第 30 卷 第 6 期
2004 年 11 月

自 动 化 学 报
ACTA AUTOMATICA SINICA

Vol.30, No.6
Nov., 2004

基于混合系统状态估计的故障诊断[1)]

萧德云　莫以为
(清华大学自动化系　北京　100084)
(E-mail: xiaody@mail.tsinghua.edu.cn)

摘　要　如果将故障的发生视为一个离散事件，则存在故障可能的系统可以看作随机混合系统，那么故障诊断问题就可转化为混合系统的离散状态估计问题. 文中试图从这个角度研究在非高斯噪声环境下非线性系统的故障诊断问题. 在发生故障后的系统模型是已知的假定条件下，使用随机混合自动机对系统建模，并利用基于粒子滤波的混合估计算法估计出混合状态，从而完成故障诊断. 仿真结果表明，所提的方法是可行的，可以处理某类故障诊断.

关键词　故障诊断，混合系统，粒子滤波算法，随机混合自动机
中图分类号　TP206.3

Fault Diagnosis Based on Hybrid State Estimation

XIAO De-Yun　　MO Yi-Wei
(*Department of Automation, Tsinghua University, Beijing*　100084)
(E-mail: xiaody@mail.tsinghua.edu.cn)

Abstract　If a fault's occurrence is thought of as a discrete event, the system suffered from faults could be regarded as a stochastic hybrid system. So fault diagnosis is transformed into the discrete states estimation problem for such a stochastic hybrid system. Fault diagnosis problem of nonlinear system in arbitrary noise environment is studied with this point of view. If assumed that models after faults' occurrence are known, the system subject to these faults can be modeled with a stochastic hybrid automaton. Then hybrid states in such a stochastic hybrid system are estimated by particle filtering-based algorithm. Consequently, fault diagnosis task is accomplished. The feasibility of proposed approach is shown by simulation results, and it is suitable in diagnosing some type faults.

Key words　Fault diagnosis, hybrid system, particle filtering, stochastic hybrid automaton

1　引言

本文从一个新的角度来看待故障诊断问题. 所谓故障，实际就是系统中发生了不希望的事件并导致系统模型变化，此时系统同时包含了连续状态与随机离散事件. 这种发生了故障的系统可视作一种特殊的混合系统. 本文在非高斯噪声环境下，对非线性系统，考虑

1) 国家高技术研究发展计划 ("863" 计划) (2002AA412510, 2002AA412420) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program ("863" Program) of P.R. China (2002AA412420, 2002AA412510)
收稿日期 2003-07-14　收修改稿日期 2003-11-12
Received July 14, 2003; in revised form November 12, 2003

单一故障且假定故障发生后模型已知的离散时间系统情况，从混合系统的角度，利用混合估计技术来研究故障诊断问题.

假设所考虑的系统存在 $n-1$ 个故障候选集 $\{F_1,\cdots,F_n\}$(无故障情形为 F_1), 对应的系统模型集合为 $\{m_1,\cdots,m_n\}$. 若将每一故障的发生当作一个随机事件，则系统可看作具有 n 个离散状态的随机混合系统，每一离散状态对应一个故障，系统处于哪一个离散状态就表示发生了哪种故障. 对于这样的系统，可以利用随机混合自动机进行建模，显然系统中的迁移是不可逆转的. 对构造出的随机混合系统进行混合估计，就可实现故障诊断，当然需要获得模型集 $\{m_i\}_{i=1}^{n}$ 、输出序列 $\{\boldsymbol{y}_{1:t}\}$ 和控制序列 $\{\boldsymbol{u}_{1:t}\}$.

考虑系统的故障假设候选集为 $\{F_i\}_{i=1}^{n}$, 其中包含 $n-1$ 个故障 $F_i(i\in\{2,\ldots,n\})$ 与一无故障假设 F_1. 若每一故障对应的模型已知，则包含所有故障假设的系统可看作一种特定的随机混合系统，并可使用随机混合自动机进行建模. 则基于混合估计的系统故障诊断问题就是给定系统模型集 $\{m_i\}_{i=1}^{n}$ 、输出测量序列 $\{\boldsymbol{y}_{1:t}\}$ 和控制序列 $\{\boldsymbol{u}_{1:t}\}$, 确定系统所在的离散状态 $m\in\{m_i\}_{i=1}^{n}$, 并由此确定所发生的故障 F_i.

2　随机混合自动机模型及其示例

混合系统就是指同时包含相互作用的连续状态与离散状态 (模式) 的复杂系统. 在描述混合系统的模型中，最常见的是混合自动机模型[1], 它将系统的离散部分表示为一个有限的有向图，与每一离散状态相伴，系统连续部分的动态特性以多维实值空间中一组微分方程或者微分不等式方程来表示. 这种混合自动机显然不足以描述故障这种离散事件，需要进行改进，通过使用离散概率扰动，引入故障这类随机事件，从而构成随机混合自动机. 与传统混合自动机不同，所提出的随机混合自动机在表示系统的离散部分的边关系中包含了本质上的概率特性. 首先介绍一下随机混合自动机，这是在混合自动机基础上加入概率迁移概念而形成的. 这种描述可以清楚地表示出所考虑的系统故障.

