

一种基于滤波参数在线辨识的 鲁棒自适应滤波器¹⁾

安德玺 梁彦 周东华

(清华大学自动化系 北京 100084)

(E-mail: andexi01@mails. tsinghua. edu. cn)

摘要 针对一类未建模动态和扰动下的非线性随机系统的状态估计问题,提出了一种基于滤波参数在线辨识的鲁棒自适应滤波器.该算法通过极小化状态估计误差的方差同时正交化相邻时刻的滤波残差,在线辨识状态预报误差和滤波残差的协方差,实现了对未建模动态和扰动的自适应动态补偿,因此对未建模扰动具有很强的鲁棒性.仿真中研究了一个非线性随机时滞系统,其参数存在缓变和突变,时滞会多次跳变,量测噪声发生了均值漂移和方差突变.算法对时滞和参数的联合估计效果令人满意.

关键词 鲁棒滤波,自适应滤波,时滞估计,参数估计

中图分类号 TP13

A Robust Adaptive Filter Based on Online Filter Parameter Identification

AN De-Xi LIANG Yan ZHOU Dong-Hua

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084)

(E-mail: andexi01@mails. tsinghua. edu. cn)

Abstract A class of time-varying nonlinear stochastic systems subject to unmodeled dynamics and disturbances is considered. Through online filter parameter identification, a robust adaptive filter (RAF) is proposed. The optimal filtering parameters, such as covariance of state errors and filtering residuals, are determined by minimizing the covariance of state errors and ensuring the orthogonality of the filtering residuals at two adjacent times. The simulation example is a nonlinear time-delay stochastic system, in which mean and covariance of measurement errors are changed randomly and abruptly to simulate sensor faults. Even in such severe scenario, the RAF has strong robustness against measurement errors and shows satisfactory adaptive ability to track changes of time-delay and parameters no matter whether such changes are abrupt or slow.

Key words Robust filtering, adaptive filtering, time-delay estimation, parameter estimation

1) 国家自然科学基金(60025307,60234010)、教育部博士点基金(20020003063)和国家“973”计划(2002CB312200)资助

Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60025307,60234010), Doctoral Foundation of Chinese State Education Commission (20020003063) and “973” Program of P. R. China (2002CB312200)

收稿日期 2002-12-18 收修改稿日期 2003-03-04

Received December 18, 2002; in revised form March 4, 2003

1 引言

在扩展卡尔曼滤波器(extended kalman filter, EKF)中,未建模动态会造成滤波估计精度下降,甚至发散.除了二阶扩展卡尔曼算法和迭代滤波器,有关研究还包括保证滤波稳定的参数选取^[1,2]以及基于准则函数的自适应补偿^[3,4].在实际应用中,系统突变、传感器故障、外界环境变化等因素往往使得过程和量测噪声的统计特性不确定或者随机地变化.考虑未建模动态和扰动下的一类非线性随机系统,本文通过在线辨识状态预报误差和滤波残差的协方差,达到自适应补偿未建模动态和扰动,进而提出了一种鲁棒自适应滤波器(robust adaptive filter, RAF).

2 问题的描述与分析

考虑一类未建模动态和扰动下的非线性随机系统

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(k, \mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \Gamma(k)\mathbf{q}(k) + \boldsymbol{\delta}_1(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{h}(k+1, \mathbf{x}(k+1)) + \mathbf{v}(k+1) + \boldsymbol{\xi}_1(k+1) \quad (2)$$

上式中状态 $\mathbf{x} \in R^n$, 输入 $\mathbf{u} \in R^l$, 量测 $\mathbf{y} \in R^m$, 过程噪声 $\mathbf{q} \in R^p$ 和量测噪声 $\mathbf{v} \in R^m$ 都是零均值白噪声; 方差分别为 Q 和 R ; Γ 是一个具有适当维数的矩阵; $\mathbf{f}(\cdot)$ 和 $\mathbf{h}(\cdot)$ 有关于 \mathbf{x} 的连续一阶偏导数; 随机扰动 $\boldsymbol{\delta}_1$ 和 $\boldsymbol{\xi}_1$ 是零均值白噪声; 统计特性未知时变; $\mathbf{q}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\delta}_1, \boldsymbol{\xi}_1$ 不相关.

