

自适应向量遗忘因子辨识算法¹⁾

徐嗣鑫

陈里得

(东南大学自动化研究所 南京 210018) (能源部南京自动化研究所 南京 210003)

摘 要

基于时变遗忘因子、参数变化检测、向量遗忘因子思想,提出了一种新的自适应向量遗忘因子辨识算法。它不仅能象 Fortescue 方法那样可以控制参数估计中参数变化总的信息,而且能控制此信息如何分配到各个参数中去。还给出了该算法的收敛性证明及仿真结果。

关键词: 时变系统、向量遗忘因子、系统辨识。

1、引言

自从 Fortescue 提出了时变遗忘因子辨识算法以来,该算法在时变系统的辨识和自适应控制方面取得了许多成功的应用。但是,当此算法用于参数变化各不相同的时变系统的辨识与控制时,效果则不够理想。这是因为该算法是根据参数变化总信息来决定遗忘因子的大小,以达到跟踪时变参数的目的。

为此,我们在 Fortescue 方法的基础上,提出了一种自适应向量遗忘因子的辨识算法。它采用参数变化检测技术,以判别系统中各参数的变化率,并针对系统中参数变化率的不同而采用相应的遗忘因子,以便对不同参数变化率,具有估计参数时不同的修正能力,从而提高对于时变系统的辨识精度。

2、自适应向量遗忘因子辨识算法

假设离散时变系统描述为

$$y(t) = \Phi^T(t)\theta(t) + \omega(t). \quad (1)$$

其中

$$\Phi^T(t) = [-y(t-1), -y(t-2), \dots, -y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)],$$

$$\theta^T(t) = [a_1(t), a_2(t), \dots, a_n(t), b_1(t), \dots, b_m(t)],$$

$\omega(t)$ 为零均值高斯白噪声, $a_i(t), b_i(t)$ 为待辨识的时变参数, $y(\cdot), u(\cdot)$ 分别为系统的输出和输入。

本文于1991年12月9日收到。

1) 江苏省科委应用基础研究基金项目,本文曾在中国自动化学会1991年控制理论及其应用年会上宣读。

现构造一个向量遗忘因子, 令

$$\lambda(t) = (\sqrt{\lambda(1,t)}, \sqrt{\lambda(2,t)}, \dots, \sqrt{\lambda(i,t)}, \dots, \sqrt{\lambda(N,t)}), \quad (2)$$

其中

$$N = m + n,$$

$$\lambda(i,t) = \max(\lambda(i,0), \mu(i,t)), \quad (3)$$

$$\mu(i,t) = 1 - (1 - \Phi^T(t) \cdot K(t)) \cdot \varepsilon^2(t) / g(i,t). \quad (4)$$

根据 $\lambda(i,t)$, 构造一个遗忘因子矩阵, 令

$$\Lambda(t) = \text{diag}(1/\sqrt{\lambda(1,t)}, 1/\sqrt{\lambda(2,t)}, \dots, 1/\sqrt{\lambda(N,t)}). \quad (5)$$

利用 $\Lambda(t)$, 可以有针对性地放大协方差矩阵的各个元素, 使

$$P(t) = \Lambda(t)W(t)\Lambda(t). \quad (6)$$

由上式可见, 若 $\lambda(i,t)$ 取值较小, 则 $P(t)$ 中 $P_{ii}(t)$ 值较大, 对第 i 个参数的修正能力强. 反之, 修正能力弱. 所以, 只要合适地选择 $\lambda(i,t)$, 就可以达到改善时变参数跟踪效果. 从(3)式和(4)式可以看出, $\lambda(i,t)$ 取值的关键是如何选择合适的 $g(i,t)$. 这里是通过一种利用参数变化自身检测算法来选择 $g(i,t)$ 的. 算法如下:

$$rp(i,t) = f_1 \cdot rp(i,t-1) + (1-f_1)\theta(i,t), \quad (7)$$

其中 $\theta(i,t)$ 为系统参数的估计值, $rp(i,t)$ 为 $\theta(i,t)$ 的滤波值, f_1 为滤波系数. 这样, 即可求得

$$g(i,t) = 1/(v \cdot r_2(i,t)). \quad (8)$$

其中 v 为校正系数,

$$r_1(i,t) = \frac{1}{l_1} \sum_{j=1}^{l_1} rp(i,t-j-l_2+1), \quad (9)$$

$$r_2(i,t) = \frac{1}{l_2} \sum_{j=1}^{l_2} |rp(i,t-j+1) - r_1(i,t-j+1)|. \quad (10)$$

