

文章编号: 1001-0920(2004)06-0611-05

基于进化粒子滤波器的混合系统故障诊断

莫以为, 萧德云

(清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 在混合系统中, 需要同时估计系统的混合状态和系统参数. 针对存在这类故障的混合系统的混合状态和参数估计问题提出一种解决方案, 对混合系统使用混合自动机建模, 并使用粒子滤波算法对其混合状态进行估计, 对可能发生变化(故障)的参数使用进化粒子滤波算法进行估计, 从而实现了混合系统的故障诊断. 将这二者结合起来构成混合系统故障诊断的应用框架, 实现了混合系统的混合状态和系统参数的在线估计. 仿真结果表明所提出的应用框架和方法是可行的.

关键词: 粒子滤波; 混合系统; 状态估计; 参数估计; 故障诊断

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A

Fault diagnosis of hybrid systems based on the evolutionary particle filter

MO Yi-wei, XIAO De-yun

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: XIAO De-yun, E-mail: xiaody@mail.tsinghua.edu.cn)

Abstract: It is necessary to estimate hybrid states and parameter simultaneously for the fault diagnosis of the hybrid system. A solution to cope with hybrid state and parameter estimations of hybrid system with time-varying parameters is proposed. Based on modeling the hybrid system with hybrid automaton, an approach is presented to estimate hybrid states with particle filter. The evolutionary particle filter is used to estimate the time-varying parameter. An application frame for the fault diagnosis of the hybrid system is constructed, in which two type estimators are combined to complete the hybrid states and parameter estimations on-line. Simulation results demonstrate the feasibility of the proposed approach.

Key words: particle filter; hybrid system; state estimation; parameter estimation; fault diagnosis

1 引言

混合系统中的离散状态与连续状态是相互作用的, 使得混合系统的故障诊断比一般系统的故障诊断更为复杂. 通常需要有合适的系统模型, 以实现混合系统的状态监测. 即根据模型和观测值估计并跟踪混合系统的状态变化, 然后依据模型和估计结果推断出混合系统可能出现的故障. 然而, 混合系统

的状态监测和诊断目前还没有较为满意的完整解决方案. 在所提出的方法中, Basseville 等应用部分随机 Petri 网建模, 以实现故障的诊断和分离^[1]; Mignone 利用混合整数规划方法, 以实现状态估计和故障诊断^[2]; Koutsoukos 提出使用混合自动机来描述混合系统, 以实现嵌入式系统的故障诊断^[3]; Hofbauer 提出使用概率混合自动机描述和卡尔曼滤

收稿日期: 2003-05-26; 修回日期: 2003-07-04.

基金项目: 国家 863 计划基金项目(2002AA412510, 2002AA412420).

作者简介: 莫以为(1966—), 男, 广西凭祥人, 博士生, 从事混合系统、故障诊断等研究; 萧德云(1945—), 男, 福建仙游人, 教授, 博士生导师, 从事辨识建模、故障诊断等研究.

波器,以实现模式估计和故障诊断^[4].

作者曾提出使用随机混合自动机来描述混合系统,将某些特定突变故障(即影响系统运行模式的那类故障)纳入模型,使用粒子滤波算法实现混合状态估计,同时实现此类故障的诊断.混合系统中还存在其他类型的故障,如果表现为模型某个参数的变化,通过参数估计便可实现故障诊断.参数估计是一个普遍的问题,如何将其与混合状态监测结合起来仍是一个需要解决的问题.最近,作者提出了进化粒子滤波算法,解决了粒子滤波器在估计某些长时间不变参数时存在的问题.本文将此算法纳入混合系统的状态监测框架,实现了混合状态和参数的同时估计.