通过泰勒级数展开得到如下线性模型

$$\mathbf{x}(k+1) = F(k)\mathbf{x}(k) + \Delta\mathbf{f}(k) + \Gamma(k)\mathbf{q}(k) + \boldsymbol{\delta}(k) \quad (3)$$

$$\mathbf{y}(k+1) = H(k+1)\mathbf{x}(k+1) + \Delta\mathbf{h}(k+1) + \mathbf{v}(k+1) + \boldsymbol{\xi}(k+1) \quad (4)$$

其中 $F(k) = \partial\mathbf{f}/\partial\mathbf{x}|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}(k|k)}$, $H(k+1) = \partial\mathbf{h}/\partial\mathbf{x}|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)}$, $\boldsymbol{\delta}(k) = \boldsymbol{\delta}_1(k) + \boldsymbol{\delta}_2(k)$, $\boldsymbol{\delta}_2(k) = \mathbf{f}(k, \mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) - F(k)\mathbf{x}(k) - \Delta\mathbf{f}(k)$, $\Delta\mathbf{f}(k) = \mathbf{f}(k, \hat{\mathbf{x}}(k|k), \mathbf{u}(k)) - F(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k)$, $\boldsymbol{\xi}(k) = \boldsymbol{\xi}_1(k) + \boldsymbol{\xi}_2(k)$, $\Delta\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k+1, \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)) - H(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)$, $\boldsymbol{\xi}_2(k) = \mathbf{h}(k, \mathbf{x}(k)) - H(k)\mathbf{x}(k) - \Delta\mathbf{h}(k)$, $\boldsymbol{\delta}_2$ 和 $\boldsymbol{\xi}_2$ 分别代表状态方程和量测方程的未建模动态. 假设 $\boldsymbol{\delta}_2$ 和 $\boldsymbol{\xi}_2$ 是零均值白噪声, 且与 $\mathbf{q}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\delta}_1, \boldsymbol{\xi}_1$ 不相关.

考虑基于模型(3)和(4)的如下滤波器

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + K(k+1)\boldsymbol{\gamma}(k+1) \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = F(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k) + \Delta\mathbf{f}(k) \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\gamma}(k+1) = \mathbf{y}(k+1) - H(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) - \Delta\mathbf{h}(k+1) \quad (7)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)$ 为状态一步预报值, $\boldsymbol{\gamma}(k+1)$ 为滤波残差, $K(k+1)$ 是滤波增益.

为方便起见, 定义 $\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1) = \mathbf{x}(k+1) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)$, $\boldsymbol{\varepsilon}_e(k+1) = \mathbf{x}(k+1) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1)$, $P(k+1|k) = E\{\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1)\boldsymbol{\varepsilon}_p^T(k+1)\}$, $P(k+1|k+1) = E\{\boldsymbol{\varepsilon}_e(k+1)\boldsymbol{\varepsilon}_e^T(k+1)\}$, $Q^*(k) = E\boldsymbol{\delta}(k)\boldsymbol{\delta}^T(k)$, $R^*(k) = E\boldsymbol{\xi}(k)\boldsymbol{\xi}^T(k)$, $L(k) = F(k)P(k|k)F^T(k)$, $V(k+1) = E[\boldsymbol{\gamma}(k+1)\boldsymbol{\gamma}^T(k+1)]$.

2.1 未建模动态和扰动对滤波器(5)~(7)的影响

定理 1. 基于模型(3)和(4)的滤波器(5)~(7)满足

1) $\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1)$ 与 $\boldsymbol{q}(k+1), \boldsymbol{\delta}(k+1), \boldsymbol{v}(k+1), \boldsymbol{v}(k+2), \boldsymbol{\xi}(k+1), \boldsymbol{\xi}(k+2)$ 不相关, $\boldsymbol{\varepsilon}_e(k+1)$ 与 $\boldsymbol{q}(k+1), \boldsymbol{\delta}(k+1)$ 不相关.

$$2) P(k+1|k) = L(k) + \Gamma(k)Q(k)\Gamma^T(k) + Q^*(k) \quad (8)$$

$$3) P(k+1|k+1) = (I - K(k+1)H(k+1))P(k+1|k)(I - K(k+1) \cdot H(k+1))^T + K(k+1)[R(k+1) + R^*(k+1)]K^T(k+1) \quad (9)$$

$$4) V(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H^T(k+1) + R(k+1) + R^*(k+1) \quad (10)$$

$$5) E[\boldsymbol{\gamma}(k+2)\boldsymbol{\gamma}^T(k+1)] = H(k+2)F(k+1)[P(k+1|k)H^T(k+1) - K(k+1)V(k+1)] \quad (11)$$

