第 14 卷第 1 期
1997 年 2 月

控制理论与应用
CONTROL THEORY AND APPLICATIONS

Vol. 14, No. 1
Feb., 1997

鞅超收敛定理与遗忘因子最小二乘算法的收敛性分析*

丁 锋

(清华大学自动化系・北京,100084)

摘要:本文扩展了用于分析时不变系统辨识算法收敛性的鞅收敛定理(MCT),建立了鞅(martingale)超收敛定理(MHCT). 它可以作为工具来分析时变系统的各种辨识算法的收敛性,为解决时变系统收敛性和稳定性分析这一困难课题提供了新方法,开辟了新路. 本文以遗忘因子最小二乘算法为例,成功地用 MHCT 分析了它的参数估计的收敛性.

关键词:时变系统;鞅收敛定理;鞅超收敛定理;参数估计;遗忘因子最小二乘法

1 引 言

遗忘因子最小二乘算法(FFLS)可以跟踪时变参数,是辨识时变系统的一个有效方法. 因而它的收敛性问题受到了辨识界的普遍关注. 例如,文[1~3]先后分析了时不变系统的直接 FFLS 和时变系统的 FFLS 的收敛性,Lozano[4]利用随机过程理论分析了 FFLS 算法的收敛性,遗憾的是在他的分析中,当遗忘因子(FF)趋于 1 时(即常规递推最小二乘算法:RLS),即使用于辨识时不变对象,协方差阵和参数估计误差均趋于无穷,这一结果与先前已有(RLS 算法的收敛性)结果仍缺乏一致性. 文[5~7]针对增益有界估计算法,研究了 FFLS 算法参数估计误差协方差阵的收敛性. Ding, Xie, Fang[8]证明了 FFLS 算法的有界收敛性,给出了参数跟踪误差的上下界.

虽然许多作者分析了 FFLS 的收敛性,取得了各种各样的结果,但是,FFLS 的收敛性研究并没有完结. 作者认为主要是因为没有建立控制界统一认可的数学分析工具.

对确定性系统的稳定性分析,有李雅普诺夫(Lyapunov)稳定性定理这一数学工具,对时不变随机系统辨识算法的收敛性分析,有 MCT 这一数学工具. 因此,要圆满地解决时变系统自适应辨识算法的收敛性问题,还必须寻求新的数学工具. 为此,我们推广了 MCT,建立了这样一个工具——鞅超收敛定理(MHCT). 它可以直接给出时变参数估计误差的上界,这对评价参数估计精度,提高算法的实际应用效果具有重要意义.

本文首先介绍用于时变系统辨识算法收敛性分析的 MHCT,然后用它来分析时变参数估计的 FFLS 算法的有界收敛性.

2 鞅(martingale)超收敛定理(MHCT)

研究时变参数估计算法的收敛性时,要区别下列三种收敛性:

1° 一致收敛性: $\lim\limits_{t\to\infty}\hat{\theta}(t)=\theta(t)$. a.s.

2° 有界收敛性: $\lim\limits_{t\to\infty}\mathrm{E}\|\hat{\theta}(t)-\theta(t)\|^2\leqslant\varepsilon<\infty$. (工程上)

3° 一般收敛性: $\lim\limits_{t\to\infty}\mathrm{E}\|\hat{\theta}(t)-\theta(t)\|^2<\infty$. (理论上)

其中 $\hat{\theta}(t)$ 为参数 $\theta(t)$ 的估计.

但对于时变系统,正如 Solo[9]所指出的,如果不知道参数的变化规律,时变参数估计是不

* 863 应用工程资助项目.
本文于 1995 年 6 月 30 日收到. 1996 年 1 月 2 日收到修改稿.

存在一致收敛性的.因此,在分析时变参数估计算法的收敛性时,只需考虑有界收敛性和一般收敛性.对于有界收敛性,如果一个算法的 ϵ 值较小(如 $\epsilon=0.01$),那么这个算法有较大应用价值,反之,ϵ 值较大(如 $\epsilon=100$),那么这个算法就没有太大的应用价值.有界收敛性是针对实际应用提出的,具有较大的工程意义.在理论分析中,如果难以得到有界收敛性的结论时,就只能降格以求,来分析算法的一般收敛性.