2 问题描述

2.1 混合系统故障诊断问题的描述

在混合系统描述中,混合自动机是最为常见的模型^[5].混合系统的状态同时包括离散状态 s ($s \in Q$, Q 是有限集合,表示系统所处的离散模式)和连续状态 x ($x \in \mathbb{R}^n$),二者合称为混合状态,表示为 (s, x) .通常以离散状态表示系统模式,如果离散状态已确定,则混合系统的动态特性也随之确定.可描述为

$$\begin{cases} \dot{x} = f_s(x, u_d, u_c), \\ y = g_s(x, u_c). \end{cases} \quad (1)$$

其中:系统混合状态变量为 $z = [s, x]$,控制变量为 $[u_d, u_c]$,输出变量为 y ,需要监测的参数是 θ , θ 的变化表示系统出现故障.

这类混合系统的故障诊断可描述为:给定上述混合系统模型,给出观测序列 $Y_t = (y_0, y_1, \dots, y_t)$,连续控制输入 $U_t^c = (u_0, u_1, \dots, u_t)$,到时间 t 为止的离散控制历史记录 $U_t^d = (u_1, u_2, \dots)$,混合系统的故障诊断问题就是确定系统参数是否发生变化.

2.2 混合系统的故障诊断

混合系统故障诊断实际上是通过参数估计而实现的.然而,参数 θ 与混合状态 z 相互作用,要估计混合状态 z 就要依赖于系统参数 θ ,反之,要估计系统参数则要获得混合状态的信息,二者的估计是相互依赖的.因此,混合系统的状态监测与参数估计需要结合起来考虑.

作者曾提出基于粒子滤波器的混合状态估计方法,即假定参数已知,则可估计系统混合状态为 (\hat{s}_t, \hat{x}_t) .对于参数 θ ,原本可与混合状态 z 结合在一起同时估计,但由于它在相当长的时间内维持不变,

一般的粒子滤波器会遭受样本贫化的影响,使得粒子滤波器的跟踪能力受到影响,不能准确估计出参数的变化.为此提出使用进化粒子滤波器,较好地解决了这类问题.本文利用进化粒子滤波器对系统的参数进行估计,并将其融入混合系统的状态估计,同时解决了混合系统的状态监测与这类故障的诊断问题.

3 粒子滤波器

下面介绍粒子滤波算法如何应用于混合系统的状态估计和系统的参数估计,并给出具体的估计算法.

3.1 粒子滤波器简化与混合状态估计

粒子滤波算法适用于非线性系统以及非高斯分布的环境,广泛应用于系统的状态和参数估计^[6,7].它实际上是一种递推的近似状态后验密度函数的方法,当粒子数目趋于无穷时,这种近似收敛于真实的后验密度.粒子滤波算法本身存在计算负担问题,因此应用对象的状态维数不能太高,其应用需要一定的简化.常见的简化理论是 Rao-Blackwell 定理^[8,9],简化结果对粒子滤波算法的应用十分有利,保证了简化后粒子滤波算法的结果不会变差.据此,作者提出使用简化的粒子滤波器算法来估计混合状态^[10].假定混合系统使用混合自动机来描述,系统运行模式为一有限集,每一模式下系统的动态特性如式(1)所示.对系统的状态估计包括对离散模式和连续状态的估计,合称为混合估计.所提出的估计算法如下:

算法 1(混合状态估计算法) 令 $\{s_{t-1}^{(k)}, x_{t-1}^{(k)}, w_{t-1}^{(k)}, k = 1, \dots, N\}$ 表示在时间 $t-1$ 的样本集合, N 是样本总数,第 k 个样本加权值为 $w_{t-1}^{(k)}$.混合状态估计如下:

1) 初始化: $t = 0$,从 $p(s_0)$ 和 $p(x_0)$ 抽样出等加权的样本集合 $\{s_0^{(k)}, x_0^{(k)}, 1/N\}_{k=1}^N$, $k = 1, 2, \dots, N$,并令 $t = 1$.