证明. 由式(3)和(6)有

$$\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1) = F(k)\boldsymbol{\varepsilon}_e(k) + \Gamma(k)\boldsymbol{q}(k) + \boldsymbol{\delta}(k) \quad (12)$$

由式(4), (5)和(7)有

$$\boldsymbol{\varepsilon}_e(k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1) - K(k+1)[\boldsymbol{v}(k+1) + \boldsymbol{\xi}(k+1)] \quad (13)$$

由式(13)得 $\boldsymbol{\varepsilon}_e(k)$, 带入式(12)得

$$\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1) = F(k)[I - K(k)H(k)]\boldsymbol{\varepsilon}_p(k) + \Gamma(k)\boldsymbol{q}(k) + \boldsymbol{\delta}(k) - F(k)K(k)[\boldsymbol{v}(k) + \boldsymbol{\xi}(k)] \quad (14)$$

由式(12)和(14)易知 $\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1)$ 是 $\boldsymbol{\varepsilon}_e(0), \boldsymbol{q}(i), \boldsymbol{\delta}(i), \boldsymbol{v}(i), \boldsymbol{\xi}(i) (0 \leq i \leq k)$ 的线性函数, 因此 $\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1)$ 与 $\boldsymbol{q}(k+1), \boldsymbol{\delta}(k+1), \boldsymbol{v}(k+1), \boldsymbol{v}(k+2), \boldsymbol{\xi}(k+1), \boldsymbol{\xi}(k+2)$ 不相关. 由式(13)知 $\boldsymbol{\varepsilon}_e(k+1)$ 与 $\boldsymbol{q}(k+1), \boldsymbol{\delta}(k+1)$ 不相关. 结论 1) 得证. 由式(12)和结论 1) 得式(8). 由式(13)和结论 1) 得式(9). 由式(4)和(7)有

$$\boldsymbol{\gamma}(k+1) = H(k+1)\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1) + \boldsymbol{v}(k+1) + \boldsymbol{\xi}(k+1) \quad (15)$$

由式(15)和结论 1) 得式(10). 由式(14)和(15)有

$$\boldsymbol{\gamma}(k+2) = H(k+2)F(k+1)\boldsymbol{\varepsilon}_p(k+1) - H(k+2)F(k+1)K(k+1)\boldsymbol{\gamma}(k+1) + H(k+2)[\boldsymbol{\delta}(k+1) + \Gamma(k+1)\boldsymbol{q}(k+1)] + \boldsymbol{v}(k+2) + \boldsymbol{\xi}(k+2)$$

利用定理 1 之结论 1), 易由上式和(15)得(11). 证毕.

因为 $Q^*(k)$ 未知, $P(k+1|k)$ 无法直接求. 为此引入一组变量 $\Phi(k) = \{\theta_1(k), \dots, \theta_s(k)\}$, 其中 $\theta_i(k) \geq 1 (1 \leq i \leq s, s$ 是一个适当的正整数), 构造一个矩阵 $P^*(\Phi(k))$ 使得

$$P(k+1|k) = P^*(\Phi(k)) + \Gamma(k)Q(k)\Gamma^T(k) \quad (16)$$

由式(8)和(16)知 $P^*(\Phi(k))$ 有两个性质: 1) $P^*(\Phi(k))$ 是一个对称阵; 2) $P^*(\Phi(k)) \geq L(k)$, 其中 $\Phi(k)$ 为“1”时等式成立, 对应状态方程中不存在未建模动态和扰动的情况.

2.2 性能指标

为了补偿未建模动态和扰动的影响, 考虑滤波器(5)~(7)的参数应满足

$$1) \min P(k+1|k+1); \quad 2) E[\boldsymbol{\gamma}(k+2)\boldsymbol{\gamma}^T(k+1)] = 0, \quad \forall k \geq 0.$$

其中性能指标 1) 用以保证最精确估计的获得, 当滤波器非最优时滤波残差是有色的, 而相邻两拍的相关性往往最强; 性能指标 2) 要求滤波器能够自适应地消除滤波残差的相关性, 从而有效提取信息.