MCT 是 Lyapunov 稳定性定理在随机系统中的应用,可以有效地分析时不变系统 RLS 和递推增广最小二乘法参数估计的一致收敛性[10~13];而 MHCT 相当于 MCT 在时变系统中的自然推广,它可以用来分析时变参数估计的有界收敛性.

鞅(martingale)超收敛定理(MHCT)　考虑非负定函数

$$T(t)=T[x(t)]=\|x(t)\|^2$$

和集

$$R_t=[x(t):g[x(t)]\leqslant\eta_t<\infty,\text{a.s.}],$$

若对于 $x(t)\in R_t^c$ 有下式成立(R_t^c 是 R_t 的补集)

$$E[T(t+1)|F_t]-T(t)=\Delta T(t+1)\leqslant -b(t+1).\quad \text{a.s.}$$

其中 $g(x)=(a^{\mathrm{T}}x)^2$ 称为收敛变量,a 是一个非零的时变或时不变向量,$\eta_t\geqslant 0$ 是一个非降有界随机变量(即 $R_t\subset R_{t+1}$),$b(t)$ 是一个随机变量,$(x(t),F_t)$ 是一个适应序列.

对于任意 $t>0$,有 $x(t)\in(R_t\cup R_t^c)$.当 $x(t)\in R_t^c$ 时,若 $b(t)\geqslant\dfrac{b}{t}$,$b>0$,a.s.,则对于充分大 t,有 $x(t)\in R_t$,a.s. 成立,或 $\lim\limits_{t\to\infty}x(t)\in R_t$.a.s.

证　设 $x(t)\in R_t$ 的示性函数(indicator function)[14,15] 为 I_t,$x(t)\in R_t^c$ 的示性函数为 $\bar{I}_t$,则当 $x(t)\in R_t^c$ 时,对于 $t\geqslant t_0$,有

$$\mathrm{E}[T(t+1)\bar{I}_{t+1}]=\mathrm{E}[T(t)\bar{I}_{t+1}]+\mathrm{E}[\Delta T(t+1)\bar{I}_{t+1}]\leqslant\mathrm{E}[T(t)\bar{I}_t]-E\left[\frac{b}{t+1}\right]$$

或

$$\mathrm{E}[T(t)\bar{I}_t]\leqslant\mathrm{E}[T(t_0)\bar{I}_{t0}]-\mathrm{E}\left[\sum_{s=t_0+1}^{t}\frac{b}{s}\right].$$

其中 $T(t_0)$ 为任意有限随机变量.

当 $t\to\infty$ 时,$\sum\limits_{s=t_0+1}^{t}\dfrac{1}{s}=O(\ln t)\to\infty$.故当 t 充分大时,有

$$T(t_0)-\sum_{s=t_0+1}^{t}\frac{b}{s}\leqslant\frac{\eta_t}{\|a\|^2}\quad \text{a.s.}$$

成立.这意味着 $\lim\limits_{t\to\infty}\bar{I}_t=0$,a.s. 亦即 $\lim\limits_{t\to\infty}I_t=1$,a.s. 或 $\lim\limits_{t\to\infty}x(t)\in R_\infty$. a.s.　定理证毕.

注　如果 η_t 不是一个非降随机变量,但有上界 $\eta_{\max}$,则用 $\eta_{\max}$ 代替定理中的 η_t,定理的结论亦成立.

3　估计时变参数的 FFLS 收敛性分析

设时变参数系统用线性回归模型

$$y(t)=\varphi^{\mathrm{T}}(t)\theta(t-1)+\nu(t)\tag{1}$$

描述,其中 $y(t)\in\mathbb{R}^1$ 为系统输出,$\nu(t)$ 为零均值随机噪声,$\theta(t)\in\mathbb{R}^n$ 为系统时变参数向量,$\varphi(t)\in\mathbb{R}^n$ 是由系统输入和 $(t-1)$ 时刻以前的输出构成的信息向量.