2) 序贯重要性抽样预测:应用 $p((s_t, x_t) / (s_{t-1}^{(k)}, x_{t-1}^{(k)}))$ 来计算 $\{\tilde{s}_{t|t-1}^{(k)}, \tilde{x}_{t|t-1}^{(k)}\}_{k=1}^N$,这里既使用了模式迁移矩阵 $p(s_t / s_{t-1})$,又使用了系统流条件 f_s ,即微分方程.将所得的测量值与每一粒子的输出预测进行比较,计算每一样本的重要性加权值 $w_t^{(k)} = p(y_t / \tilde{s}_{t|t-1}^{(k)}, \tilde{x}_{t|t-1}^{(k)})$,并归一化得到 $\{\tilde{s}_{t|t-1}^{(k)}, \tilde{x}_{t|t-1}^{(k)}, \bar{w}_{t|t-1}^{(k)}\}_{k=1}^N$.

3) 重抽样:按加权值 $\bar{w}_{t|t-1}^{(k)}$ 的大小,从 $\{\tilde{s}_{t|t-1}^{(k)}, \tilde{x}_{t|t-1}^{(k)}\}_{k=1}^N$ 中重新抽样出 N 个等加权值的粒子,即

$\{s_t^{(k)}, x_t^{(k)}, 1/N\}_{k=1}^N$, 按加权值的大小复制或抛弃样本.

4) 计算模式迁移矩阵: 使用样本集合 $\{s_t^{(k)}, x_t^{(k)}, 1/N\}_{k=1}^N$, 计算下一时刻的自治迁移概率矩阵 $T_a(s_{t+1} | Y_t, U_t, x_t)$, 以及受控迁移矩阵 T_c .

5) 混合估计: 每一步都给出一个混合估计, 系统模式使用每一步中最为可能的模式粒子来估计, 连续状态使用最为可能的模式粒子来估计. 即

$$\hat{s}_t = \arg \max_k w_t^{(k)}, \hat{x}_t = \sum_k \frac{w_t^{(k)} s_t^{(k)}}{\sum_k w_t^{(k)}} \quad (2)$$

其中: $\mathcal{Q}_i = \{k | s_t^{(k)} = i\}$, $\mathcal{Q} = \{k | s_t^{(k)} = \hat{s}_i\}$. 并置 $t \rightarrow t + 1$, 返回步骤 2).

3.2 进化粒子滤波器算法与参数估计

一般而言, 式(1)中参数与系统输出是一种非线性关系. 可将参数视为一类特殊的状态, 对其估计使用粒子滤波算法来实现, 但要考虑对这类较长时间维持不变的状态, 粒子滤波算法时常遭受退化的影响. 样本贫化现象对粒子滤波算法的应用有较大的影响. 由于实际应用中粒子数目总是有限的, 当所估计的状态长时间维持不变时影响尤为严重. 为克服算法退化的影响, 作者提出了进化粒子滤波算法, 试图通过在粒子滤波算法中引入进化规划来维持种群的多样性, 以保持较好的跟踪能力. 本文所考虑的参数估计问题便属长时间维持不变的情形, 所提出的进化粒子滤波算法非常适用于对参数的估计.

考虑参数的变化, 可将式(1)重写为

$$\begin{cases} \dot{x} = f_s(x, t, u_d, u_c) + v_t \\ y = g_s(x, t) + v_t \\ \dot{\theta} = f(\theta, w_t) = \theta + w_t \end{cases} \quad (3)$$

其中: $v_t \sim N(0, Q)$, $v_t \sim N(0, Q^v)$, w_t 为任意分布. 现在的问题是如何通过观测值和混合状态的估计来估计系统参数. 应用进化粒子滤波算法, 对系统参数的估计如下:

算法 2 (参数估计算法)

1) 初始化: 从时刻 t_0 对参数 θ 的先验样本中抽取一个大小为 N_p 的样本集合 $\{\theta_{k-1}^i | i=1, \dots, N_p\}$, 完成初始化.

2) 预测: 从噪声 w_k 的分布中抽取 N_p 个样本 $\{w_k^1, \dots, w_k^{N_p}\}$, 使用这些样本并通过方程 $\theta_{k|k-1}^i = f(\theta_{k-1}^i, w_k^i)$, 产生一个新的点群 $\{\theta_{k|k-1}^i | i=1, \dots, N_p\}$.