综上所述, 可以得到自适应向量遗忘因子辨识算法, 其步骤为

step 1) $\varepsilon(t) = y(t) - \Phi^T(t)\hat{\theta}(t-1)$;

step 2) $K(t) = [1 + \Phi^T(t)P(t-1)\Phi(t)]^{-1}P(t-1)\Phi(t)$;

step 3) $\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)\varepsilon(t)$;

step 4) $rp(i,t) = f_1 \cdot rp(i,t-1) + (1-f_1) \cdot \hat{\theta}(i,t)$,

$$r_1(i,t) = \frac{1}{l_1} \cdot \sum_{j=1}^{l_1} rp(i,t-j-l_2+1),$$

$$r_2(i,t) = \frac{1}{l_2} \sum_{j=1}^{l_2} |rp(i,t-j+1) - r_1(i,t-j+1)|,$$

$$g(i,t) = 1/(v \cdot r_2(i,t));$$

step 5) $\mu(i,t) = 1 - (1 - \Phi^T(t) \cdot K(t)) \cdot \varepsilon^2(t) / g(i,t)$,

$$\lambda(i,t) = \max(\lambda(i,0), \mu(i,t));$$

step 6) $\Lambda(t) = \text{diag}[1/\sqrt{\lambda(1,t)}, \dots, 1/\sqrt{\lambda(i,t)}, \dots, 1/\sqrt{\lambda(N,t)}]$;

step 7) $W(t) = [I - K(t) \cdot \Phi^T(t)] \cdot P(t-1)$;

step 8) $P(t) = \Lambda(t)W(t)\Lambda(t)$;
 step 9) return to step 1);
 step 10) END.

3、自适应向量遗忘因子辨识算法收敛性证明

为了证明上述辨识算法的收敛性,可将其算法步骤简化为

$$\varepsilon(t) = y(t) - \Phi^T(t)\hat{\theta}(t-1), \quad (11a)$$

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \Lambda^{-1}(t)P(t)\Lambda^{-1}(t)\Phi(t)\varepsilon(t), \quad (11b)$$

$$P(t) = P(t-1) - \frac{P(t-1)\Phi(t)\Phi^T(t)P(t-1)}{1 + \Phi^T(t)P(t-1)\Phi(t)}. \quad (11c)$$

现给出如下假设:

C_1 : $\Phi(t)$ 满足持续激励的条件,即存在一个正整数 $L(L > N)$ 和两个实数 m, M 满足

$$mI \leq \sum_{i=t+1}^{t+L} \Phi(i)\Phi^T(i) \leq MI, \forall t > 0, \text{ a.s.}$$

性质 1. 在假设 C_1 的基础上,建立了(11)式中增益矩阵 $P(t)$ 有界需满足下列不等式:

$$\begin{aligned} (1) \lambda_{\min}[P^{-1}(t)] &\geq \delta_{\min}^r \cdot \lambda_{\min}[P^{-1}(0)] \\ &\quad + (\delta_{\min}^N + \dots + \delta_{\min}^{rN}) \cdot m \\ &= P_{\min}; \end{aligned} \quad (12a)$$

$$\begin{aligned} (2) \lambda_{\max}[P^{-1}(t)] &\leq \delta_{\max}^r \cdot \lambda_{\max}[P^{-1}(0)] \\ &\quad + (\delta_{\max}^N + \delta_{\max}^{2N} + \dots + \delta_{\max}^{rN}) \cdot M \\ &= P_{\max}. \end{aligned} \quad (12b)$$

其中 $\lambda_{\max}[P^{-1}(t)], \lambda_{\min}[P^{-1}(t)]$ 分别是 $P^{-1}(t)$ 的最大、最小特征值; m, M 由 C_1 给出; $\delta_{\min}, \delta_{\max}$ 分别是向量遗忘因子中的最小、最大分量; $r = [t/N]$.

由(11)式可知

$$P^{-1}(t) = \Lambda^{-1}(t)[P^{-1}(t-1) + \Phi(t)\Phi^T(t)]\Lambda^{-1}(t). \quad (13)$$

由此可得

$$P^{-1}(t) = \prod_{i=1}^t \Lambda^{-1}(i)P^{-1}(0) \prod_{i=1}^t \Lambda(i) + \sum_{i=1}^t \sum_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j)\Phi(i)\Phi^T(i) \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j). \quad (14)$$