由 $\partial P(k+1|k+1)/\partial K(k+1) = 0$ 可得

$$K(k+1) = P(k+1|k)H^T(k+1)V^{-1}(k+1) \quad (17)$$

因为 $R^*(k+1)$ 未知, $V(k+1)$ 的精确值也不可能知道, 为了计算滤波增益, 我们采用 $V^*(k+1)$

代替 $V(k+1)$, 即

$$K(k+1) = P(k+1 | k)H^T(k+1)(V^*(k+1))^{-1} \quad (18)$$

3 滤波器设计

为实现对未建模动态和扰动的补偿,需通过合理的假设引入一些系统的先验知识.

假设 $P^*(\Phi(k))$ 有如下形式^[1]

$$P^*(\Phi(k)) = \Theta(k)L(k)\Theta(k) = [\theta_i(k)\theta_j(k)L_{ij}(k)]_{n \times n} \quad (19)$$

其中 $\Theta(k) = \text{diag}\{\theta_1(k), \dots, \theta_n(k)\}$, $\theta_i(k) \geq 1, i=1, \dots, n$. 显然式(19)满足 $P^*(\Phi(k))$ 的两个性质.

定理 2. 定义 $\Lambda(k) = \text{diag}\{\lambda_1(k), \dots, \lambda_n(k)\} \geq I_n$. $\Lambda(k) \geq \Theta(k)$ 的充分条件为

1) $\Lambda(k)$ 满足

$$V^*(k+1) = H(k+1)[\Lambda(k)L(k)\Lambda(k) + \Gamma(k)Q(k)\Gamma^T(k)]H^T(k+1) + R(k+1) \quad (20)$$

2) $\text{rank}(F(k)) = \text{rank}(H(k+1)) = n$

证明. 由式(10)和(16)~(20)有

$$H(k+1)[\Lambda(k)L(k)\Lambda(k) - \Theta(k)L(k)\Theta(k)]H^T(k+1) = R^*(k) \geq 0 \quad (21)$$

在式(21)左乘 $H^T(k+1)$ 右乘 $H(k+1)$ 得

$$H^T(k+1)H(k+1)[\Lambda(k)L(k)\Lambda(k) - \Theta(k)L(k)\Theta(k)]H^T(k+1)H(k+1) \geq 0$$

由条件 2) 知 $H^T(k+1)H(k+1)$ 满秩, 所以

$$\Lambda(k)L(k)\Lambda(k) - \Theta(k)L(k)\Theta(k) = [\lambda_i(k)\lambda_j(k)L_{ij}(k) - \theta_i(k)\theta_j(k)L_{ij}(k)]_{n \times n} \geq 0$$

根据 $L(k)$ 定义, 当 $F(k)$ 满秩且 $P(k|k) > 0$ 时, $L(k) > 0$. 由 $L_{ii}(k) > 0, \lambda_i(k) > 0, \theta_i(k) > 0$ 易得 $\lambda_i(k) \geq \theta_i(k)$. 又因为 $\Lambda(k), \Theta(k)$ 是对角矩阵, 因此 $\Lambda(k) \geq \Theta(k)$. 证毕.

定理 2 提供了 $V^*(k+1)$ 的一种表示形式, 同时给出了在此情况下 $\Theta(k)$ 的上限 $\Lambda(k)$. 如果已知上限 $\Lambda(k)$, 则就有可能进一步求出 $\Theta(k)$. 为此引入对角矩阵 $G(k) = \text{diag}\{g_1(k), \dots, g_n(k)\}$, $0 \leq g_i(k) \leq 1$, 其中 $g_i(k)$ 满足如下关系

$$\theta_i(k) = \sqrt{g_i(k) + (1 - g_i(k))\lambda_i^2(k)} \quad (22)$$

$g_i(k)$ 从定量方面反映了 $\delta(k)$ 对状态 $x(k+1)$ 的第 i 个分量 $x_i(k+1)$ 的影响. 例如 $g_i(k) = 1$ 意味着 $\delta(k)$ 与 $x_i(k+1)$ 解耦; 而 $g_i(k) = 0$ 意味着 $\delta(k)$ 对 $x_i(k+1)$ 的影响最大. $G(k)$ 的选取与实际的系统有关, 在工程应用前可用 Monte Carlo 仿真确定.

