

最 小 二 乘 辨 识 的 强 一 致 性

张有竑

(华东师范大学)

§1 引 言

系统辨识中参数估计的一致性问题已有很多研究。[1,2] 研究了最小二乘辨识的弱一致性问题。[3,4]对离散时间系统、[5]对连续时间系统提出了保证最小二乘估计收敛且强一致的条件。但其中包含了噪声的条件协方差阵对(t, ω)一致有界。[6,7]把递推算法的收敛性、强一致性和某一常微分方程的稳定性建立了联系，这一类定理所讨论的并不是某一种特定的算法，而是一类算法。但[6]中所要求的条件很多，有的不容易验证，[7]中处理方法较[6]简单。但所要求的条件仍很强，特别是事先要求递推过程一致有界及常返某一紧集，这样一个不太合理的要求。

本文讨论的动态系统，并不要求噪声的条件协方差阵一致有界，也不事先要求递推过程一致有界及常返某一紧集。在一些比较简单的收敛阶数的条件下，利用鞅收敛定理，证明了最小二乘辨识的收敛性和强一致性。最后指出，L. Ljung [3] 的结果可视为本文的特例。

§2 问题的提法和基本结果：

设动态系统的输出 y_n 为 m 维向量，输入 u_n 为 r 维向量，它由下列差分方程描述。

$$y_n + A_1 y_{n-1} + \dots + A_p y_p = B_1 u_1 + \dots + B_q u_q + \varepsilon_n \quad (1)$$

记 $\theta^r = [A_1, A_2, \dots, A_p, B_1, \dots, B_q]$

$$\varphi_{n-1}^r = [-y_{n-1}^r, \dots, -y_{n-p}^r, u_{n-1}^r, \dots, u_{n-q}^r]$$

此外： θ 是 $(mp+rq) \times m$ 维矩阵， φ_{n-1} 是 $mp+rq$ 维列向量。那么(1)可改写为：

$$y_n = \theta^r \varphi_{n-1} + \varepsilon_n. \quad (2)$$

θ 是要估参数，初值 y_0 是确定性的用 \mathcal{F}_n 表示由 $\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n\}$ 所产生的最小 σ -代数。设

$$E[\varepsilon_{n+1}/F_n] = 0, E[\varepsilon_{n+1}^r \varepsilon_{n+1}/F_n] = M_n, E[\varepsilon_{n+1}^r \varepsilon_{n+1}/F_n] < \infty \quad \forall n \quad (3)$$

这里我们并不要求 M_n 对 (n, ω) 一致有界。

u_n 对 F_n 可测，这样就把带反馈控制的动态系统也包括进来了。我们要讨论在什么条件下，下列最小二乘递推辨识算法。当 $u \rightarrow \infty$ 时的 $\hat{\theta}_n$ 几乎处处收敛到真值 θ 。

$$\hat{\theta}_{n+1} = \hat{\theta}_n + P_{n+1} \varphi_n (Y_{n+1}^r - \varphi_n^r \hat{\theta}_n) \quad n=0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

$$P_{n+1} = P_n - \frac{P_n \varphi_n \varphi_n^r P_n}{1 + \varphi_n^r P_n \varphi_n} \quad n=0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

此处， θ_0 和 P_0 为相应维数的任意确定性矩阵。

$$\text{设: (i) } \limsup_{n \rightarrow \infty} (\text{tr } P_{n+1}) \cdot n^\alpha < \infty, \quad a.s, \quad (6)$$

$$\text{(ii) } \limsup_{n \rightarrow \infty} (\text{tr } P_{n+1}^{-1}) \cdot n^\beta < \infty, \quad a.s, \quad (7)$$

$$\text{(iii) } \limsup_{n \rightarrow \infty} M_n n^{-\gamma} < \infty, \quad a.s, \quad (8)$$

此处: $\alpha > 0, \gamma \geq 0$, 显然 $\alpha \leq \beta$.

定理: 系统(1), 噪声 $\{e_n\}$ 满足(3), 若 $\text{tr } P_n, \text{tr } P_n^{-1}, M_n$ 的收敛级别分别为 α, β, γ (即(6)(7)(8)式所表达).

且满足

$$\beta - 2\alpha + \gamma < 0 \quad (9)$$

$$E[\varphi_n^T P_n \varphi_n M_n] < \infty \quad \text{对 } \forall n \quad (10)$$

则最小二乘辨识算法(4)(5)给出的 $\hat{\theta}_n$, 必有强一致性. 即当 $n \rightarrow \infty$ 时

$$\hat{\theta}_n \xrightarrow{a.s} \theta$$

证明要点: 定义 $V_n = \text{tr}[(\hat{\theta}_n - \theta)^T P_n^{-1} (\hat{\theta}_n - \theta)] \quad n=0, 1, 2, \dots$, 可以证明

$$E[V_{n+1}/F_n] - V_n \leq \varphi_n^T P_{n+1} \varphi_n M_n.$$

$$\text{再定义 } \begin{cases} S_0 = V_0 + M \\ S_n = n^{-\delta} V_n + M - \sum_{i=1}^{n-1} i^{-\delta} \varphi_i^T P_{i+1} \varphi_i M_i \quad (n \geq 1), \end{cases}$$

此处 $\beta - \alpha + \gamma < \delta < \alpha, \delta > 0$, 则可以证明:

$$\sum_{i=1}^{\infty} i^{-\delta} \varphi_i^T P_{i+1} \varphi_i M_i < M < \infty,$$

$\{S_n, F_n, n=0, 1, 2, \dots\}$ 是非负可积上鞅.

由收敛定理知 $\lim_{n \rightarrow \infty} S_n = S \quad a.s.$ 由此即可推出定理结论.

注: 本文包含了 Ljung 1976 年 [3] 中的结果, [3] 中对噪声的要求比本文严厉, 要求噪声的条件协方差阵一致有界. 此要求按本文记号, 为 $\gamma = 0$. [3] 中对数据要求 $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{P_{n+1}^{-1}}{n} = R > 0$, R 为任一正定阵, 即要求 $\alpha = \beta = 1$. 此时, 我们的定理要求 $\beta - 2\alpha + \gamma < 0$ 显然满足. 从定理也立刻可看到, Ljung 的结果中, 或对噪声, 或对数据可放松要求, 只要它们的收敛阶次满足 $\beta - 2\alpha + \gamma < 0$, 仍可得出 $\hat{\theta}_n$ 的强一致性的结论.

参 考 文 献

- [1] Rao, M. M., Consistency and limit distribution of estimators of parameters in explosive stochastic difference equation, *Ann. Math. Stat.*, 32(1961), pp195—218.
- [2] Stigum, B., A asymptotic properties of dynamic stochastic parameters estimates IV, *J. Multivariate Analysis*, 4, (1974), pp 351—381.
- [3] Ljung, L., Consistency of the least squares identification method, *IEEE Trans. Auto. Control*, 21, (1976), pp 779—81.
- [4] Moore, J. B., On strong consistency of least square identification algorithms, *Auto. Vol.* 14, 1978, pp 505.
- [5] Chen Han-fu, Least squares identification of continuous-times system, Proceeding of the fourth international Conference of analysis and optimization of systems, Vol. 28, (1980).
- [6] Ljung, L., Analysis of recursive stochastic algorithms, *IEEE Trans. AC*, —22, No. 4, (1977), pp 551—75
- [7] Kushner, H. J. and Clark, D. S., Stochastic approximation methods for constrained and unconstrained system, Springer—Verlag, (1978).