由于上式的各项都是对称阵,并利用代数知识可得

$$\begin{aligned} \lambda_{\min}[P^{-1}(t)] &\geq \lambda_{\min} \left[\prod_{i=1}^t \Lambda^{-1}(i)P^{-1}(0) \prod_{i=1}^t \Lambda^{-1}(i) \right] \\ &\quad + \lambda_{\min} \left[\sum_{i=1}^t \sum_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j)\Phi(i)\Phi^T(i) \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \lambda_{\min} \left[\prod_{i=1}^t \Lambda^{-1}(i) P^{-1}(0) \prod_{i=1}^t \Lambda^{-1}(i) \right] \\
&\quad + \lambda_{\min} \left[\sum_{i=t-N+1}^t \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \Phi(i) \Phi^T(i) \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \right] \\
&\quad + \lambda_{\min} \left[\sum_{i=t-2N+1}^{t-N} \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \Phi(i) \Phi^T(i) \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \right] \\
&\quad + \cdots + \lambda_{\min} \left[\sum_{i=t-rN+1}^{t-rN+N} \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \Phi(i) \Phi^T(i) \prod_{j=i}^t \Lambda^{-1}(j) \right], \quad (15)
\end{aligned}$$

其中 $r = [t/N]$. 将上式利用 C_1 假设条件则得

$$\lambda_{\min}[P^{-1}(t)] \geq \delta_{\min}^t \lambda_{\min}[P^{-1}(0)] + (\delta_{\min}^N + \cdots + \delta_{\min}^{rN}) \cdot m = P_{\min}, \quad (16)$$

这样式 (12a) 得以证明. 式 (12b) 的证明与上述证明类似, 不再赘述.

从性质 1 可得

$$P(t) \geq \left(\delta_{\max}^t \cdot \lambda_{\max}[P^{-1}(0)] + M \delta_{\max} \cdot \frac{1 - \delta_{\max}^{(r+1)N}}{1 - \delta_{\max}^N} \right)^{-1} \cdot I, \quad (17)$$

$$P(t) \leq \left(\delta_{\min}^t \cdot \lambda_{\min}[P^{-1}(0)] + m \delta_{\min}^N \frac{1 - \delta_{\min}^{rN}}{1 - \delta_{\min}^N} \right)^{-1} \cdot I, \quad (18)$$

当 $t \rightarrow \infty$ 时, 显然有

$$\left(\frac{1 - \delta_{\max}^N}{M \cdot \delta_{\max}} \right) \cdot I \leq P(t) \leq \left(\frac{1 - \delta_{\min}^N}{m \cdot \delta_{\min}} \right) \cdot I. \quad (19)$$

从(19)式可见, $P(t)$ 在 C_1 条件下有界.

令

$$\tilde{\theta}(t) = \theta(t) - \hat{\theta}(t), \quad (20)$$

$$\Delta\theta(t) = \theta(t) - \theta(t-1). \quad (21)$$

由(11)式, (20)式, (21)式可得

$$\begin{aligned}
\tilde{\theta}(t) &= \Lambda^{-1}(t) P(t) \Lambda^{-1}(t) P^{-1}(t-1) [\Delta\theta(t) + \tilde{\theta}(t-1)] \\
&\quad - \Lambda^{-1}(t) P(t) \Lambda^{-1}(t) \Phi(t) \varepsilon(t). \quad (22)
\end{aligned}$$

利用迭加原理, 将上式中 $\tilde{\theta}(t)$ 分成系统参数变化引起的辨识误差 $\tilde{\theta}^1(t)$ 和随机扰动引起的辨识误差 $\tilde{\theta}^2(t)$. 则 $\tilde{\theta}^1(t)$ 和 $\tilde{\theta}^2(t)$ 分别满足

$$\tilde{\theta}^1(t) = \Lambda^{-1}(t) P(t) \Lambda^{-1}(t) P^{-1}(t-1) (\tilde{\theta}^1(t-1) + \Delta\theta(t)), \quad (23)$$

$$\begin{aligned}
\tilde{\theta}^2(t) &= \Lambda^{-1}(t) P(t) \Lambda^{-1}(t) P^{-1}(t-1) \tilde{\theta}^2(t-1) \\
&\quad - \Lambda^{-1}(t) P(t) \Lambda^{-1}(t) \Phi(t) \varepsilon(t). \quad (24)
\end{aligned}$$