包含随机特性的混合系统可用 $\langle M,X,U,Inv,F,G,T\rangle$ 来表示. 这里有限集 M 表示系统模式 $m\in M$; $X\subseteq R^n$ 为系统连续状态空间；输入变量集合 $U=\boldsymbol{u}_t^c\cup\boldsymbol{u}_t^d$, 可划分为连续控制变量 $\boldsymbol{u}_t^c$ 和离散控制变量 $\boldsymbol{u}_t^d$; $Inv:M\to 2^X$ 是与每一模式相关的不变量，即定义域；集合 F 和 G 与每一个模式 $m\in M$ 相联系；每一模式 m 中控制连续动态特性函数 $\boldsymbol{f}_m$ 和 $\boldsymbol{g}_m$ 分别是 $\boldsymbol{x}_{t+1}=\boldsymbol{f}_m(\boldsymbol{x}_t,\boldsymbol{u}_t^c,\boldsymbol{u}_t^d)$ 和 $\boldsymbol{y}_t=\boldsymbol{g}_m(\boldsymbol{x}_t)$; T 对每一个模式 $m=i$ 确定一组迁移函数 $T_i=\{\tau_{i1},\cdots,\tau_{in}\}$, 每一迁移函数 τ_{ij}(对应警戒条件 $G_{ij}(\boldsymbol{x}_t,\boldsymbol{u}_t^d)$) 确定在目标模式 $m=j$ 概率分布以及对 $\boldsymbol{x}_t$ 的重置. 随机混合自动机在时间 t 的混合状态表示为 $\boldsymbol{z}_t=(m,\boldsymbol{x}_t)$, 其中 $m\in M$ 表示系统模式，$\boldsymbol{x}_t$ 确定连续状态变量的值.

如图 1 所示，以单容水箱系统为例说明随机混合自动机的概念. 系统输入为 $f_{in}(t)$, 由两个泵供给，阀门 V_1 常开，输出是流量 y_{out}, 系统状态为 h_1. 考虑两种故障，fault 1 表示两个泵中一个坏了，fault 2 是阀门 V_1 发生程度未知的部分堵塞. 假定两个故障均不可能逆转且发生概率均为 0.25%, 并假设两个故障不会同时发生. 首先将故障空间划为 4 种模式，$m=1$ 表示系统处于正常状态，$m=2$ 表示系统发生了故障 fault 1, $m=3$ 表示系统发生了 fault 2, $m=4$ 表示 fault 1 和 fault 2 先后发生. 据此，很容易得到系统对应的随机混合自动机模型如图 2 所示. 例如，由 $m=1$ 模式迁移到模式 $m=2$ 和 $m=3$ 的概率为 0.25%, 不发生故障的概率为 99.5%, 其余类同.