估计系统(1)时变参数 $\theta(t)$ 的遗忘因子最小二乘法(FFLS)可表述为

$$\hat{\theta}(t)=\hat{\theta}(t-1)+L(t)[y(t)-\varphi^{\mathrm{T}}(t)\hat{\theta}(t-1)],\tag{2a}$$

$$L(t)=P(t)\varphi(t)=\frac{P(t-1)\varphi(t)}{\lambda+\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t-1)\varphi(t)},\tag{2b}$$

$$P^{-1}(t)=\lambda P^{-1}(t-1)+\varphi(t)\varphi^{\mathrm{T}}(t),\quad 0<\lambda\leqslant 1 \tag{2c}$$

或

$$P(t)=\frac{1}{\lambda}[I-L(t)\varphi^{\mathrm{T}}(t)]P(t-1). \tag{2d}$$

其中 $\hat{\theta}(t)$ 为 $\theta(t)$ 的估计，$\hat{\theta}(0)$ 为任意有界向量，$P(0)=P_0>0$，λ 为遗忘因子.

关于 FFLS 算法的收敛性有定理 1.

定理 1[16] 对于时变系统(1)，i) 关于噪声 $\{\nu(t)\}$ 作以下假设

A1) $\mathrm{E}[\nu(t)\,|\,F_{t-1}]=0$, a.s.

A2) $\mathrm{E}[\nu^2(t)\,|\,F_{t-1}]=\sigma_\nu^2(t)\leqslant\sigma_\nu^2<\infty$, a.s.

A3) $\limsup\limits_{t\to\infty}\frac{1}{t}\sum\limits_{s=1}^{t}\nu^2(s)\leqslant\sigma_\nu^2<\infty$. a.s.

其中 F_t 是由直到 t 时刻的观测生成的 σ- 代数.

ii) 参数变化率 $w(t)=\theta(t)-\theta(t-1)$ 不相关，且均方有界，即

A4) $\mathrm{E}[w(t)w^{\mathrm{T}}(s)]=0$, $s\neq t$; $\mathrm{E}[\nu(t)w(s)]=0$,

A5) $\mathrm{E}[\|w(t)\|^2]=\sigma_w^2(t)\leqslant\sigma_w^2<\infty$.

iii) 持续激励条件成立

A6) $\alpha I\leqslant\frac{1}{N}\sum\limits_{s=1}^{N}\varphi(t-s+1)\varphi^{\mathrm{T}}(t-s+1)\leqslant\beta I$, a.s. $N>0, 0<\alpha\leqslant\beta<\infty$.

或

$$\lim_{t\to\infty}\frac{1}{t}\sum_{s=1}^{t}\varphi(s)\varphi^{\mathrm{T}}(s)=E[\varphi(s)\varphi^{\mathrm{T}}(s)]=R>0.$$

即 $[\varphi(t)\varphi^{\mathrm{T}}(t)]$ 各态遍历，且信息向量 $\varphi(t)$ 有界，即

A7) $0\leqslant\|\varphi(t)\|^2\leqslant M<\infty$. a.s.

那么，FFLS 算法(2)给出的参数估计误差 $\hat{\theta}(t)-\theta(t)$ 均方有界，即

$$\lim_{t\to\infty}\mathrm{E}\|\hat{\theta}(t)-\theta(t)\|^2\leqslant k_1(1-\lambda)\sup\mathrm{E}\|\nu(t)\|^2+\frac{k_2}{1-\lambda}\sup\mathrm{E}\|w(t)\|^2.$$

其中

$$k_1=\frac{M}{\alpha^2},\quad k_2=\frac{\beta}{\alpha}.$$

证 定义参数估计误差向量

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

利用(1)式和(2)式，有

$$\begin{aligned}\tilde{\theta}(t)&=\hat{\theta}(t)-[\theta(t-1)+w(t)]\\&=\tilde{\theta}(t-1)+P(t)\varphi(t)[-\tilde{y}(t)+\nu(t)]-w(t).\end{aligned} \tag{3}$$