定理 1. 在假设 C_1 的条件下, 对于满足(11)式的 $P(t)$ 和满足(23)式的 $\tilde{\theta}^1(t)$, 以下结论成立:

$$\begin{aligned}
\|\tilde{\theta}^1(t)\|_2 &\leq \prod_{i=\tau+1}^t \frac{1}{\rho(i)} \cdot \frac{\lambda_{\max}[P^{-1}(t)]}{\lambda_{\min}[P^{-1}(t)]} \cdot \|\tilde{\theta}^1(\tau)\|_2 \\
&\quad + \sum_{i=\tau+1}^t \prod_{j=i}^t \frac{1}{\rho(j)} \max_{\tau+1 \leq k \leq i} \left(\frac{\lambda_{\max}[P^{-1}(k-1)]}{\lambda_{\min}[P^{-1}(t)]} \|\Delta\theta(k)\|_2 \right). \quad (25)
\end{aligned}$$

其中 $\tau \leq t$, $\rho(i) = \frac{1}{\lambda(1,i)} + \dots + \frac{1}{\lambda(N,i)}$.

证明. 由(23)式两边乘以 $\Lambda(t)P^{-1}(t)\Lambda(t)$, 则有

$$\Lambda(t)P^{-1}(t)\Lambda(t)\tilde{\theta}^1(t) = P^{-1}(t-1)[\tilde{\theta}^1(t-1) + \Delta\theta(t)]. \quad (26)$$

对上式两边取范数可得

$$\begin{aligned} \|\Lambda(t)P^{-1}(t)\Lambda(t)\tilde{\theta}^1(t)\|_2 &= \|P^{-1}(t-1) \cdot [\tilde{\theta}^1(t-1) + \Delta\theta(t)]\|_2 \\ &\leq \|P^{-1}(t-1)\tilde{\theta}^1(t-1)\|_2 + \|P^{-1}(t-1)\Delta\theta(t)\|_2. \end{aligned} \quad (27)$$

由两范数性质可知

$$\begin{aligned} \|P^{-1}(t)\|_2 \cdot \|\tilde{\theta}^1(t)\|_2 &\leq \frac{1}{\rho(t)} \|P^{-1}(t-1)\|_2 \cdot \|\tilde{\theta}^1(t-1)\|_2 \\ &\quad + \|P^{-1}(t-1)\|_2 \cdot \|\Delta\theta(t)\|_2. \end{aligned} \quad (28)$$

对上式迭代则得

$$\begin{aligned} \|P^{-1}(t)\|_2 \cdot \|\tilde{\theta}^1(t)\|_2 &\leq \prod_{i=\tau+1}^t \frac{1}{\rho(i)} \|P^{-1}(\tau)\|_2 \cdot \|\tilde{\theta}^1(\tau)\|_2 \\ &\quad + \sum_{i=\tau+1}^t \prod_{j=i}^t \frac{1}{\rho(j)} \|P^{-1}(i-1)\|_2 \cdot \|\Delta\theta(i)\|_2. \end{aligned} \quad (29)$$

由代数知识可得

$$\begin{aligned} \lambda_{\min}[P^{-1}(t)] \cdot \|\tilde{\theta}^1(t)\|_2 &\leq \prod_{i=\tau+1}^t \frac{1}{\rho(i)} \cdot \lambda_{\max}[P^{-1}(\tau)] \cdot \|\tilde{\theta}^1(\tau)\|_2 \\ &\quad + \sum_{i=\tau+1}^t \prod_{j=i}^t \frac{1}{\rho(j)} \max_{\tau+1 \leq k \leq i} (\lambda_{\max}[P^{-1}(k-1)] \cdot \|\Delta\theta(k)\|_2). \end{aligned} \quad (30)$$

对上式两边除以 $\lambda_{\min}[P^{-1}(t)]$, 即可得到定理 1 中结论.

假设由于系统参数的变化, 只有 $k = \tau$ 时, $\|\tilde{\theta}^1(k)\|_2 \neq 0$. 从定理 1 及自适应向量遗忘因子辨识算法 step 5 中可知, 式中的 $\prod_{i=\tau+1}^t \frac{1}{\rho(i)}$ 能保证当 $t \rightarrow \infty$ 时, 使 $\|\tilde{\theta}^1(t)\|_2 \rightarrow 0$, 且 $\tilde{\theta}^1(t)$ 是按指数收敛的. 定理 1 右边第二项建立了当系统参数连续变化时 $\|\tilde{\theta}^1(t)\|$ 的有界性.

定理 2. $P(t)$ 满足(11)式, $\varepsilon(t)$ 为系统不相关噪声, 在满足 C_1 条件下, 有

$$E\{\|\tilde{\theta}^2(t)\|_2\} \leq \delta^2 \cdot \frac{1}{\lambda_{\min}[P^{-1}(t)]} \cdot \sum_{i=1}^t \prod_{j=i}^t \frac{1}{\rho(j)}. \quad (31)$$

其中 δ^2 为 $\varepsilon(t)$ 的方差, $\rho(j) = \frac{1}{\lambda(1,j)} + \dots + \frac{1}{\lambda(N,j)}$.