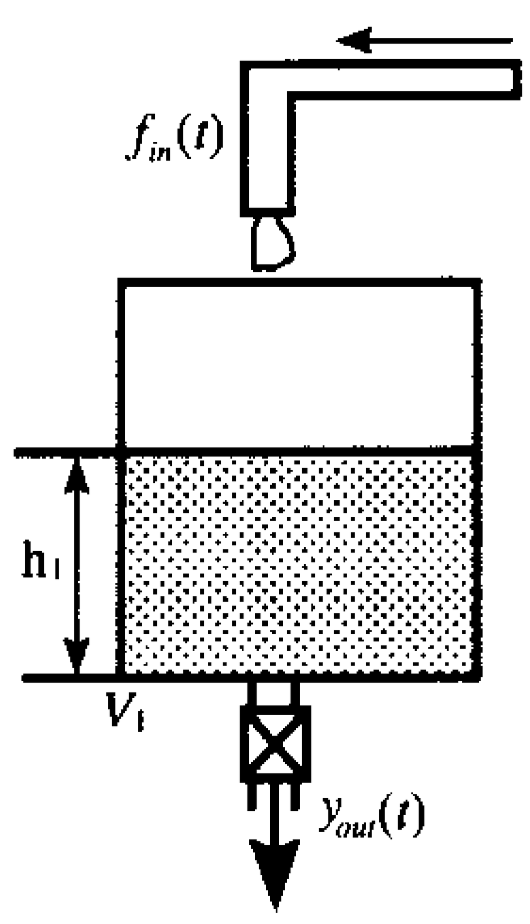

图 1 单容水箱系统
Fig. 1 Single tank system

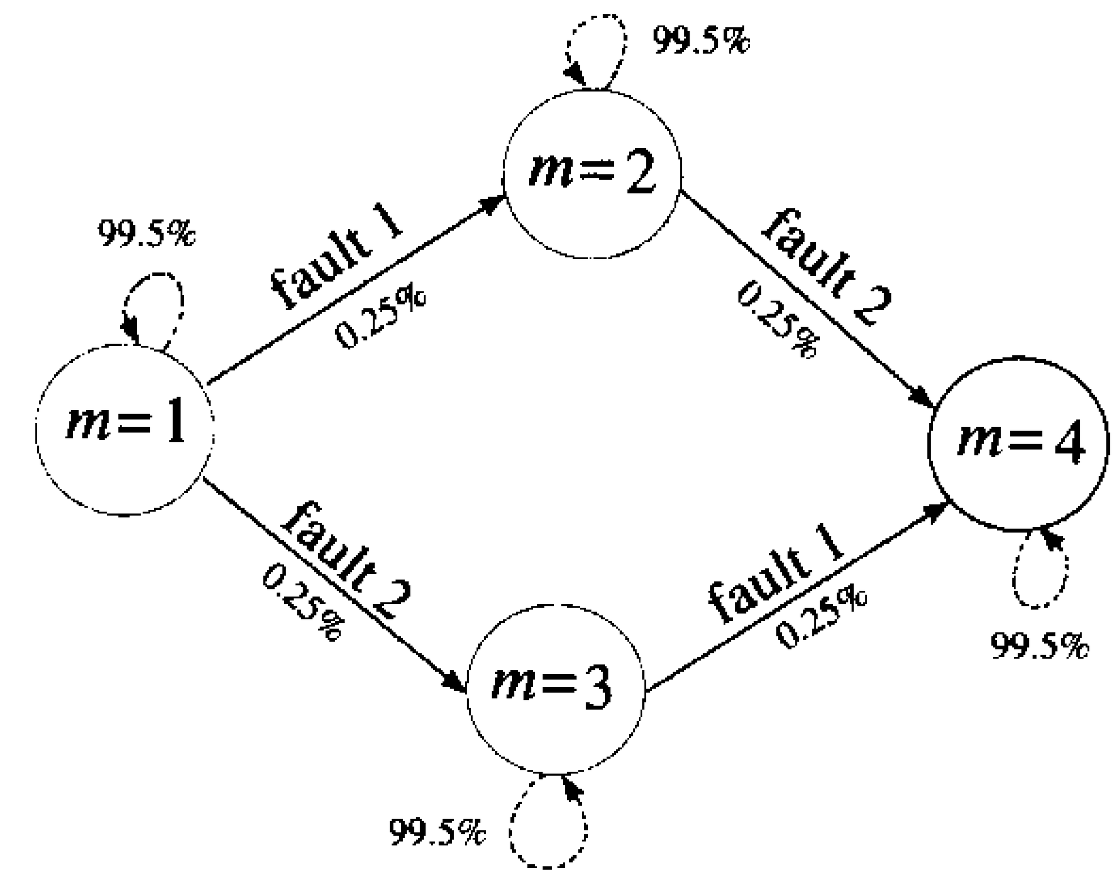

图 2 例 1 的随机混合自动机
Fig. 2 Stochastic automaton of single tank system

3 混合状态估计

得到随机混合自动机后，故障诊断变成离散状态估计问题. 混合系统的离散状态估计问题不可能单独进行，同时需要连续状态的相关信息，即需要进行混合状态估计才可解决问题. 假定对应与模式 m 下的系统方程描述为

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}}_t = \boldsymbol{f}_m(\boldsymbol{x}_t, \theta_t, \boldsymbol{u}_t^d, \boldsymbol{u}_t^c) + \boldsymbol{\xi}_t \\ \boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{g}_m(\boldsymbol{x}_t, \theta_t) + \boldsymbol{\nu}_t \\ \dot{\theta}_t = \boldsymbol{f}_\theta(\theta_t, \omega_t) = \omega_t \end{cases} \tag{1}$$

上式中 $\boldsymbol{\xi}_t \sim N(0, \boldsymbol{Q}^\xi)$; $\boldsymbol{\nu}_t \sim N(0, \boldsymbol{Q}^\nu)$; ω_t 为任意分布，表示参数 θ_t 的变化 (其中参数 θ_t 不一定发生变化). 在非线性状态与参数估计方案中，本文采用粒子滤波算法[2]. 这种算法际上是一种递推的近似状态后验密度函数估计方法. 当粒子数目趋于无穷时，这种近似估计将收敛于真实的后验密度. 粒子滤波算法在实际应用中需要一定简化，最常见的是根据 Rao-Blackwell 定理进行简化[3], 简化后的算法结果不会变差. 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[4].

3.1 一般粒子滤波算法

首先考虑故障程度已知或者确定的情形，所提的估计算法如下所述. 时间 $t-1$ 的样本集合为 $\{m_{t-1}^{(i)}, \boldsymbol{x}_{t-1}^{(i)}, w_{t-1}^{(i)}\}_{i-1}^N$ (变量下标表示时间，上标表样本数), N 是样本总数，第 i 个样本加权值为 $w_{t-1}^{(i)}$.

算法 1 (混合状态估计算法):

1) 初始化，从 $p(m_0)$ 和 $p(\boldsymbol{x}_0)$ 抽样等加权样本集 $\{m_0^{(i)}, \boldsymbol{x}_{t-1}^{(i)}, 1/N\}_{t-1}^N$, 令 $t=1$;

2) 序贯重要性抽样预测, 以 $p((m_t, \boldsymbol{x}_t)|(m_{t-1}^{(i)}, \boldsymbol{x}_{t-1}^{(i)}))$ 计算 $\{\tilde{m}_{t|t-1}^{(i)}, \tilde{\boldsymbol{x}}_{t|t-1}^{(i)}\}_{t-1}^N$, 按测量与样本估计比较计算重要性加权 $w_t^{(i)} = p(\boldsymbol{y}_t|(\tilde{m}_{t|t-1}^{(i)}, \tilde{\boldsymbol{x}}_{t|t-1}^{(i)}))$, 并归一化得 $\{\tilde{m}_{t|t-1}^{(i)}, \tilde{\boldsymbol{x}}_{t|t-1}^{(i)}, \tilde{w}_{t|t-1}^{(i)}\}_{i=1}^n$;

