_2 \leq L. \quad (6)$$

其中: $L > 0$ 为 R^n 空间中向量的 L 范数, $L > 0$

为预先估计出的逼近误差上界. 同时定义 $\hat{f}(t)$ 为

$$\hat{f}(t) = [f(X(t)) - \hat{f}(X(t))],$$

其应满足

$$\|\hat{f}(t)\|_2 \leq L, \quad (7)$$

则系统误差动态方程(5)可改写为

$$\dot{e}(t) = A e(t) + \hat{f}(X(t)) - f(X(t)) + \hat{f}(t), \quad (8)$$

($\hat{f}(t)$) 视为幅值有界的系统干扰输入.

显然此时的研究问题转化为:

1) 如何在线辨识原有非线性系统满足逼近效果(5).

2) 如何求得 L 使观测误差系统(8)稳定, 且使得干扰传递通道 $T(s) = \frac{e(s)}{\hat{f}(s)}$ 的滤波误差峰-峰值增益上界尽可能的小. 即通常所指的 H_∞ 滤波设计

$$\min \|T(s)\|_{L_1}, \quad (9)$$

其中干扰传递函数 $T(s)$ 的范数定义为

$$\|T(s)\|_{L_1} = \sup_{0 \leq L} \frac{\|e\|_2}{\|\hat{f}\|_2} = \sup_{0 \leq L} \frac{\sup_{\|\hat{f}\|_2=1} \|e\|_2}{\|\hat{f}\|_2}. \quad (10)$$

3 逼近系统和观测器的设计

为了解决上面提出的设计问题, 本节将分别讨论模型辨识和观测器的设计, 并指出观测误差与逼近精度的关系.

3.1 逼近模型的在线辨识

3.1.1 连续分片神经网络模型及其辨识

设 D 是 n 维空间中的任一凸区域, $D \subset R^n$, 如果将 D 划分为 M 个不相互重叠的子区域 $X_k, k = 1, \dots, M$, 且 $\bigcup_{i=1}^M X_i = D$, 则定义在这种区域划分上的任一连续分片线性函数 $p(y, z), y \in R^{n-1}, z \in R$, 都可写成如下形式^[4]:

$$p(y, z) = p(y, z_0(y)) + \sum_{k=1}^M b_k (0, z - z_k(y), z_k(y) - z_{k-1}(y)). \quad (11)$$

其中: $\forall (y, z) \in D; (0, z - z_k(y), z_k(y) - z_{k-1}(y))$ 为 SCPLNN 模型的基函数, 它是子区域 $X_k (1 \leq k \leq M)$ 的边界函数的下述线性组合:

$$(a, b, c) = \max\{a, \min\{b, c\}\}. \quad (12)$$

式(11)也常被称为标准连续分片线性神经网络模型(SCPLNN). 本文以平面中三角形子区域为例来说明如何确定式(4)中的 \hat{f}_k .

根据图 1, 对于第 k 个三角形子区域有

$$z_k = ey + f, \quad (13)$$

$$z_k = \min\{ay + b, cy + d\}, \quad (14)$$

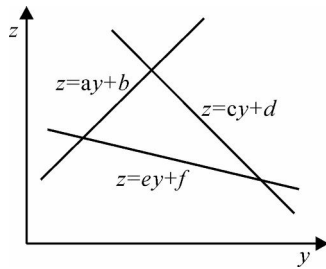


图 1 第 k 个三角形子区域示意图

对应于第 k 个子区域的基函数为

$$k(y, z) = \max\{0, \min\{z, \min\{ay + b, cy + d\} - ey + f\}\}, \quad (15)$$

常系数 $b_k (k = 1, \dots, M)$ 可由最小二乘得到, 计算十分方便.

3.1.2 区域划分

由上述可知, 对于系统的非线性部分 $f(X(t))$, 不同的子区域划分得到其不同的 SCPLNN 模型, 从而得到的模型逼近精度(对应式(6)中的)也不同. 为满足在线辨识的需要, 本文给出一种 SCPLNN 模型的自适应辨识算法, 它的子区域划分与有关.