假设 $\Lambda(k)$ 各个元素之间的比例系数已知 $\Lambda(k) \propto \alpha(k)$, 等效于 $\Lambda(k) = d(k)\alpha(k)$, 其中 $\alpha(k) = \text{diag}\{\alpha_1(k), \dots, \alpha_n(k)\}$, $\alpha_i(k) \geq 1, i=1, \dots, n, d(k) > 0$ 是一个待定的标量. $\alpha(k)$ 反映了未建模动态和扰动对状态各分量影响的相对程度, α_i 越大, 则未建模动态和扰动的影响越大. 将 $\Lambda(k)$ 带入式(20)得

$$d^2(k)H(k+1)\alpha(k)L(k)\alpha(k)H^T(k+1) = V^*(k+1) - H(k+1)\Gamma(k)Q(k)\Gamma^T(k)H^T(k+1) - R(k+1) \quad (23)$$

由于 $V^*(k+1)$ 形式已知而参数未知, 因此用估计值 $\hat{V}(k+1)$ 代替

$$\hat{V}(k+1) = \begin{cases} \gamma(1)\gamma^T(1), & k=0 \\ \rho\hat{V}(k) + (1-\rho)\gamma(k+1)\gamma^T(k+1), & k>0 \end{cases} \quad (24)$$

这里 $0 \leq \rho \leq 1$ 是遗忘因子, 对于快变系统 ρ 应当取小; 对于慢变系统 ρ 应当取大. 在滤波问题中, 最关心的是估计精度, 而估计精度由主要体现在协方差矩阵的对角元素上, 因此采用迹拟合的办法求解 $d(k)$, 由式(23)得

$$d(k) = \sqrt{\frac{\text{tr}\{\hat{V}(k+1) - R(k+1) - H(k+1)\Gamma(k)Q(k)\Gamma^T(k)H^T(k+1)\}}{\text{tr}\{H(k+1)\alpha(k)L(k)\alpha(k)H^T(k+1)\}}} \quad (25)$$

由于未建模动态和扰动的加入会增大系统的不确定性, 因此 $\lambda_i(k)$ 不应小于 1, 如果出现 $\lambda_i(k) < 1$ 的情况, 那么则将其看作是过程噪声和量测噪声随机干扰的结果. 因此采用门限法有

$$\lambda_i(k) = \begin{cases} 1, & d(k)\alpha_i(k) \leq 1 \\ d(k)\alpha_i(k), & d(k)\alpha_i(k) > 1 \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad (26)$$

根据已知的先验信息合理选择滤波参数 $G(k)$, $\alpha(k)$, ρ 和滤波初值 $\hat{x}(0|0)$, $P(0|0)$, 其中滤波初值的选取方法与 EKF 相同. 然后, RAF 就可以进行递推计算:

第 1 步. 由式(6)和(7)分别求出 $\hat{x}(k+1|k)$ 和 $\gamma(k+1)$;

第 2 步. 由式(24)~(26)求出 $\Lambda(k)$, 由式(22)求出 $\Theta(k)$, 由式(16)和(19)求出 $P(k+1|k)$, 由式(20)和(18)分别求出 $V^*(k+1)$ 和 $K(k+1)$;

第 3 步. 由式(5)求出 $\hat{x}(k+1|k+1)$. 由式(9), (16)和(18)~(21)得

$$P(k+1|k+1) = (I_n - K(k+1)H(k+1))P(k+1|k) \quad (27)$$

4 仿真研究

时滞广泛存在于控制领域中, 与普通系统参数和系统阶次不同, 它是一种具有特殊结构的变量, 即使是一个闭环系统, 如果在建模时没有考虑系统中的时滞问题, 系统也可能不再稳定^[5]. 另外, 实际系统中有很多时变参数, 因此时变时滞与参数的联合估计问题值得研究. 考虑

$$y(k+1) = y(k) + dt \frac{q(k)}{V} (T_f - y(k)) + dt \frac{-\Delta H}{\tau C_p} k_0 \exp\left(-\frac{E}{\kappa y(k)}\right) C_A + dt \frac{UA}{V\tau C_p} [u(k+1 - T(k+1)) - y(k)] + e(k+1)$$

其中过程输出 y , 过程输入 u , 输入时滞 T , 量测噪声 e 和 $u(k)$ 是一个幅值为 $1.005T_c$ 和 $0.995T_c$ 的方波, 半周期 $n_s = 5$, 定常参数 $dt = 0.2$, $V = 100$, $-\Delta H = 5 \times 10^4$, $\tau = 1000$, $T_f = 350$, $C_p = 0.239$, $UA = 5 \times 10^4$, $E/\kappa = 8750$, $C_A = 0.1$, $k_0 = 7.2 \times 10^{10}$, $T_c = 309.9\text{K}$. 系统初值 $T(0) = 1$, $q(0) = 100$, $y(0) = 350$.