3) 重抽样, 按加权 $\tilde{w}_{t|t-1}^{(i)}$ 从 $\{\tilde{m}_{t|t-1}^{(i)}, \tilde{\boldsymbol{x}}_{t|t-1}^{(i)}\}_{t-1}^N$ 重新抽样出 N 个等加权粒子, 即 $\{m_t^{(i)}, \boldsymbol{x}_t^{(i)}, 1/N\}_{i=1}^N$, 按加权大小复制或者抛弃样本;

4) 混合估计，系统当前模式估计使用当前最为可能的粒子，而连续状态使用最可能模式粒子来估计，即 $\hat{\boldsymbol{x}}_t = \sum_{k\in\hat{Q}} w_t^{(k)} \boldsymbol{x}_t^{(k)} / \sum_{k\in\hat{Q}_i} w_t^{(k)}, \hat{m}_t = \mathrm{age\,max}_i \sum_{k\in\hat{Q}_i} w_t^{(k)}$, 其中 $\hat{Q}_i = \{k|m_t^{(k)} = i\}$, 而 $\hat{Q} = \{k|m_t^{(k)} = \hat{m}_t\}$; 置 $t \leftarrow t+1$ 回到 2).

3.2 进化粒子滤波器参数估计

对于参数变化型的故障，如前 fault 2, 不能使用上面的方法进行诊断，需要确定参数，这类参数属长时间不变的情形. 一般地，式 (1) 中参数 θ_t 与系统输出是非线性关系，可将参数视为一类特殊状态，对其估计也可使用粒子滤波算法来实现. 但实际应用时算法的粒子数是有限的，这在所估状态或参数长时间维持不变时对算法影响尤其严重. 为了克服算法退化的影响，作者引入进化规划以维持"种群"多样性，提出了一种进化粒子滤波算法，以保持算法有较好的跟踪能力，可适合应用于参数的估计.

算法 2 (参数估计算法):

1) 初始化，令 $t=1$, 按参数 θ_t 先验抽取一个大小为 N_p 的样本集合 $\{\theta^i_{t-1}\}_{i=1}^{N_p}$;

2) 预测，从噪声分布 ω_t 抽出样本集 $\{\omega^i_t\}_{i=1}^{N_p}$, 由 $\theta^i_{t|t-1} = f_\theta(\theta^i_{t-1}, \omega^i_t)$ 获得新点集 $\{\theta^i_{t|t-1}\}_{i=1}^{N_p}$;

3) 进化选择

• 变异，从样本集合 $B(t)=\{\theta^i_{t|t=1}\}_{i=1}^{N_p}$ 按 $\theta'_i = \theta_i + \sigma_i \times \mathcal{N}_i(0,1)$ 变异得到新样本集 $B'(t)=\{\theta'^i_{t|t=1}\}_{i=1}^{N_p}$, 构成候选样本集 $B(t)\cup B'(t)$;

• 计算适应值，按每一样本 $\tilde{\theta}^k \in B(t)\cup B'(t)$ 在测量下的似然度计算其适应值，即计算每一样本的加权值 $q^i_t = p(\boldsymbol{y}_t|\tilde{\theta}^k)/\sum_{j=1}^{2N_p} p(\boldsymbol{y}_t|\tilde{\theta}^j)$;

• 竞争计分，从候选集中随机选 q 个竞争样本，计算 $\tilde{\theta}^k \in B(t)\cup B'(t)$ 的竞争得分 Sc_k;

• 选择，按得分降序排列所有粒子，取前一半为结果，并归一化加权得 $\{\theta^i_{t|t=1}, \tilde{q}^i_t\}_{i=1}^{N}$;

4) 重抽样，根据选择结果的加权独立地重抽样 N_p 次，所得样本 $\{\theta^i_t\}_{i=1}^{N_p}$ 构成后验 $p(\theta_t|\boldsymbol{y}_{1:t}, \hat{\boldsymbol{z}}_t)$ 的近似，并得到当前参数估计 $\tilde{\theta}_t$ 作为下一循环先验返回 2).

3.3 故障诊断算法

利用以上两种估计方法来进行故障诊断. 当测量值与估计值误差越过某些阈值时启动诊断算法. 假定此时算法 1 得到混合估计为 $\hat{\boldsymbol{z}}_t = (\hat{m}_t, \hat{\boldsymbol{x}}_t)$, 并由启动准则可知，此估计与实际混合状态差别不大，故可在算法 2 中利用该混合估计结果对参数进行估计. 两个估计算法的结果互为下一步估计的前提，从而实现混合状态与参数的同时估计，这种关系见图 3 所示. 由于粒子滤波器在粒子数趋于无穷时能确保收敛到所近似的真值[5], 因此从理论上说，这两个粒子滤波算法在所使用的样本数趋于无穷时可分别收敛到真实的混合状态与参数. 用于参数估计的粒子数目需要大点，因为参数的误差影响显然要大.