这种区域划分方法首先得到一初始区域划分, 然后用迭代的方法得到最终的各子区域. 假设由 R^{n+1} 空间的非线性函数 $f(x)$, 其中 $X \in R^n$, 得到一组采样点集 $P = \{p_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \in D\}, i = 1, 2, \dots, N$. 对于采样点集 P 的某一确定的区域划分可以得到一个相应的 SCPLNN 函数 $f(X)$, 假设它的第 k 个子区域 Y_k 内有 m_k 个采样点 $p_{k_i}, i = 1, 2, \dots, m$, 则子区域 Y_k 的 L 误差定义为

$$d_k = \max_{i=1,2,\dots,m_k} |f(x_{k_i1}, x_{k_i2}, \dots, x_{k_in}) - f(x_{k_11}, x_{k_12}, \dots, x_{k_1n})| = |f(x_{k_i1}, x_{k_i2}, \dots, x_{k_in}) - f(x_{k_11}, x_{k_12}, \dots, x_{k_1n})|,$$

点 $p_{k_i} = (x_{k_i1}, x_{k_i2}, \dots, x_{k_in})$ 称为子区域 Y_k 的特征点.

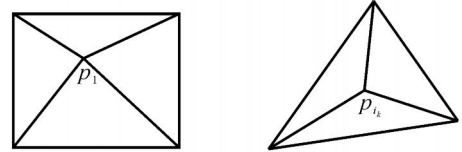
为了求得较好的逼近误差, 子区域的划分可采用如下步骤:

Step1: 对采样点集 P 进行最小二乘拟合, 得到一线性函数 $f_1(X)$, 计算 D 上的 L 误差及特征点 p_1 .

$$d_1 = \max_{i=1,2,\dots,N} |f(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) - f_1(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})|.$$

如果 $d_1 < \epsilon$, 则结束, 取当前的逼近模型 $f_1(X)$ 为系统非线性部分的逼近模型; 如果 $d_1 > \epsilon$, 则转 Step2.

Step2: 将特征点 p_1 与定义域 D 的各顶点相连, 得到子区域划分, 见图 2(a). 递归计算定义在该区域划分上的 SCPLNN 模型.



(a) 矩形子区域分割 (b) 三角形子区域分割

图 2 二维空间的子区域分割方法

Step3: 计算各个子区域的 L 误差. 对于误差大于 ϵ 的子区域分别进行分割: 首先找到该子区域的最大 L 误差点 p_k , 然后将该点与子区域的各顶点相连, 得到新的区域划分, 以二维子区域为例, 见图 2(b). 重复进行 Step3, 计算定义在新区域划分上的 SCPLNN 模型, 直到某一区域划分所有子区域上的 L 误差都小于 ϵ 结束, 定义在这个区域划分上的 SCPLNN 模型即为系统非线性部分可以接受的逼近模型.

3.2 鲁棒观测器设计

根据上述逼近结果, 并结合 l_1 滤波理论, 不难得到以下的结论.

引理 1^[19-25] 给定具有适当维数的矩阵 P, H 和向量 Z_1, Z_2 , 对于任意 $\epsilon > 0$, 应满足

$$Z_1^T P H Z_2 + Z_1 P H Z_2^T - \epsilon^{-1} Z_1^T P H H^T P Z_1 + Z_2^T Z_2. \quad (16)$$

定理 1 对于上述系统(16), 如果存在对称正定阵 $P \in R^{n \times n}$ 及实数 $\epsilon > 0, r > 0, \rho > 0$, 满足如下的 LMI 约束条件:

$$\begin{bmatrix} \text{He}(PA) + \epsilon^{-1} I & \sqrt{1 + \rho} P \\ \sqrt{1 + \rho} P & -I \end{bmatrix} < 0, \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} -P & I \\ I & -I \end{bmatrix} < 0, \quad (18)$$

则观测矩阵 L 能使观测误差系统(8)内在稳定, 且椭圆 $\rho = \{e: e^T P e \leq \rho\}$ 构成一个鲁棒吸引域. 同时系统观测稳态误差被约束在

$$e(t) \leq \rho. \quad (19)$$

其中: $\text{He}(\cdot)$ 为矩阵转置和, 对于任意矩阵 M , 有 $\text{He}(M) = M + M^T$.

证明 考虑如下的 Lyapunov 函数:

$$V(e(t), t) = e^T(t) P e(t),$$

考虑其对时间的导数

$$\dot{V}(e(t), t) = \text{He}\{e^T(t) P A e(t) + e^T(t) P (t) + e^T(t) P [f(X(t)) - f(X(t))]\}.$$

根据引理 1 和 Lipschitz 条件, 有

$$e^T P [f(X) - f(X)] + [f(X) - f(X)]^T P e \leq e^T P^T P e + \epsilon^{-1} [f(X) - f(X)]^T [f(X) - f(X)] \leq e^T P^2 e + \epsilon^{-1} e^T e,$$

和

$$e^T P(t) + \dot{e}^T(t) P e$$

$$e^T P^T P e + \dot{e}^T(t) P e$$

$$e^T P^2 e + \dot{e}^T(t) P e$$

考虑到在椭球 $\mathcal{P} = \{e: e^T P e \leq 1\}$ 之外, 皆存在 $\dot{e}^T P e$, 则可得到如下的 LMI 条件:

$$\begin{bmatrix} \text{He}(PA) + \dot{e}^T P e & \sqrt{1 + \dots} P \\ \sqrt{1 + \dots} P & -I \end{bmatrix} < 0,$$

即条件(17).