时变时滞和参数的变化规律分别如下:

$$T(k) = \begin{cases} 1, & k \leq 149 \\ 3, & 150 \leq k \leq 349 \\ 5, & 350 \leq k \leq 500 \end{cases}; \quad q(k) = \begin{cases} 100, & k \leq 99 \\ 100 + 0.3 \times (k - 100), & 100 \leq k \leq 199 \\ 130, & 200 \leq k \leq 399 \\ 110, & 400 \leq k \leq 500 \end{cases}$$

定义 $x(k) = [T(k)q(k)]^T$, $F(k) = \Gamma(k) = I_2$, $q(k) = 0_{2 \times 1}$, $H(k+1) = [h_1 h_2]$, 其中 $h_1 =$

$dt \frac{UA}{V\tau C_p} [u(k - \hat{T}(k+1|k)) - u(k+1 - \hat{T}(k+1|k))], h_2 = dt \frac{T_f - y(k)}{V}$. 求解过程见文献 [5].

量测噪声 e 的统计特性为

$$e(k) \in \begin{cases} N(0, R_0), & k \in [1, 50] \cup [251, 300] \cup [451, 500] \\ N(0.01, 11R_0), & k \in [51, 250] \\ N(-0.01, 9R_0), & k \in [301, 450] \end{cases}, \quad R_0 = 0.01 \times 0.01.$$

仿真中量测噪声方差 $R=R_0$, 噪声 e 非零均值与方差跳变看作是未建模动态和扰动. 选择 RAF 初值如下: $\hat{T}(0|0)=0, \hat{q}(0|0)=80, P(0|0)=100I_2$. 由于缺少系统先验信息, 所以选择 $\alpha(k)=I_2, \rho=0.5$, 由仿真试验确定 $G(k)=0.9I_2$. 离散系统中时滞是非负整数, 因此时滞估计值需 4 舍 5 入取整. 仿真结果如图 1 和图 2 所示.