式中

$$\tilde{y}(t)=\varphi^{\mathrm{T}}(t)\tilde{\theta}(t-1). \tag{4}$$

令

$$T(t)=\tilde{\theta}^{\mathrm{T}}(t)P^{-1}(t)\tilde{\theta}(t).$$

利用(2)～(4)式，可得

$$\begin{aligned}T(t)=&\lambda T(t-1)-[1-\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)]\tilde{y}^2(t)+\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)\nu^2(t)\\&+w^{\mathrm{T}}(t)P^{-1}(t)w(t)+2[1-\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)]\tilde{y}(t)\nu(t)\\&-2\tilde{\theta}^{\mathrm{T}}(t-1)P^{-1}(t)w(t)-2\varphi^{\mathrm{T}}(t)w(t)[-\tilde{y}(t)+\nu(t)].\end{aligned} \tag{5}$$

根据(2c)式和持续激励条件 A6)，可得

$$\frac{1-\lambda^t}{1-\lambda}\alpha I+\lambda^{t+pN}P_0^{-1}\leqslant\frac{1}{pN}\sum_{i=0}^{pN-1}P^{-1}(t+i)\leqslant\frac{1-\lambda^t}{1-\lambda}\beta I+\lambda^t P_0^{-1},\quad p\geqslant 1.$$

对于充分大的 $t_1>0$，当 $t>t_1$ 时，有

$$\mathrm{E}P^{-1}(t)\leqslant\frac{\beta}{1-\lambda}I+\lambda^{t_1}P_0^{-1},\quad \mathrm{E}P(t)\leqslant\frac{1-\lambda}{\alpha(1-\lambda^{t_1})}I,\tag{6a}$$

$$\frac{\alpha}{1-\lambda}I\leqslant\lim_{t\to\infty}\mathrm{E}P^{-1}(t)\leqslant\frac{\beta}{1-\lambda}I,\quad 0<\lambda<1.\tag{6b}$$

由于 $\tilde{y}(t),\tilde{\theta}(t),\varphi(t),P(t)$ 与 $\nu(t),w(t)$ 不相关，且是 F_{t-1} 可测的，(5) 式两边对 F_{t-1} 取条件期望得

$$\begin{aligned}\mathrm{E}[T(t)\,|\,F_{t-1}]&=\lambda T(t-1)-[1-\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)]\tilde{y}^2(t)\\&\quad+\mathrm{E}[\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)\,|\,F_{t-1}]\sigma_\nu^2(t)+\mathrm{E}[w^{\mathrm{T}}(t)P^{-1}(t)w(t)\,|\,F_{t-1}]\\&\leqslant\lambda T(t-1)+\mathrm{E}[\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)\,|\,F_{t-1}]\sigma_\nu^2\\&\quad+\mathrm{E}[w^{\mathrm{T}}(t)P^{-1}(t)w(t)\,|\,F_{t-1}]\\&\leqslant\lambda T(t-1)+\eta_t.\end{aligned}\tag{7}$$

其中 $\eta_t=\mathrm{E}[\varphi^{\mathrm{T}}(t)P(t)\varphi(t)\,|\,F_{t-1}]\sigma_\nu^2(t)+\mathrm{E}[w^{\mathrm{T}}(t)P^{-1}(t)w(t)\,|\,F_{t-1}]$.

由于 $\varphi(t),P(t),P^{-1}(t)$ 有界，故 η_t 有上界 $\eta_{\max}$，利用(6) 式，可得

$$\begin{aligned}\mathrm{E}[T(t)\,|\,F_{t-1}]-T(t-1)&\leqslant-(1-\lambda)T(t-1)+\frac{M(1-\lambda)}{\alpha(1-\lambda^{t_1})}\sigma_\nu^2\\&\quad+\left(\frac{\beta}{1-\lambda}+\lambda^{t_1}\lambda_{\max}[P_0^{-1}]\right)\sigma_w^2=-b(t).\end{aligned}\tag{8}$$

其中 $\lambda_{\max}[X]$($\lambda_{\min}[X]$) 表示矩阵 X 的最大(小) 特征值.