进一步考虑系统的集元不变性, 根据 Schur 引理, 可以直接由式(14) 得到

$$e^T e - e^T P e > 0.$$

注意到鲁棒吸引域边界为 $e^T P e = 1$, 则有

$$e^T e - e^T P e > 0,$$

因此结论(19) 成立.

由上述定理不难知道, 逼近误差上界 γ 愈小, 则观测器观测误差愈小. 而在给定的逼近模型 / 误差下, 观测器的设计目标为

Min

With $\gamma > 0, \beta > 0, \alpha > 0,$

$$P = P^T > 0, P \in R^{n \times n}, R = R^T > 0, R \in R^{l \times n},$$

$$\begin{bmatrix} \text{He}(PA + RC) + \sqrt{\gamma} P & \sqrt{\beta} P \\ \sqrt{\beta} P & -I \end{bmatrix} < 0, \quad (20)$$

$$\begin{bmatrix} -P & I \\ I & -I \end{bmatrix} < 0, \quad (21)$$

且相应观测矩阵为

$$L = P^{-1} R. \quad (22)$$

4 仿真结果

为了验证提出的观测器设计方法, 本文用下面的系统进行测试.

对于一个二阶非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = x_2 - x_1 - x_1^2 x_2 + u, \end{cases} \quad (23)$$

其对应(1) 的系统参数为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$C = [1 \ 0], f(X) = -x_1^2 x_2.$$

分别取 $\alpha = 3, \beta = 1.5$, 采用上文给出的自适应算法, 得到非线性部分的两个 SCPLNN 逼近模型, 称为逼近模型 1 和逼近模型 2. 取 $\gamma = 1, \beta = 1$, 可以分别求得满足式(20), (21) 的 P, R 为

$$R = \begin{bmatrix} -118.09 & \\ & -6 \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} 1692.27 & -0.17 \\ -0.17 & 0.003 \end{bmatrix},$$

$$L = P^{-1} R = \begin{bmatrix} -7 & \\ & -211.46 \end{bmatrix}, \gamma = 0.2027.$$

由式(19) 知, 这两个模型的观测稳态误差 $e(t), \hat{e}(t)$ 应分别满足

$$e(t) \leq 0.6080, \quad (24)$$

$$\hat{e}(t) \leq 0.3040. \quad (25)$$

为了说明本文给出的 SCPLNN 模型辨识算法的效果, 同时用基于链接超平面算法的典范分片线性表示模型逼近非线性部分, 它的子区域的个数取为与模型 2 相同, 称为逼近模型 3.

图 3 和图 4 给出了仿真结果. 系统输入为 $\sin t$, 原始系统初始状态定为 $x(0) = [1.2 \ 0.5]^T$, 观测系统初始状态定为 $\hat{x}(0) = [1.5 \ 0.7]^T$. 从仿真曲线可以看出, 本文给出的综合分片线性函数模型辨识 / 逼近和鲁棒观测器设计方法得到的状态跟踪效果及观测稳态误差是令人满意的. 从图 3 和图 4 上还可看出, 无论是状态跟踪效果还是观测稳态误差, 模型 2 都要好于模型 3, 这也说明在使用片数相同的情况下, 本文提出的非线性部分的分片线性逼近方法比基于链接超平面的典范分片线性表示模型逼近的精度高.