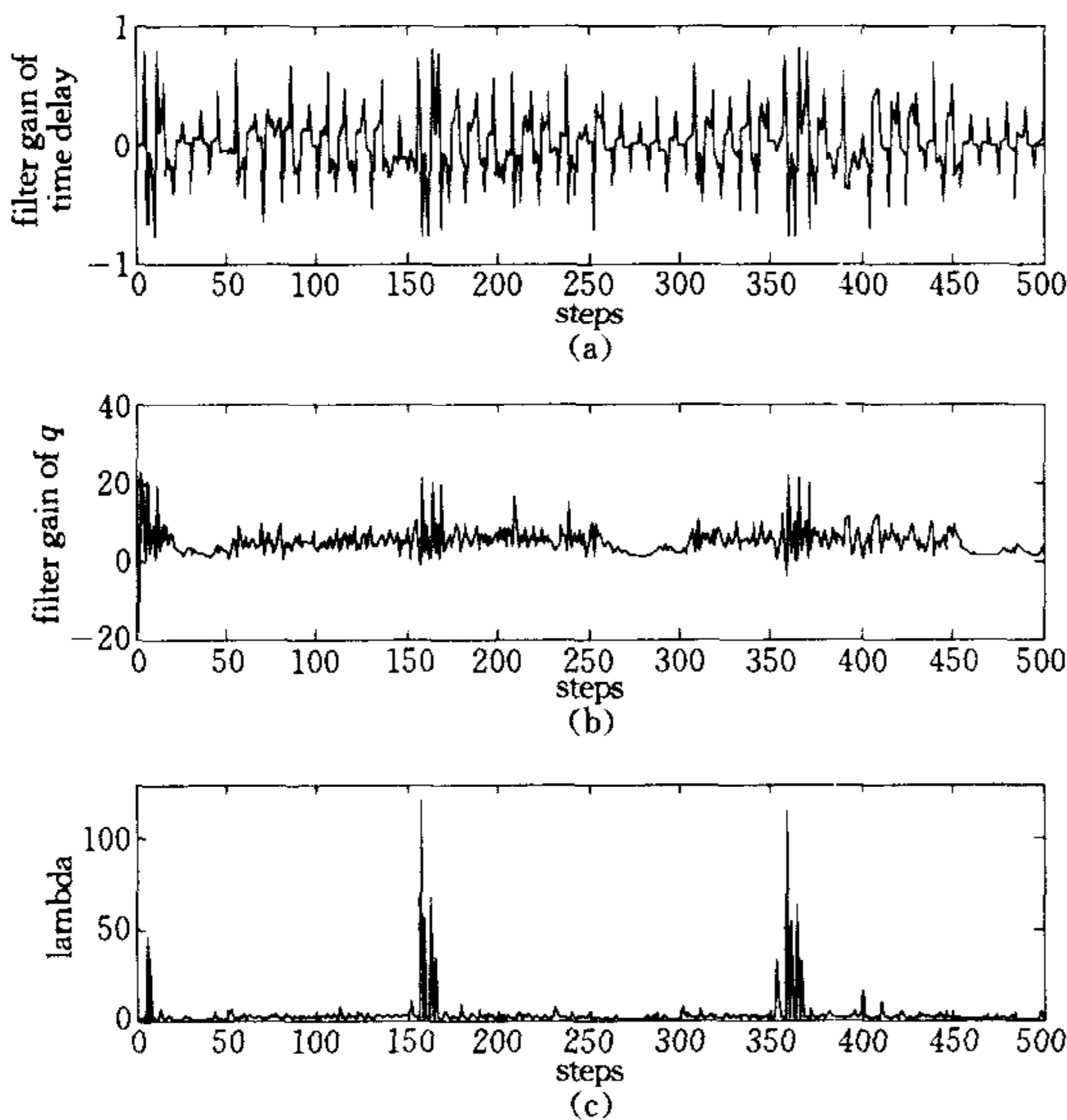


图 1 滤波增益 $K(k)$ 和参数 $\Lambda(k)$
Fig. 1 Filter gain $K(k)$ and $\Lambda(k)$

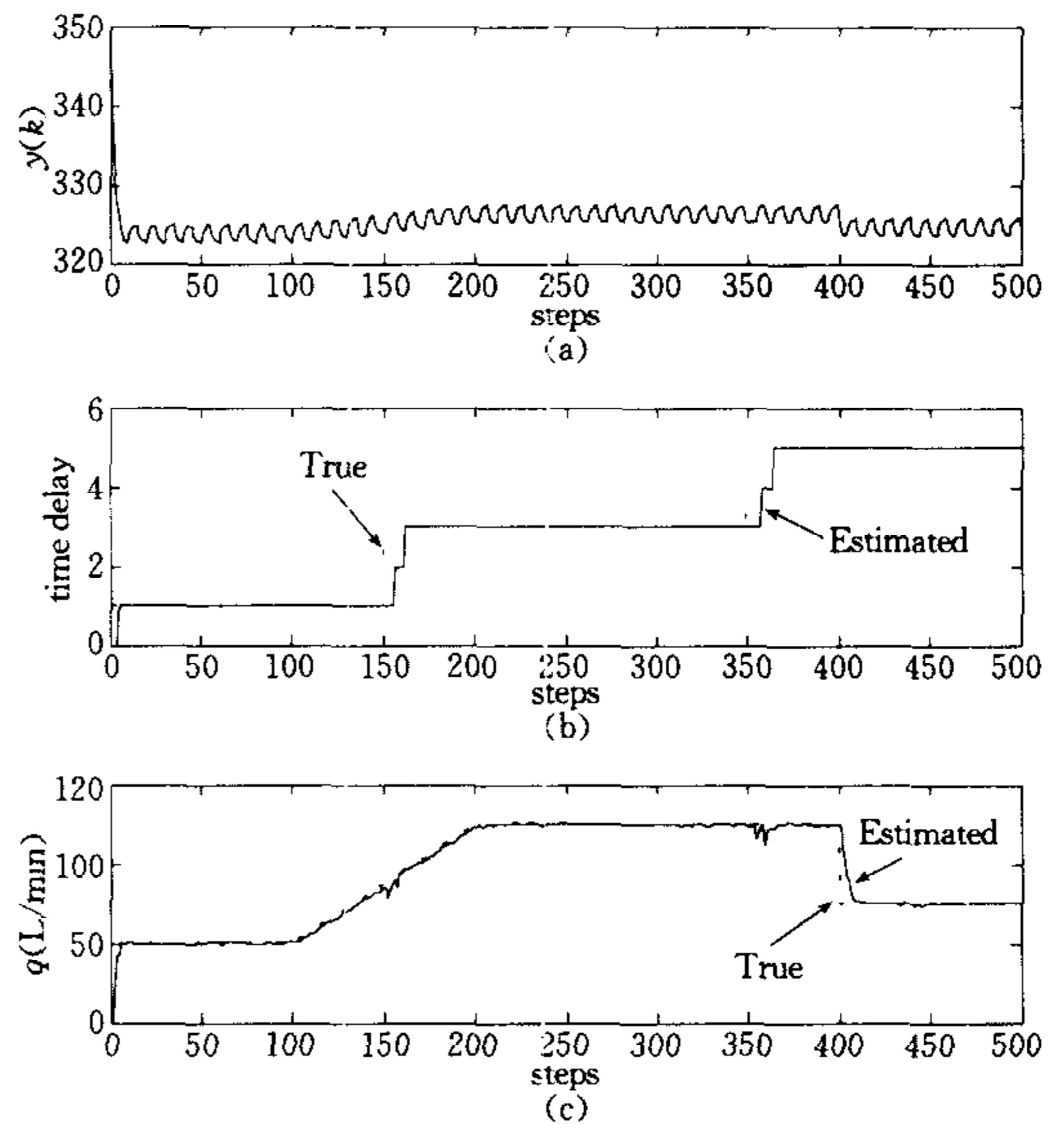


图 2 时滞和参数 $q(k)$ 的估计结果
Fig. 2 Estimated time delay and parameter $q(k)$

图 1 反映出 RAF 的滤波参数具有很强自适应调节能力. 图 2 表明在量测中存在未建模动态和扰动的情况下, RAF 对随机变化的时滞和参数仍具有很好的自适应估计能力. 这反映出该滤波器不仅是自适应滤波器而且是一种对于量测中的未建模动态和扰动具有很好的鲁棒性的滤波器.

References

- 1 Boutayeb M, Aubry D. A strong extended Kalman observer for nonlinear discrete-time systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1999, **44**(8): 1550~1555
- 2 Einicke G A, White L B. Robust extended Kalman filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, **47**(9): 2596~2599
- 3 Xia Q J, Rao M, Ying Y Q, Shen X M. Adaptive fading Kalman filter with an application. *Automatica*, 1994, **30**(8): 1333~1338
- 4 Haykin S, Li L. Modified Kalman filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 1994, **42**(5): 1239~1242

- 5 Zhou D H, Frank P M. A real time estimation approach to time-varying time delay and parameters of NARX processes. *Computers & Chemical Engineering*, 2000, **23**(11/12): 1763~1772