证明. 在(24)式两边同乘以 $\Lambda(t)P^{-1}(t)\Lambda(t)$ 可得

$$\Lambda(t)P^{-1}(t)\Lambda(t)\tilde{\theta}^2(t) = P^{-1}(t-1)\tilde{\theta}^2(t-1) - \Phi(t)\varepsilon(t). \quad (32)$$

同时考虑(24)式, (13)式则得

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}^{2T}(t) &= \tilde{\theta}^{2T}(t-1) - \tilde{\theta}^{2T}(t-1)\Phi^T(t)\Phi(t)\Lambda^{-1}(t)P(t)\Lambda^{-1}(t) \\ &\quad - \varepsilon(t)\Phi^T(t)\Lambda^{-1}(t)P(t)\Lambda^{-1}(t). \end{aligned} \quad (33)$$

由(33)式乘以(32)式,同时考虑到由于 $\Phi(t)$ 和 $\varepsilon(t)$ 不相关,且结合(11)式,化简后则有

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}^T(t) \Lambda(t) P^{-1}(t) \Lambda(t) \tilde{\theta}^2(t) &\leq \tilde{\theta}^T(t-1) P^{-1}(t-1) \tilde{\theta}^2(t-1) \\ &- \frac{(\Phi(t) \tilde{\theta}^2(t-1))^2}{1 + \Phi^T(t) P(t-1) \Phi(t)} + \frac{M \cdot \lambda_{\max}[P(t)]}{1 + M \cdot \lambda_{\max}[P(t)]} \varepsilon^2(t). \end{aligned} \quad (34)$$

于是得到

$$\begin{aligned} \rho(t) \cdot E\{\|P^{-1}(t)\|_2 \cdot \|\tilde{\theta}^2(t)\|_2\} &\leq E[\|P^{-1}(t-1)\|_2 \cdot \|\tilde{\theta}^2(t-1)\|_2] \\ &+ \delta^2 \cdot \frac{M \cdot \lambda_{\max}[P(t)]}{1 + M \cdot \lambda_{\max}[P(t)]}. \end{aligned} \quad (35)$$

其中 δ^2 为 $\varepsilon(t)$ 的方差.

因为 $\tilde{\theta}^2(0) = 0$,通过对(35)式进行迭代可得

$$E\{\|\tilde{\theta}^2(t)\|_2\} \cdot \lambda_{\min}[P^{-1}(t)] \leq \delta^2 \cdot \sum_{i=1}^t \prod_{j=i}^t \frac{1}{\rho(j)} \cdot \frac{M \cdot \lambda_{\max}[P(t)]}{1 + M \cdot \lambda_{\max}[P(t)]}. \quad (36)$$

由于 $\frac{M \lambda_{\max}[P(t)]}{1 + M \lambda_{\max}[P(t)]} \leq 1$,同时将(36)式两边除以 $\lambda_{\min}[P^{-1}(t)]$ 即可得到定理 2 的结论.

现进一步考察(31)式,当 $t \rightarrow \infty$ 时,由于

$$\frac{1}{\rho(j)} \leq \frac{\delta_{\max}}{N}, \quad (37)$$

因而可得

$$\sum_{i=1}^t \prod_{j=i}^t \frac{1}{\rho(j)} = \sum_{i=1}^t \left(\frac{\delta_{\max}}{N}\right)^{t-i+1} = \frac{\delta_{\max}}{N - \delta_{\max}}, \quad (38)$$

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} E\{\|\tilde{\theta}^2(t)\|\} \leq \delta^2 \cdot \frac{1 - \delta_{\min}^N}{m \cdot \delta_{\min}^N} \cdot \frac{\delta_{\max}}{N - \delta_{\max}}. \quad (39)$$

由此可见, $\tilde{\theta}^2(t)$ 的二范数有界.