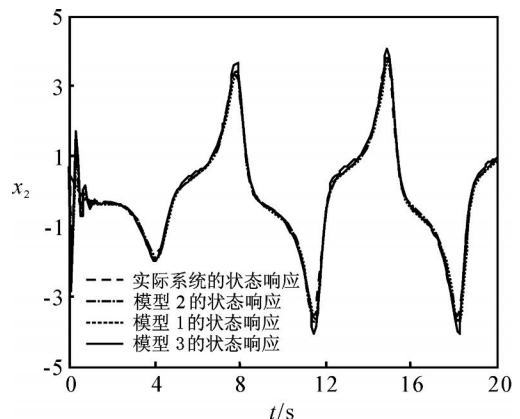


图3 状态 x_2 的响应

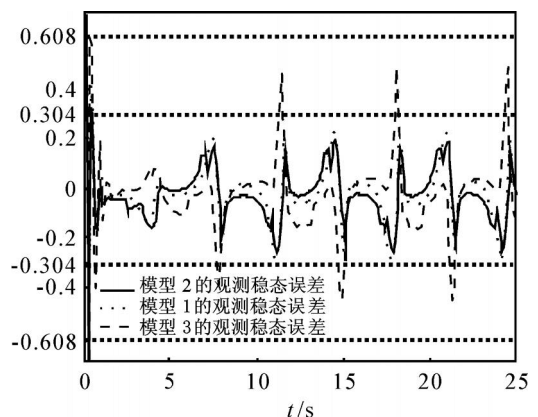


图4 状态 x_3 的观测稳态误差及比较

5 结论

本文在已有非线性系统逼近和观测器设计研究的基础上, 提出了对于一大类非线性系统的鲁棒观测器设计方法. 该方法有着表述直观、计算量较小等

优点. 仿真计算表明此设计方法是有效的.

参考文献(References)

- [1] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1985, 15(1): 116-132.
- [2] Ljung L. System identification-theory for the user, Prentice-Hall Inc[M]. Upper Saddle River, 1986.
- [3] Nelles O. Nonlinear system identification [M]. Berlin: Springer, 2003.
- [4] Pucar P, Sjöberg J. On the hinge-finding algorithm for hinging hyperplanes [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1998, 44(3): 1310-1319.
- [5] Breiman L. Hinging hyperplanes for regression, classification and function approximation [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1993, 39(3): 999-1013.
- [6] Julian P, Jordan M, Desages A. High-level canonical piecewise linear representation using a simplicial partition[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 1999, 46(6): 463-480.
- [7] Wang S, Dai J, Tanaka M. A parametric approach for l_1 robust identification [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1999, 44(6): 1282-1286.
- [8] Li X, Wang S N, Yin W. A canonical representation of high-dimensional continuous piecewise-linear functions [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2001, 48(11): 1347-1351.
- [9] Wang S. General constructive representations for continuous piecewise-linear functions [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2004, 51(9): 1889-1896.
- [10] Wang S, Sun X. Generalization of hinging hyperplanes [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2005, 51(12): 4425-4431.
- [11] Wen C, Wang S, Li F, et al. A compact f - f model of high-dimensional piecewise-linear function over a degenerate intersection[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2005, 52(4): 815-821.
- [12] Sakhar R, Karl J H. Observer design for a class of nonlinear systems[J]. Int J of Control, 1994, 59(2): 515-528.
- [13] Young M C, Rajamani R. A systematic approach to adaptive observer synthesis for nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1997, 42(4): 534-537.
- [14] Rajamani R. Observers for lipschitz nonlinear systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1998, 43(2): 397-401.
- [15] 李力, 方华京. 小波神经网络逼近能力及 Thau 定理推广[J]. 控制与决策, 2000, 15(5): 561-564. (Li L, Fang H J. WNNs approximate ability and improvements of Thau theorem [J]. Control and Decision, 2000, 15(5): 561-564.)
- [16] Gu D W, Poon F W. A robust state observer scheme [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(12): 1958-1963.
- [17] Jin S H, Park J B. Robust H filter for polytopic uncertain systems via convex optimization [J]. IEEE Proc of Control Theory and Applications, 2001, 148(1): 55-59.
- [18] Li L, Wang F W, Shan G, et al. Design of tire fault observer based on estimation of tire/road friction conditions[J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(5): 695-702.
- [19] Vidyasagar M. Optimal rejection of persistent bounded disturbances[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1986, 31(6): 527-535.
- [20] Abedor J, Nagpal K, Poolla K. A linear matrix inequality approach to peak-to-peak gain minimization [J]. Int J of Robust and Nonlinear Control, 1996, 6(9/10): 899-927.
- [21] Vincent T, Abedor J, Nagpal K, et al. Discrete-time estimators with guaranteed peak-to-peak performance [C]. Proc of 13th IFAC Triennial World Congress. San Francisco, 1996: 43-48.
- [22] Blanchini E. Set invariance in control[J]. Automatica, 1999, 35(11): 1747-1767.
- [23] Yoshio E, Tomomichi H. New dilated LMI characterizations for continuous-time control design and robust multi-objective control [C]. Proc of the American Control Conference. Anchorage, 2002: 47-52.
- [24] Hao F, Chu T, Huang L, et al. Persistent bounded disturbance rejection for impulsive systems[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2003, 50(6): 785-788.
- [25] 李艳辉, 王常虹, 高会军. 不确定离散时间系统的混合 l_1/H 滤波[J]. 控制与决策, 2004, 19(6): 702-706. (Li Y H, Wang C H, Gao H J. Mixed l_1/H filtering for discrete uncertain systems [J]. Control and Decision, 2004, 19(6): 702-706.)
- [26] Wang S N, Huang X L, Junaid K M. Configuration of continuous piecewise-linear neural networks[J]. IEEE Trans on Neural network, 2008, 19(8): 1431-1445.