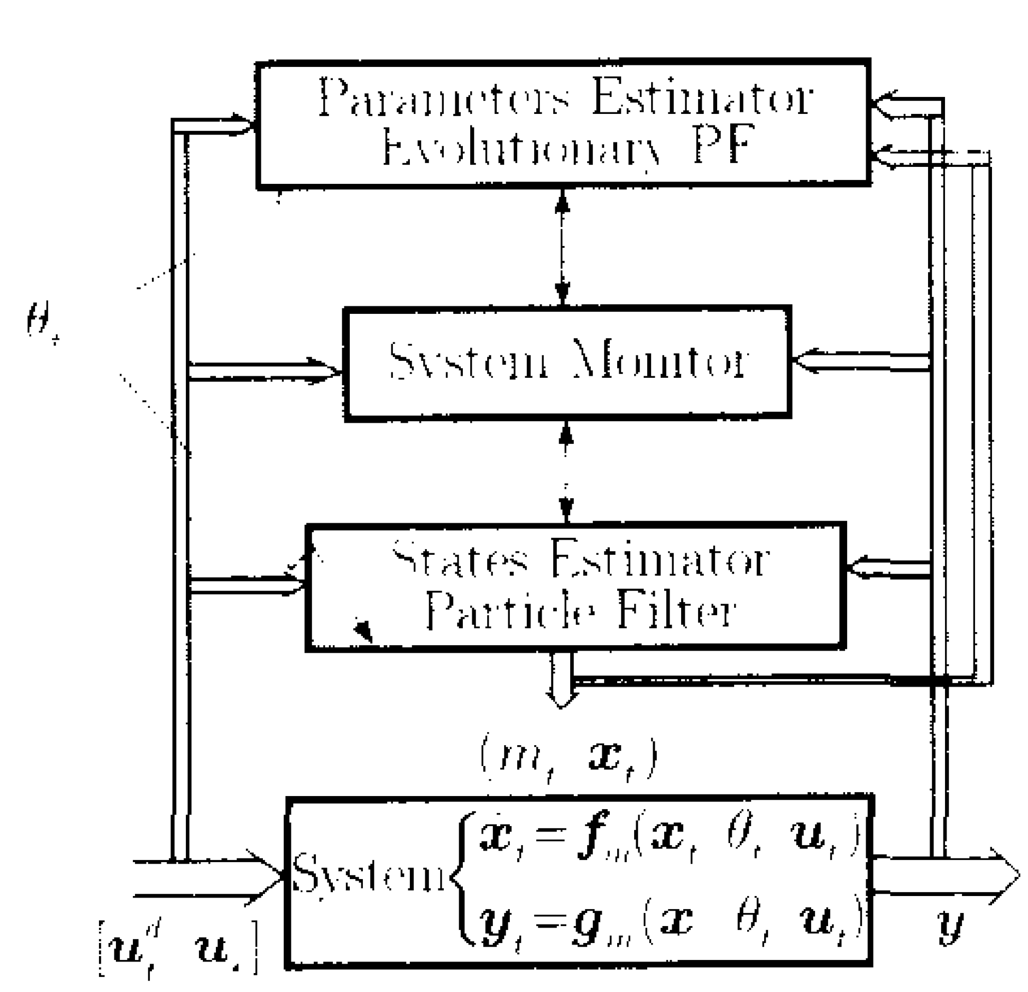

图 3 混合与参数估计框架

Fig. 3 Estimation framework of hybrid state and parameter

以下给出具体的故障诊断算法. 可以看到，这里的随机混合系统与一般的混合系统是有区别的，即所发生的故障是不可逆转的，迁移是单向的，因此所提出的算法与一般的混合估计算法也是不同的.

算法 3 (诊断算法):

1) 调用算法 1, 使用粒子滤波算法实现状态估计 $(\hat{m}_t, \hat{\boldsymbol{x}}(t))$;

2) 若输出估计与实际测量间误差不超过阈值，返回 1), 进入下一循环，否则进入 3);

3) 根据随机混合自动机将其分为两部分，一为突变已知故障，另一是变化程度未知，对前者用一般粒子滤波算法估计，使用故障概率作为状态迁移概率；对后者使用进化粒子滤波算法结合一般粒子滤波算法同时估计参数与状态，估计时间为 t_d;

4) 在各自得到结果后，利用一段时间 t_j 判断，选择更为合理的作为最后诊断结果.

4 仿真例子

以前面提到的例子为仿真对象. 系统输出为 $y_{out}(t)=1000ps_0\sqrt{gh_1(t)}+\nu(t)$(litre/second), 这里测量噪声为 $\nu\sim\mathcal{N}(0,\sigma^2)$; $\sigma^2=0.05$; s_0 是阀门 V_1 的流通面积，大小为 $0.003(m^2)$; 参数 p 与液体状态有关，使用它的变化来表示通道的堵塞情形，相当于式 (1) 中可能变化的参数 θ_t, 其标称值是 0.6. 系统方程描述为

$$h_1(t)=u-ps_0\sqrt{gh_1(t)},\ y_{out}(t)=1000ps_0\sqrt{gh_1(t)}+\nu(t) \tag{2}$$

其中 u 是图 1 中的 $f_{in}(t)$, 且 $u=4\sin(0.01t)+6$(litre/second), g 是重力加速度 9.81(m/s^2), 系统初始状态为 $h_1(0)=0.3$(m). 考虑两个故障: fault 1, 即有一个泵坏了；falult 2, 即阀门 V_1 发生了堵塞 (p 由 0.6 变化为 0.3, 未知).