安德玺 2001年在清华大学获得学士学位,目前为清华大学自动化系硕士研究生.主要研究方向有自适应估计、故障诊断和信号处理.

(**AN De-Xi** Received the bachelor degree from Tsinghua University in 2001. Now he is master student in Department of Automation, Tsinghua University. His current research interests include adaptive estimation, fault diagnosis and signal processing.)

梁彦 分别于1993,1998,2001年在西北工业大学获学士、硕士和博士学位,目前在清华大学自动化系作博士后研究.主要研究方向是目标跟踪、自适应估计和故障诊断.

(**LIANG Yan** Received the bachelor, master and Ph. D. degrees from Northwestern Polytechnic University in 1993, 1998 and 2001, respectively. Now he is a postdoctoral fellow in Department of automation, Tsinghua University. His current research interests include target tracking, adaptive estimation and fault diagnosis.)

周东华 分别于1985,1988和1990年在上海交通大学获学士、硕士和博士学位,目前为清华大学自动化系教授.研究方向是系统辨识、故障诊断与容错控制.

(**ZHOU Dong-Hua** Received his bachelor, master and Ph. D. degrees from Shanghai Jiaotong University in 1985, 1988 and 1990, respectively. Now he is a professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His current research interests include system identification, fault diagnosis and fault tolerant control.)