考虑集

$$\begin{aligned}R_t&=[\tilde{\theta}(t):(1-\lambda)T(t-1)\leqslant\eta_{\max},\mathrm{a.s.}],\\N_\varepsilon(R_t)&=[\tilde{\theta}(t):(1-\lambda)T(t-1)\leqslant\eta_{\max}+\varepsilon,\mathrm{a.s.},\varepsilon>0].\end{aligned}$$

其中 $\eta_{\max}=\dfrac{M(1-\lambda)}{\alpha(1-\lambda^{t_1})}\sigma_\nu^2+\left(\dfrac{\beta}{1-\lambda}+\lambda^{t_1}\lambda_{\max}[P_0^{-1}]\right)\sigma_w^2$ 非降.

注意到 $R_t\subset N_\varepsilon(R_t)$，利用(8) 式，对于 $\tilde{\theta}(t)\in N_\varepsilon^c(R_t)$ 有

$$b(t)\geqslant\varepsilon>0.$$

应用 MHCT，对于充分大 t，必有 $\tilde{\theta}(t)\in N_\varepsilon(R_t)$，由于 ε 是任意的，故对于充分大 t，恒有 $\tilde{\theta}(t)\in R_t$, a.s. 又当 t_1 充分大时，有

$$\lim_{t\to\infty}\tilde{\theta}(t)\in R_\infty=[\tilde{\theta}(t):(1-\lambda)T(t-1)\leqslant\frac{M(1-\lambda)}{\alpha}\sigma_\nu^2+\frac{\beta}{1-\lambda}\sigma_w^2,\mathrm{a.s.}].\tag{9}$$

根据 $T(t)$ 的定义可得

$$T(t)=\tilde{\theta}^{\mathrm{T}}(t)P^{-1}(t)\tilde{\theta}(t)\geqslant\lambda_{\min}[P^{-1}(t)]\,\|\tilde{\theta}(t)\|^2=\{\lambda_{\max}[P(t)]\}^{-1}\,\|\tilde{\theta}(t)\|^2.\tag{10}$$

由(9)式和(10)式，可得

$$\begin{aligned}\lim_{t\to\infty}E\,\|\tilde{\theta}(t)\|^2&\leqslant\lim_{t\to\infty}\lambda_{\max}[P(t)]T(t)\leqslant\lim_{t\to\infty}\frac{1-\lambda}{\alpha}T(t)\\&\leqslant\frac{M(1-\lambda)}{\alpha^2}\sigma_\nu^2+\frac{\beta}{\alpha(1-\lambda)}\sigma_w^2.\end{aligned}\tag{11}$$

定理 1 证毕.

从(11)式可以求出最小误差的遗忘因子值(即最佳遗忘因子)和最小参数估计误差上界分

别为

$$\lambda = 1 - \sqrt{\frac{\alpha\beta}{M}} \cdot \frac{\sigma_w}{\sigma_v}, \quad \lim_{t\to\infty} \sup \mathrm{E} \| \tilde{\theta}(t) \|^2 \leqslant 2\sqrt{\frac{\beta M}{\alpha^3}} \cdot \sigma_v \sigma_w.$$

这给遗忘因子的选择提供了理论指导. 例如,当 $\alpha = 10, \beta = 20, M = 50, \sigma_w = 0.1, \sigma_v = 1.0$ 时,最佳遗忘因子为 $\lambda = 0.8$,最小参数估计误差上界为 0.2.

从 (11) 式可知:当 $\lambda = 1$ 时,参数估计误差无界,故常规最小二乘法没有跟踪时变参数的能力,而遗忘因子最小二乘法(FFLS)$(0 < \lambda < 1)$ 可以跟踪时变参数,给出有界参数估计误差.

定理1说明 对时变确定性系统$[\sigma_w^2 \neq 0, \sigma_v^2 = 0]$和时变或时不变随机系统$[\sigma_w^2 \neq 0, \sigma_v^2 \neq 0$ 或 $\sigma_w^2 = 0, \sigma_v^2 \neq 0]$,FFLS 算法只能给出有界参数估计误差;对时不变确定性系统$[\sigma_w^2 = 0, \sigma_v^2 = 0]$,FFLS 算法给出的参数估计收敛于真参数.

持续激励条件 A6) 是参数可辨的必要条件,条件 A7) 在实际系统中是满足的. 从定理的结论看,α 越大(β 越小)越有利于减少参数估计误差,即数据的平稳性有利于提高参数辨识的精度.