利用上面提出的方法对这两个故障进行诊断，启动诊断算法的依据是输出测量值与预测值的偏差绝对值连续 5 次超过 0.4. 使用参数为 $N=50$, $N_p=200$, $q=50$, $t_d=100$, $t_j=150$. 故障 fault 1 出现于 800 秒， FDI 算法在 860 秒时启动，其中算法在 873 秒处判断出系统处于模式 2, 经过 t_j 判断后，在 1110 秒处可判断故障 fault 1 发生；故障 fault 2 发生于时间 1400 秒，FDI 算法启动于 1405 秒，并在 1505 秒处估计出参数 p 变化为 0.2903(图 4), 经过 t_j 判断后，在时间 1655 秒处诊断出故障 fault 2 发生. 对系统状态 (h_1) 估计结果见图 5, 在故障发生后对状态估计结果还是较理想的. 图 6 给出了系统输出的估计值与实际值，以及对系统模式的估计值和故障发生与诊断算法启动的时间. 从仿真结果可以看到，所提的方法可以用于诊断文中所考虑的故障.

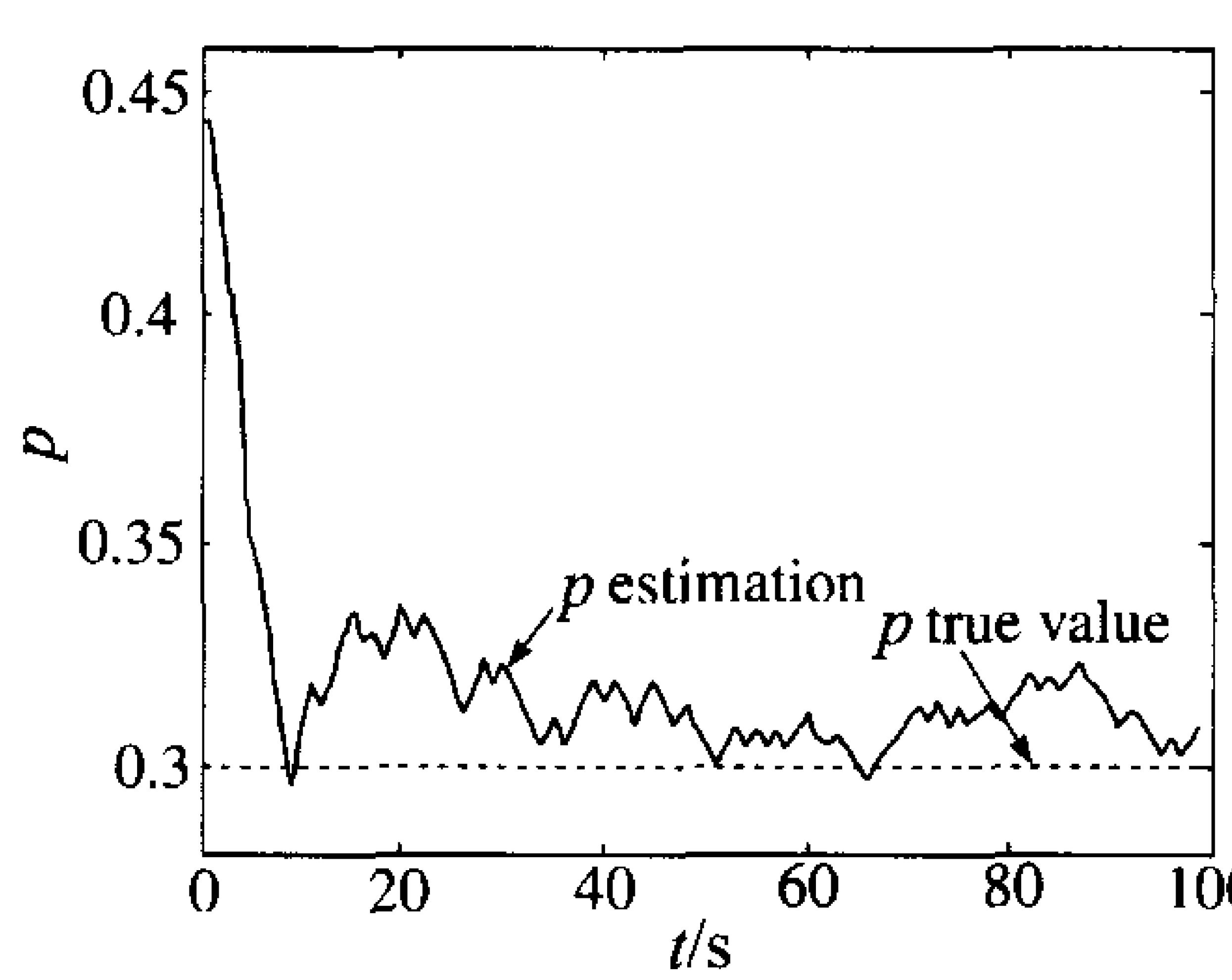

图 4 参数 p 的变化估计结果

Fig. 4 Estimation result of p

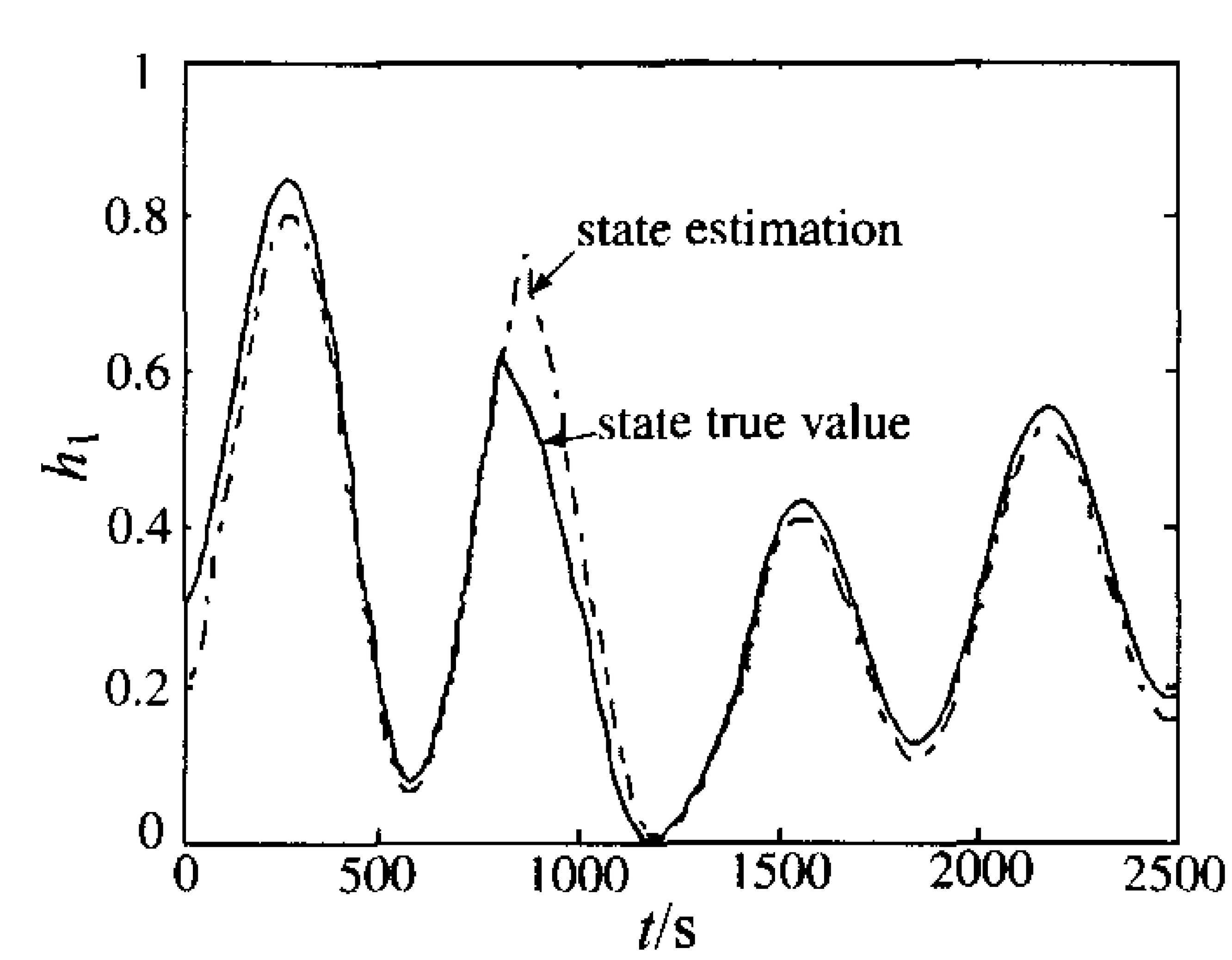

图 5 状态 h_1(t) 的估计结果

Fig. 5 Estimation result of h_1(t)