3) 进化选择:

变异: 对样本集合 $M(k) = \{\theta_{k|k-1}^i | i=1, \dots, N_p\}$, 按 $\theta_{k|k-1}^i = \theta_{k|k-1}^i + \epsilon_i N_i(0, 1)$ 变异得到新的样本集合 $M(k) = \{\theta_{k|k-1}^i | i=1, \dots, N_p\}$, 构成候选样本集合 $M(k)$ 和 $M(k)$;

计算适应值: 按每一样本的似然度计算 $M(k)$ 和 $M(k)$ 的适应值, 即对每一粒子计算其加权值

$$\begin{cases} q_k^i = p(y_k^i | \theta_{k|k-1}^i) / \sum_{j=1}^{N_p} p(y_k^i | \theta_{k|k-1}^j) \\ y_k^i = g_s(x, \theta_{k|k-1}^i) \end{cases} \quad (4)$$

竞争计分: 从候选集中随机地选择 q 个样本, 作为竞争样本, 计算每一 $M(k)$ 和 $M(k)$ 的竞争得分 W_k^i ;

选择: 按竞争得分降序排列所有的粒子, 取其前一半作为选择结果, 并将相应的加权归一化, 得到用于加权为 $\{q_k^i\}_{i=1}^{N_p}$ 的样本集合 $\{\theta_{k|k-1}^i | i=1, \dots, N_p\}$.

4) 重抽样: 根据滤波阶段获得的加权分布独立地重新抽样 N_p 次, 所得粒子 $\{\theta_{k|k-1}^i | i=1, \dots, N_p\}$ 构成后验 $p(\theta | Y_{1:k}, \hat{z})$ 的近似样本, 得到当前时刻对参数的估计 $\hat{\theta}$, 并以此作为下一循环的先验进入步骤 2).

4 混合系统的状态监测与故障诊断实现

本文提出的混合系统状态和参数估计的框架如图 1 所示. 它由两个分别估计混合状态和参数的粒子滤波估计器构成, 并由一个监督器进行协调. 由于粒子滤波算法的计算负担较大, 在此框架中加入系统监督器来控制参数估计算法的调用. 一般而言, 当系统输出估计与测量值差超过阈值时, 监督器启动对参数的估计程序.

假定由算法 1 得到的混合估计为 $\hat{z}_t = (\hat{s}_t, \hat{x}_t)$,

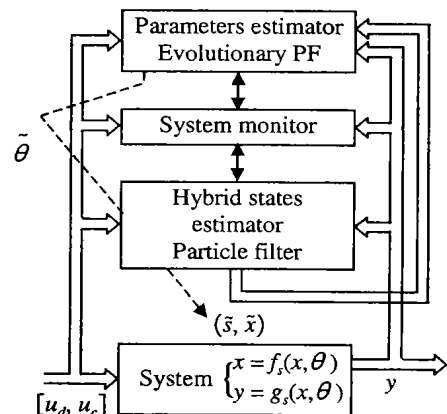


图 1 混合状态和参数估计框架

并可推断其前一时刻的估计与实际混合状态的差别不太大,因此可在算法 2 中利用前一时刻的混合估计结果对参数进行估计. 两种估计算法所得结果互为下一步估计的前提,从而实现了混合系统的混合状态和参数的同时估计. 具体算法如下:

算法 3 (监督算法)

- 1) 调用算法 1,实现对混合状态的估计.
- 2) 如果输出估计与实际测量不超过阈值,或参数估计次数超过一定的次数,则返回步骤 1),进入下一循环的估计;否则,进入步骤 3).
- 3) 调用算法 2,获得对参数的估计 \hat{p}_t . 对于不同参数下的输出估计,利用前一时刻的混合估计 $\hat{x}_{t-1} = (\hat{x}_{t-1}, \hat{x}_{t-1})$ 而获得,并与当前时刻的测量值 y_t 进行比较,得到不同参数的加权值. 如果参数估计次数未达到规定次数,则返回步骤 1),进入下一循环的估计;否则,进入步骤 4).
- 4) 判断参数与标称值的差距,如果超过一定的范围,则认为出现故障并报警.