参 考 文 献

1 Bittanti, S., Bolzern, P. and Campi, M.. Convergence and exponential convergence of identification algorithms with directional forgetting factor. Automatica, 1990, 26(5): 929—932

2 Bittanti, S. and Campi, M.. Adaptive RLS algorithms under stochastic excitation L_2-convergence analysis. IEEE Trans. Automat. Contr., 1991, AC-36(8): 963—967

3 Canetti, R. M. and Espana, M. D.. Convergence analysis of the least squares identification algorithm with a variable forgetting factor for time-varying linear systems. Automatica, 1989, 25(4): 609—612

4 Lozano, L. R.. Convergence analysis recursive identification algorithms with forgetting factor. Automatica, 1983, 19(1): 95—97

5 Guo, L., Ljung, L. and Priouret, P.. Performance analysis of the forgetting factor RLS algorithm. Int. J. Adptive Control and Signal Processing, 1993, 7(6): 525—527

6 Ljung., L. and Priouret, P.. A result on the mean square error obtained using general tracking algorithms. Int. J. Adaptive Control and Signal Processing, 1991, 5(4): 231—250

7 Ljung, L. and Priouret, P.. Remarks on the mean square tracking error. Int. J. Adaptive Control and Signal Processing, 1991, 5(6): 395—403

8 Ding, F., Xie, X. M. and Fang, C. Z.. The convergence of the forgetting factor algorithm for identifying time-varying systems. Control Theory and Applications, 1994, 11(5): 634—639

9 Solo, V.. Stochastic adaptive control and martingale limit theory. IEEE Trans. Automat. Contr., 1990, AC-35(1): 66—71

10 丁锋,谢新民. 多变量系统的辅助模型辨识算法. 清华大学学报(自然科学版),1992,32(4):100—106

11 丁锋,谢新民. 多变量系统递推增广最小二乘法收敛性分析. 控制与决策,1992,7(6):443—447

12 冯纯伯,史维. 自适应控制. 北京:电子工业出版社,1986

13 Goodwin, G. C. and Sin, K. S.. Adaptive filltering prediction and control. Prentice-Hall, INC., Englewood Cliffs, New Jersey, 1984

14 Moustafa, K. A. F.. Identification of stochastic time-varying systems. IEE Proc. Pt. D, 1983, 130(4): 137—142

15 郭雷. 时变随机系统——稳定性、估计与控制. 长春:吉林科学技术出版社,1993

16 丁锋. 时变参数系统辨识及其应用. 清华大学自动化系博士学位论文. 北京,1994

Martingale Hyperconvergence Theorem and the Convergence of Forgetting Factor Least Squares Algorithm

DING Feng

(Department of Automation, Tsinghua University · Beijing, 100084, PRC)

Abstract: In this paper, the martingale convergence theorem used to analyze the convergence of identification algorithms of time-invariant systems is extended. The martingale hyperconvergence theorem (MHCT) is established, which may analyze the convergence of various algorithms for time-varying systems and give a new method for analysis of covengence and stability of time-varying systems. Taking the forgetting factor least squares algorithm (FFLS) as an example, we prove the convergence of the FFLS algorithm by means of MHCT.

Key word: time-varying system; martingale convergence theorem; martingale hyperconvergence theorem; parameter estimation; forgetting factor least squares algorithm

本文作者简介

丁　锋　1963 年生. 1990 年和 1994 年在清华大学自动化系分别获得硕士学位和博士学位, 现任清华大学自动化系讲师, 系统工程研究室副主任. 研究兴趣为自适应辨识与控制及其应用. 已发表研究论文三十多篇.