4、仿真研究

分别采用时变遗忘因子和自适应向量遗忘因子辨识算法来辨识时变系统参数. 采用

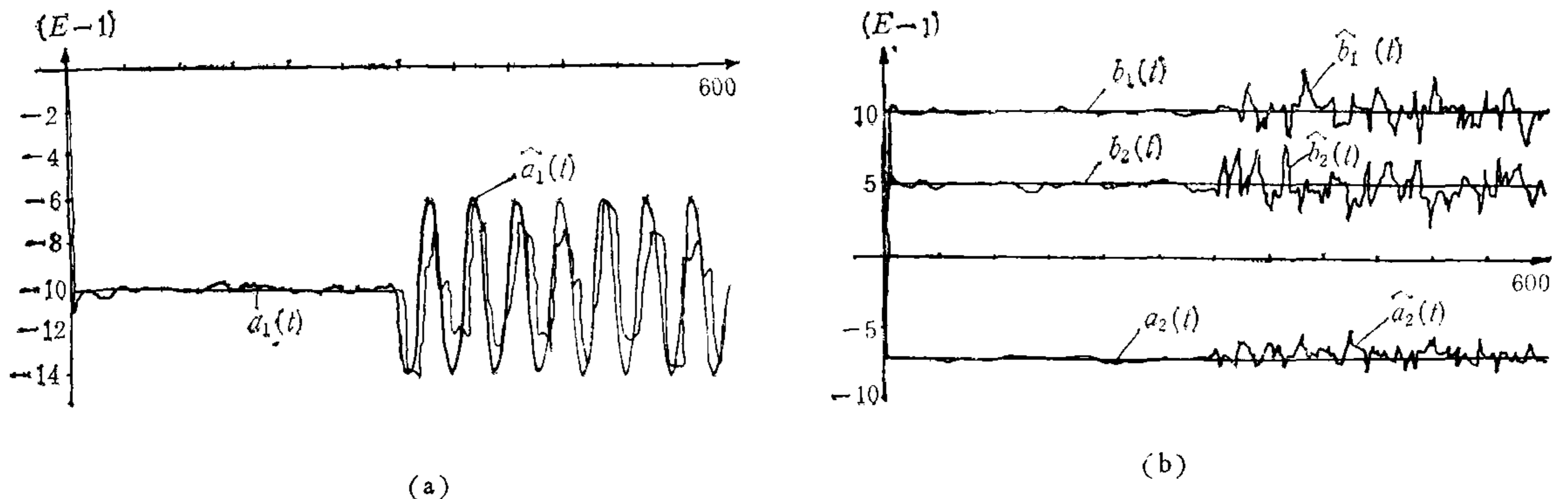


图 1 采用时变遗忘因子辨识算法的结果

的系统为

$$y(t) = a_1(t)y(t-1) - 0.7y(t-2) + 1.0u(t-1) + 0.5u(t-2) + \omega(t).$$

其中输入信号 $u(t)$ 采用幅度为 1, 周期为 30 步的逆重复 M 序列, $\omega(t)$ 为高斯白噪声, 方差为 0.01, $a_1(t)$ 的变化规律由常数和正弦变化两部分组成, 即

$$a_1(t) = \begin{cases} -1.0, & 0 \leq t \leq 300; \\ -1.0 + 0.4 \sin(\pi t/20), & 300 \leq t \leq 600. \end{cases}$$

采用时变遗忘因子辨识算法的辨识结果如图 1(a), (b) 所示; 采用自适应向量遗忘因子辨识算法的辨识结果如图 2(a), (b) 所示. 从仿真结果可看出, 新的辨识算法性能优于以前时变遗忘因子辨识算法.