粒子滤波器在粒子数趋向无穷时,能保证收敛到所近似的真值,因此从理论上说,这两种粒子滤波算法在所用的抽样样本数目趋于无穷时,可分别收敛到真实的混合状态和系统参数. 但如何确定满足一定精度的粒子数目的下限,目前还没有成熟的方法和理论保证. 用于参数估计的粒子数目应大一些,因为参数误差的影响显然要大.

5 示例仿真

本文采用图 2 所示的系统作为例子. 系统状态为 h_1 和 h_2 ,观测值为 $f_{out}(t)$,控制量为 $f_{in}(t)$, V_c , V_1 和 V_2 , 系统输出流量为 $f_{out}(t) = 1\ 000\ ps_0 \sqrt{gh_1(t) + (t)(1/s)}$, s_0 是管道横截面积, $\sim N(0,0.1)$. 设 $f_{in}(t)$ 恒定,采样周期为 1 s. 系统共有 8 个离散状态即模式,分别对应不同于的动态特性.

阀门 V_1 的参数 p 可能发生变化,它表示 V_1 发

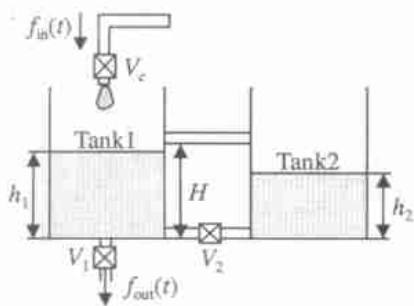
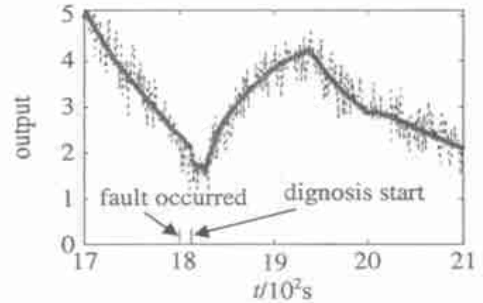
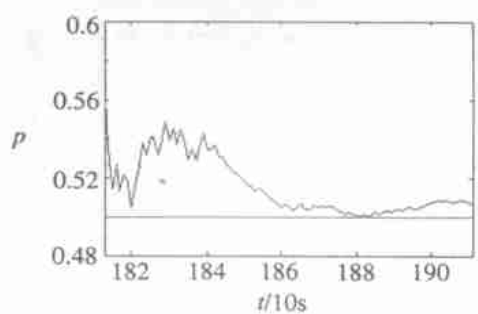


图 2 混合系统示例

生堵塞故障. 通过对参数 p 的辨识,可实现这类故障的诊断. 假定 p 在时间 1 800 s 由 0.6 改变为 0.4. 应用本文提出的算法对混合状态和参数进行估计,所得结果如图 3 所示.



(a) 输出估计结果



(b) 参数 p 估计结果

图 3 示例仿真结果

本文提出的混合系统的状态和参数估计的框架,能实现同时对系统的混合状态和参数进行估计,在获得参数的估计后便可判断出所发生的故障. 由于采用粒子滤波算法实现估计,计算负担是一个值得考虑的问题,这也使得所估计的参数和状态的总数不能过大.

6 结 论

本文研究同时进行混合系统的混合状态和参数估计问题,通过参数估计实现混合系统中一类故障的诊断. 文中提出使用两个相互作用的粒子滤波器分别估计混合状态和参数,从而实现了混合状态和参数的同时估计. 其中:混合状态的估计使用一般粒子滤波算法来实现,而表示故障的系统参数估计则使用进化粒子滤波算法来实现. 从仿真结果可以看出,所提出的混合系统的混合状态和参数的同步估计框架是可行的.

参考文献 (References):

[1] Basseville M, Benveniste A, Tromp L. Diagnosing hybrid dynamical systems: Fault graphs, statistical residuals and viterbi algorithms[A]. Proc of the 37th IEEE CDC[C].