(上接第 89 页)

Title	1997	Place	Deadline	Further Information
1997 Asian Control Conference (in cooperation with IFAC)	July 22-25	Seoul Korea		Prof. Dong-il Cho, 1997 ASCC Secret. Automation and Systems Res. Institute Seoul National University, Bldg. 133 Kwanak-ku, Shinrim-dong, San 56-Seoul 151-742, Korea, Rep. FAX +82/2/889-4239 e-mail: ascc@asri. snu. ac. kr
IFAC Workshop Distributed Control Systems	July 28-30	Seoul Korea	30 Nov. 1996	Prof. Wook Hyun Kwon Dept. of Contrl & Instrumentation Engg. Seoul National University San 56-1, Shillim-dong, Kwanak-gu Seoul 151-742, Korea FAX +82/2/888 4182 e-mail: whkwon@cisl. snu. ac. kr
IFAC/CIGRE Symposium Control of Power Plants and Power Systems	August 18-21	Beijing China, P. R.	15 Nov. 1996	Prof. Zeng Qingyu Chinese Soc. for Electrical Engg. No 1. Lane, Baiguang Rd. Beijing, 100761. China, P. R. FAX +86 10 6341 4319 e-mail: qyzeng@public 3. bta. net. cn
IFAC Symposium Fault Detection Supervision and Safety for Technical Processes-SAFEPROCESS'97	August 26-28	Hull UK	15 Oct. 1996	Prof. Ron Patton. Dept. of El. Engg. The University of Hull Cottingham Rd., Hull HU6 7RX, UK FAX +44/1482/466006 e-mail: r. j. patton@e-eng. hull. ac. uk

(下转第 126 页)

A Preview Compensating Algorithm of External-Disturbances of the Position Servo System

TAN Yuegang

(College of Machinery and Electron, Wuhan University of Technology · Wuhan, 430070, PRC)

Abstract: There are various external-disturbances on the position servo system, but some of these can be previewed. This paper presents a preview compensating algorithm for the foreknown external-disturbances with the help of the theory on preview control. The practical simulation of numerical value and the analysis of experiments show that this algorithm can get rid of the disturbances on the system only if selecting appropriate preview information. Therefore the algorithm is effective and feasible.

Key words: position servo system; preview control; disturbance compensation

本文作者简介

谭跃钢 1959年生. 1989年重庆大学机械工程一系硕士研究生毕业,同年进入武汉工业大学机电学院任教,现为副教授, 1993年至1994年一年间,在日本神奈川大学工学部作访问学者. 现主要从事预见控制技术,机械电子一体化技术等的教学与研究.

(上接第95页)

Title	1997	Place	Deadline	Further Information
IFAC/IFIP Conference Management and Control of Production and Logistics	Aug. 31-Sept. 3	Campinas Brazil	15 Jan. 1997	Mr. Roberto de Oliveira CTI, Rodovia D. Pedro I(SP-65) km 143. 6. Caixa Postal 6162 13081-970 Campinas. SP. Brazil FAX +55 19 240 20 29 e-mail: MCPL97@ia. cti. br http://mcp197. ensieg. fr
IFAC Symposium Robot Control	Sept 3-5	Nantes France	15. Dec. 1996	Prof. W. Khalil LAN-Ecole Centrale de Nantes F-44072 Nantes Cedex France FAX +33 40 74 74 06 e-mail: Khalil@lan. ec-nantes. fr http://www. ec-nantes. fr
IFAC Workshop New Trends in Design of Control Systems	Sept. 7-10	Smolenice Slovakia	31 Jan. 1997	IFAC Workshop'97 Ms. Alena Kozakova. Fac. of El. Engg. Ilkovicova 3. SK-81219 Bratislava, Slovakia FAX+42/7/72 9734 e-mail: ntdcs@kasr. elf. stuba. sk
IFAC Conference Manoeuvring and Control of Marine Crafe-MCMC'97	Sept. 10-12	Brijuni Croatia	1 Feb. 1997	Prof. Z. Vukic. University of Zagreb Fac. of El. Engg. and Computing Unska 3. HR-1000 Zagreb. Croatia FAX +385/1/6129809 e-mail: zoran. vukic@fer. hr
IFAC Symposium(6th) Automated Systems Based on Human Skill-Joint Design of Technology and Organization	Sept. 17-19	Kranjska Gora Slovenia	25 Sept. 1996	Dr. Janjko Cernetic J. Stefan Institute, POB 3000, Jamova 39 SLO-1001 Ljubljana. Slovenia FAX +386/61/219 385 Fax +42/7/72 9734 e-mail: janko. cernetic@ijs. si