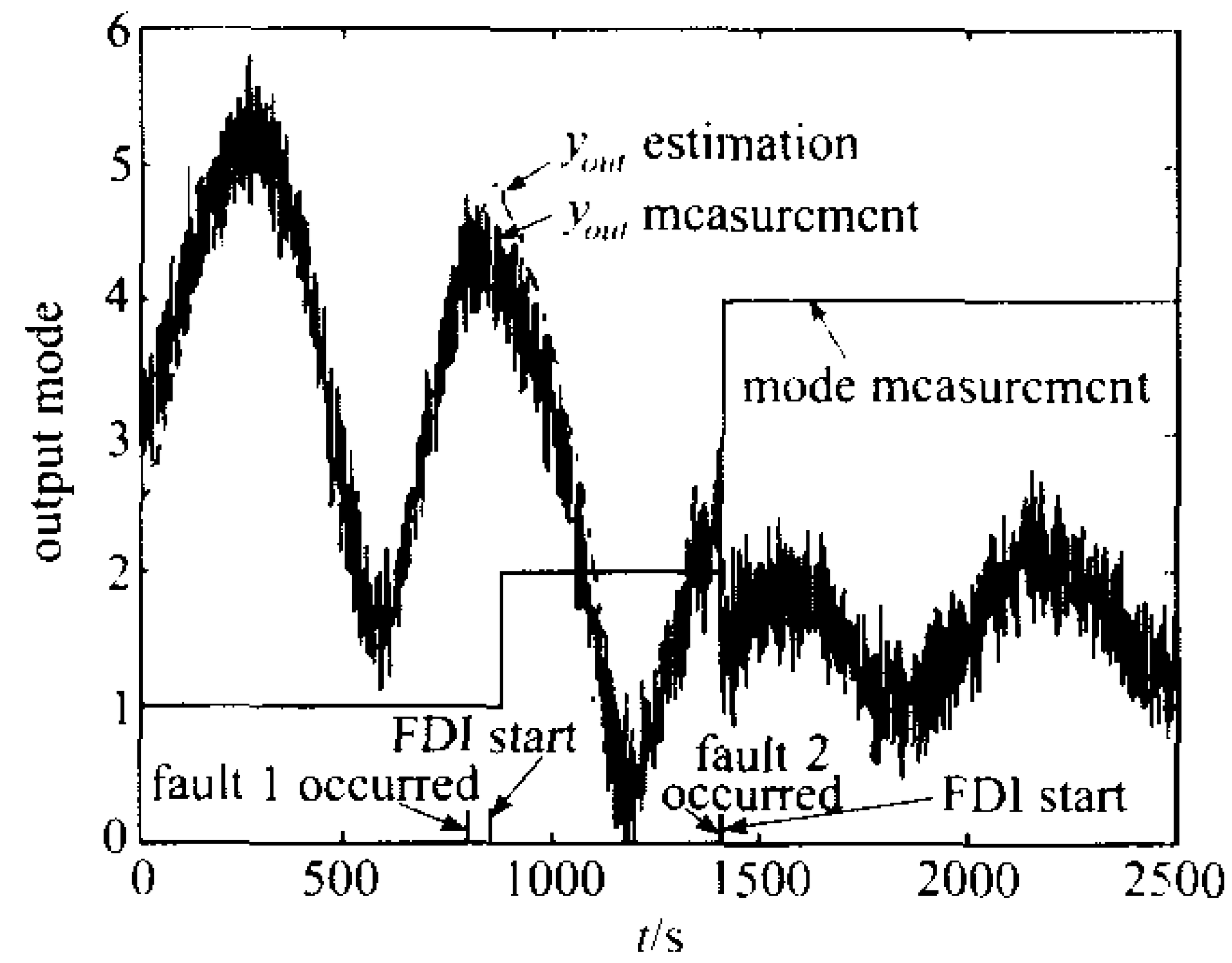

图 6 输出、模式估计、故障发生与诊断算法启动示意图

Fig. 6 Illustration of output, mode, fault occurrence and diagnosis algorithm starts

5 结论

本文应用混合系统的观点来处理故障诊断问题，并提出使用随机混合自动机模型来描述可能发生故障的系统，因此故障诊断任务转化为对该随机混合系统的离散状态估计问题. 文中提出使用基于粒子滤波算法来实现这类随机混合系统的混合状态估计，进而实现故障诊断. 文中考虑了变化结果已知和参数变化结果未知的两种类型故障，并给出具体的诊断方法. 仿真结果表明所提的方法是有效的，能够用于处理故障诊断问题.

References

1 Thomas Henzinger The Theory of Hybrid Automata. In: Proceedings of the 11th Annual IEEE Symposium on Logic in Computer Science LICS'96. New Brunswick, New Jersey: 1996. 278~292

2 Doucet A, N Gordon, V Krishnamurthy. Particle Filters for State Estimation of Jump Markov Linear Systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, **49**(3): 613~624

3 Casella G, Robert C P. Rao-Blackwellisation of sampling schemes. *Biometrika*, 1996, **83**(1): 81~94

4 Mo Y W, Xiao D Y. Hybrid System Monitoring and Diagnosing Based on Particle Filter Algorithm. *Acat Automatica Sinica*, 2003, **29**(5): 641~648 (in Chinese)

5 Doucet A, N Gordon, V Krishnamurthy Particle Filters for State Estimation of Jump Markov Linear Systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, **49**(3): 613~624

萧德云 1970 年毕业于清华大学，现任清华大学自动化系教授、博士生导师. 长期从事辨识建模、故障诊断、混合动态系统、多传感器融合、计算机应用和大型连续过程工业 CIMS 等领域的教学和科研工作.

(**XIAO De-Yun** Graduated from Tsinghua University in 1970. He is currently a professor of Automation Department at Tsinghua University. His research interests include identification and modeling of system, fault diagnosis, hybrid dynamical systems, multi-sensors fusion, computer application in industry, CIMS in continuous process industry, etc.)

莫以为 清华大学自动化系博士研究生. 主要从事流程工业 CIMS 体系结构、混合动态系统描述、建模及其故障诊断等方面的研究.

(**MO Yi-Wei** Ph.D. condidate of Automation Department at Tsinghua University. His current research interests include description, modeling and fault diagnosis of hybrid dynamical systems, and CIMS architecture in process industry.)