- Tampa,1998. 3757-3762.
- [2] Mignone D, Bemporad A, Morari M. A framework for control, fault detection, state estimation and verification of hybrid systems[A]. *Proc of American Control Conf* [C]. San Diego,1999. 134-138.
- [3] Koutsoukos X, Zhao F, Haussecker H, et al. Fault modeling for monitoring and diagnosis of sensor-rich hybrid systems[A]. *Proc of the 40th IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Orlando,2001. 793-801.
- [4] Michael W H, Brian C W. Mode estimation of probabilistic hybrid systems[A]. *Hybrid Systems: Computation and Control* [C]. Berlin: Springer-Verlag,2002. 253-266.
- [5] Thomas Henzinger. The theory of hybrid automata[A]. *Proc of the 11th Annual IEEE Symposium on Logic in Computer Science* [C]. New Brunswick,1996. 278-292.
- [6] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non — Gaussian-Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings F*,1993,140(2):107-113.
- [7] Doucet A, Gordon N, Krishnamurthy V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*,2001,49(3):613-624.
- [8] Casella G, Robert C P. Rao-blackwellisation of sampling schemes[J]. *Biometrika*,1996,83(1):81-94.
- [9] Liu J S, Chen R. Sequential Monte-Carlo methods for dynamic systems [J]. *J of the American Statistical Association*,1998,93:1032-1044.
- [10] Mo Y W, Xiao D Y. Hybrid system monitoring and diagnosing based on particle filter algorithm [J]. *Acta Automatica Sinica*,2003,29(4):641-648.

(上接第 610 页)

- [8] Chevalyre Y, Zucker J D. Solving multiple-instance and multiple-part learning problems with decision trees and decision rules: Application to the mutagenesis problem[A]. *Lecture Notes in Artificial Intelligence* [C]. Berlin: Springer,2001. 204-214.
- [9] Tom M. 曾华军, 张银奎译. 机器学习[M]. 北京:机械工业出版社,2003.
- [10] 蔡自兴,徐光祐. 人工智能及其应用[M]. 第 2 版. 北京:清华大学出版社,1996.
- [11] Blake C L, Keogh E, Merz C J. UCI repository of machine learning databases [R]. Irvine: University of California,1998.
- [12] Auer P. On learning from multi-instance examples: Empirical evaluation of a theoretical approach[A]. *Proc of the 14th Int Conf on Machine Learning* [C]. Nashville, 1997. 21-29.
- [13] Maron O, Lozano P T. A framework for multiple-instance learning[A]. *Advances in Neural Information Processing Systems* [C]. Cambridge: MIT Press,1998. 570-576.
- [14] Zhang Q, Goldman S A. EM-DD: An improved multiple-instance learning technique[A]. *Advances in Neural Information Processing Systems* [C]. Cambridge: MIT Press,2002. 1073-1080.
- [15] Wang J, Zucker J D. Solving the multiple-instance problem: A lazy learning approach [A]. *Proc of the 17th ICML* [C]. San Francisco,2000. 149-166.
- [16] Chevalyre Y, Bredeche N, Zucker J D. Learning rules from multiple instance data: Issues and algorithms[A]. *The 9th Int Conf on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems* [C]. Annecy,2002. 117-124.
- [17] Zhou Z H, Zhang M L. Neural networks for multi-instance learning[A]. *Proc of the Int Conf on Intelligent Information Technology* [C]. Beijing,2002. 455-459.
- [18] Ramon J, Raedt L D. Multi-instance neural networks [A]. *Proc of ICML-2000 Workshop on Attribute value and Relational Learning* [C]. Stanford,2000. 53-60.
- [19] Scott S. Geometric patterns: Algorithms and applications [A]. *ICML 2000 Workshop on Machine Learning of Spatial Knowledge* [C]. Palo Alto,2000. 109-115.
- [20] Auer P, Long P M, Srinivasan A. Approximating hyper-rectangles: Learning and pseudo-random sets[J]. *J of Computer and System Sciences*,1998,57(3):376-388.
- [21] Blum A, Kalai A. A note on learning from multiple instance examples[J]. *Machine Learning*,1998,30(1):23-29.