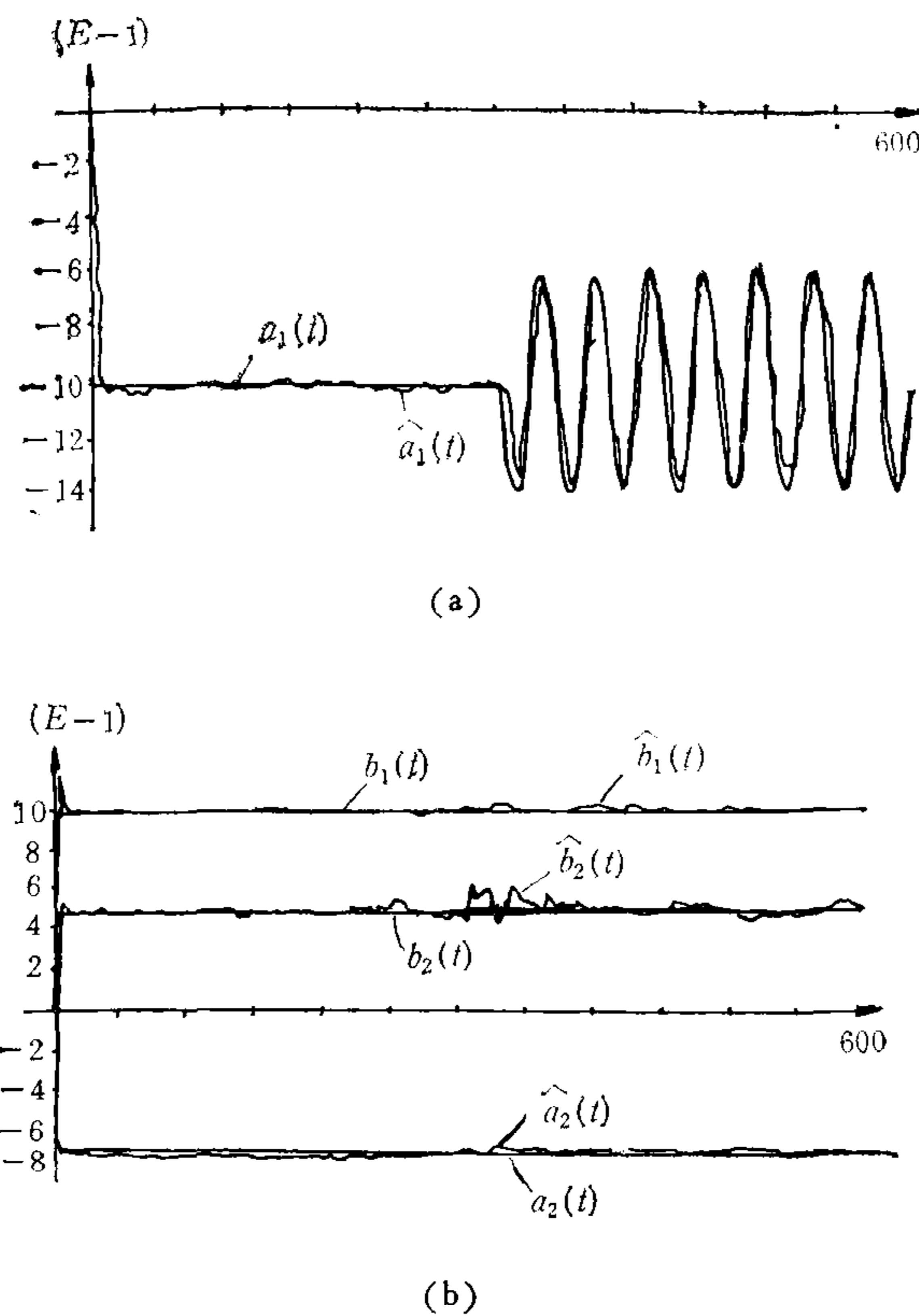


图 2 采用自适应向量遗忘因子辨识算法的结果

参 考 文 献

- [1] Fortescue T R et al. Implementation of Self-turning Regulation with Variable Forgetting Factor *Automatica*, 1981, 17(6): 831—835.
- [2] R Lozano I. Identification of Time-Varying Linear Models. Proc. 22nd IEEE Conf. Decision and Control, 1982: 604—606.

IDENTIFICATION ALGORITHM WITH ADAPTIVE VECTOR FORGETTING FACTOR

XU SIXIN

(*South-east University Research Institute of Automation, Nanjing 210018*)