(下转第 288 页)

4.3 结果分析

系统正常工作时,从图 4 可见,系统状态的真实值和估计值吻合很好,系统故障预测概率虽然有小的突起,但都远远小于 0.5,可见,基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法能对正常工作的系统进行准确的预测.

当 a_{z_2} 随时间变化时,状态值 x 的 h_2 分量逐渐偏离正常值,即系统发生故障.从图 5(a) 可见,基于随机摄动粒子滤波器的故障预测算法能很好地跟踪系统状态的变化情况.在图 5(b) 中,SIR 故障预报算法预测的概率具有较大的振荡,不能准确地估计系统将要发生的故障.根据式(18)可知,在 $t = 69$ t 时,系统已经进入故障状态.结合表 4 和图 5,基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法在 $t = 64$ t 时,预测概率超过 0.5,且逐渐增加.直到 $t = 70$ t 时,故障预测概率增加至 1.可见,基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法能及时准确地预测系统即将发生的故障.

5 结 论

将粒子滤波器应用于故障预报首先要解决的问题就是提高算法的跟踪能力,而影响算法跟踪能力的主要因素是粒子退化和粒子耗尽.对于估计那些较长时间维持不变的量时,粒子耗尽的影响尤为严重,而故障预测概率正是属于这种类型.对此,本文提出了一种基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法.仿真结果表明,随机摄动粒子滤波算法是有效的,且在跟踪能力、运行时间、计算精度、抑制退化和改善粒子多样性等方面均优于 SIR 粒子滤波算法;基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法对于系统状态具有很强的跟踪能力,与 SIR 故障预报算法相比,能更及时准确地对系统故障进行预报.

参考文献(References)

- [1] 陈敏泽,周东华. 动态系统的故障预报技术[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 819-820.
(Chen M Z, Zhou D H. Fault prediction techniques for dynamic systems[J]. Control Theory and Application, 2003, 20(6): 819-820.)
- [2] 胡士强,敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-362.
(Hu S Q, Jing Z L. Overview of particle filter algorithm [J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361-362.)
- [3] William Ng, Jack Li, Simon Godsill, et al. A review of recent results in multiple target tracking[C]. Proc of the 4th Int Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. Zagreb, 2005: 40-45.
- [4] Cheng Chang, Rashid Ansari. Kernel particle filter for visual tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 242-245.
- [5] Tadesse Ghirmai, Mónica F Bugallo, Joaquín Míguez, et al. A sequential monte carlo method for adaptive blind timing estimation and data detection[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(8): 2855-2865.
- [6] Tao Wei, Huang Yufei, Philip Chen. Particle filtering for adaptive sensor fault detection and identification[C]. Proc of the 2006 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Orlando, 2006: 3807-3812.
- [7] Petar M Djurić, Jayesh H Kotecha, Jianqui Zhang, et al. Particle filtering [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19-38.
- [8] Cody Kwok, Dieter Fox, Marina MeilÅ. Real-time particle filters[J]. Proc of the IEEE, 2004, 92(3): 471-472.
- [9] Chen M Z, Zhou D H. Particle filtering based fault prediction of nonlinear systems [C]. IFAC Symposium Proc of Safe Process. Washington: Elsevier Science, 2001: 2971-2977.
- [10] 莫以为,萧德云. 进化粒子滤波算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 269-270.
(Mo Y W, Xiao D Y. Evolutionary particle filter and its application [J]. Control Theory and Application, 2005, 22(2): 269-270.)
- [11] Wang Weir-hui, Peng Zhao, Zhou Dong-hua. State estimation of a class of hybrid systems in the presence of unknown mode transition [J]. Acta Automatic Sinica, 2005, 31(3): 456-457.

(上接第 283 页)

- [27] Chua L O, Kang S M. Section-wise piecewise linear functions: Canonical representation, properties, and applications[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1977, 30(3): 125-140.
- [28] Breiman L. Hinging hyperplanes for regression, classification, and function approximation [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1993, 39(3): 999-1013.
- [29] Lin J N, Unbehauen R. A generalization of canonical piecewise-linear functions[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1994, 41: 345-347.