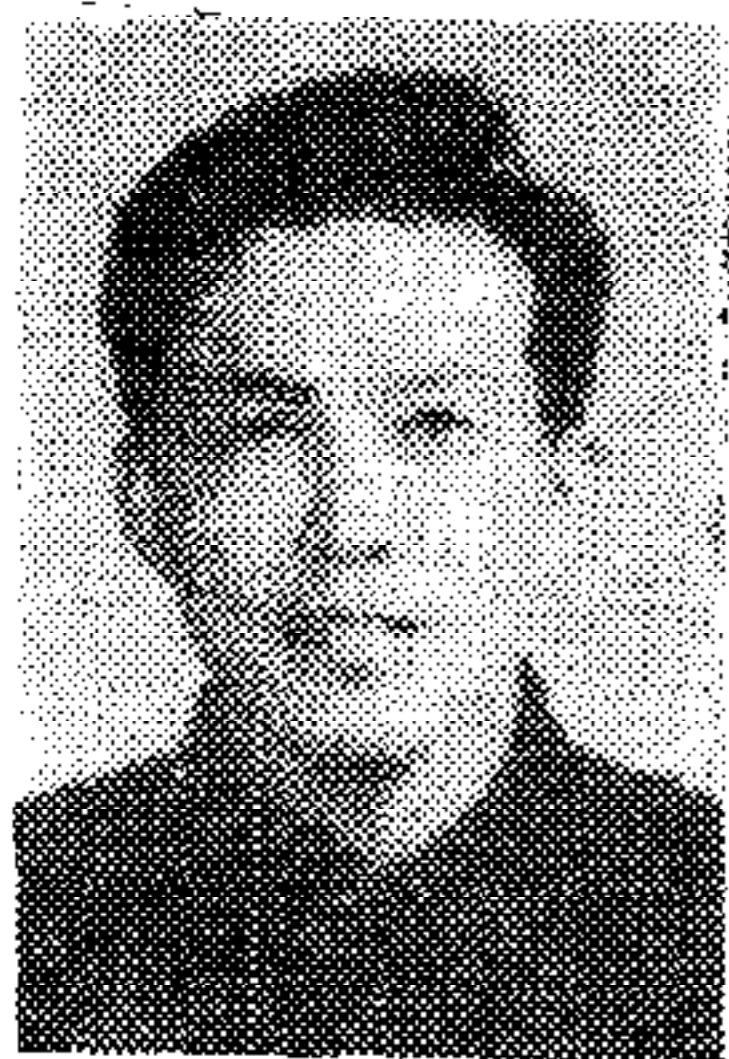
CHEN LIDE

(*Nanjing Research Institute of Automation, Nanjing 210003*)

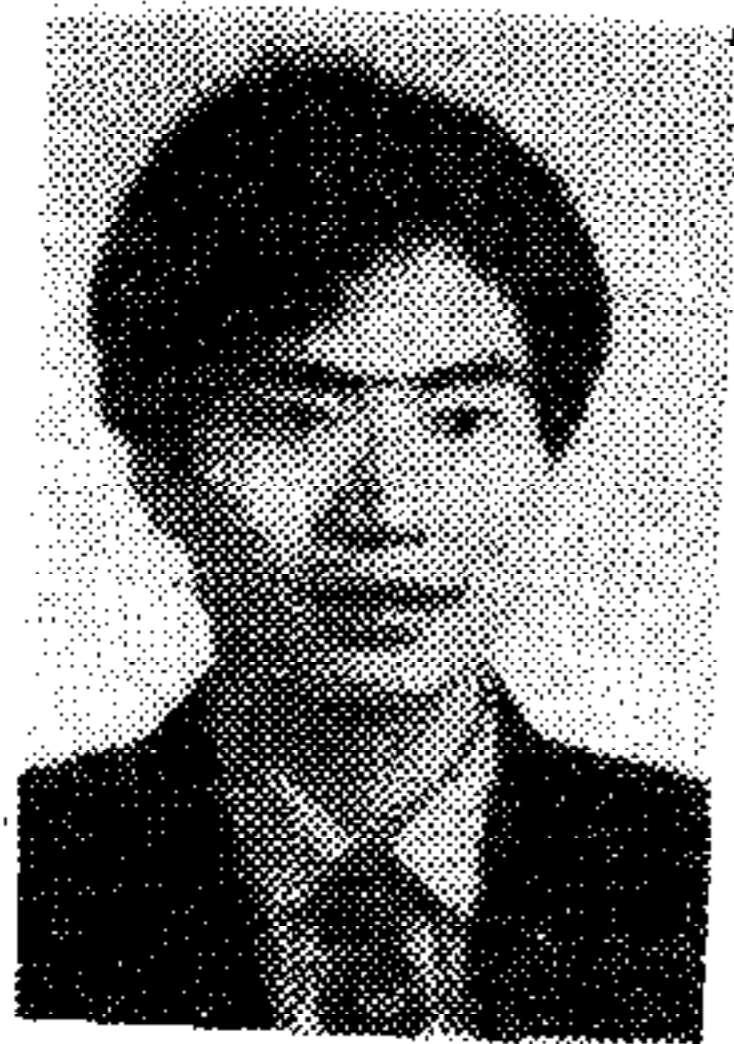
ABSTRACT

This paper suggests a new identification algorithm with adaptive vector forgetting factor. The algorithm not only can control total information of parameter's variation as Fortescue's method, but also can control the distribution of this information into each parameter. This algorithm is based on the time-varying forgetting factor parameter variation detection and vector forgetting factors. The convergence of the algorithm is proved.

Key words: time-varying system; vector forgetting factor; system identification.



徐嗣鑫 1940 年生于江苏江阴。1964 年毕业于东南大学自动控制系。现在东南大学自动化研究所工作,任副教授,从事自适应控制及计算机控制的研究工作。



陈里德 1966 年出生于江苏无锡。1991 年毕业于东南大学自动控制理论及应用专业,获硕士学位。现在电力部南京自动化研究所运动室工作。研究方向为电力系统的计算机控制与应用。