

IMC 跟踪模型的辨识^{*}

王晓霞^① 王永初^②

(① 华侨大学计算机科学系, ② 华侨大学机电工程系, 泉州 362011)

摘要 跟踪模型是自适应 IMC 控制系统的关键模块, 具有实时、精确的特殊要求. 提出一种利用系统固有信号作为激励信号, 使模型辨识处于强迫激励状态, 加上对粗劣误差信号、分段恒值干扰信号的剔除. 因此, 拟合模型可以达到自适应 IMC 系统的要求.

关键词 IMC 系统, 系统辨识, 实时辨识, 数据预处理

分类号 TP 273

IMC 控制系统能够在实际中应用, 一个重要的前提是跟踪模型 $G(s)$ 能够及时(实时)跟随对象特性 $\tilde{G}(s)$ 的变化, 当 $G(s) \neq \tilde{G}(s)$ 时容易造成系统失控. 尽管我们的研究工作曾表明^[1], 在 IMC 控制器的后面串联一个补偿器, 可以降低 $G(s)$ 与 $\tilde{G}(s)$ 失配的灵敏度, 在某种范围内可改善系统的稳定性和调节品质. 但 $G(s)$ 与 $\tilde{G}(s)$ 模型失配总会产生一个不利的影响. 因此, 研究快速辨识 $\tilde{G}(s)$ 模型具有十分重要的意义.

模型辨识可以划成分外加试验信号的方法和统计辨识方法. 前者会影响系统的正常工作状态, 尤其是在试验信号加入的那段时间内, 控制系统的品质难以保证; 后者既可加入试验信号(如伪随机信号), 也可以不加试验信号, 利用采样测取的数据拟合对象模型. 但统计方法一般需要相当多的采样样本数据, 因此要达到实时辨识就很困难. 我们曾研究一种利用闭环控制时由控制器产生的自然调节信号, 以此作为强迫对象响应的信号, 测量对象的输入 u_k 与输出 y_k 时间序列信号. 经差分预处理后, 由最小二乘法拟合, 能够在一个调节周期(即一个平息系统扰动所需要的时间)内, 在线辨识对象模型 $\tilde{G}(s)$ 或 $\tilde{G}(Z^{-1})$. 但是, 从工程应用的角度看, 尚必须研究粗劣误差的剔除问题. Tamhane^[2], Growe^[3]等进行了这方面的研究, 其方法仍然是统计方法, 可以说仍然没有解决 $\tilde{G}(s)$ 的实时辨识问题.

1 粗劣误差信号的剔除

在图 1 所示的 IMC 系统中, $\tilde{G}(s)$ 为辨识模型. 根据控制器的输出时间序列信号 u_n 与被控对象的输出时间序列信号 y_n , 要求对被控对象的模型 $\tilde{G}(s)$ 作出最优估计 $\hat{G}(s)$. 图 2 为在线记录对象的一组关系数据曲线, 曲线不仅不光滑而且有许多尖刺状的峰值. 因此, y_n 与 u_n 的记录信息包含以下内容.

(1) 对象的实际输入 \bar{u}_n 与实际输出 \bar{y}_n 信息.

- (2) 随机性噪声干扰 ϵ_u 与 ϵ_y . 通常可视为平均值为零的高斯白噪声.
- (3) 分段常数的内外扰动 δ_u 与 δ_y .
- (4) 偶然性模差信号(即粗劣误差信号)

号) η_u 与 η_y . 因此, u_n 与 y_n 可分别记成

$$\left. \begin{aligned} u_n &= \bar{u}_n + \epsilon_{un} + \delta_{un} + \eta_{un}, \\ y_n &= \bar{y}_n + \epsilon_{yn} + \delta_{yn} + \eta_{yn}. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

显然, 如果直接利用 u_n 与 y_n 的数据拟合模型, 会产生很大的误差, 为此应在 u_n 与 y_n 的数据中剔除粗劣误差 η_u 与 η_y . 由于过程控制对象均具有惯性特性, 突发性变化是属于不正常状态(如突然跳电现象、阀门的短暂阻塞等). 粗劣误差可按式判断, 即

$$\left. \begin{aligned} y_{i+1} - \frac{y_i + y_{i+2}}{2} &> a, \\ u_{i+1} - \frac{u_i + u_{i+2}}{2} &> b, \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中 a 与 b 均为大于零的小数, 例如图 2 的 y_n 与 u_n 曲线, 若以采样周期为 $\Delta T = 1\text{ s}$, 则前后两

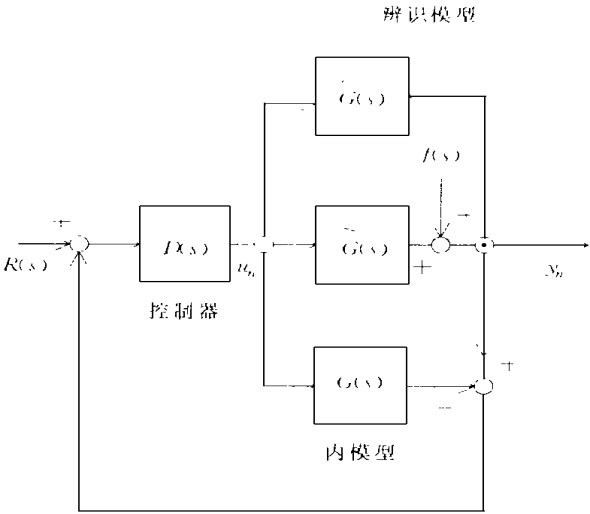


图 1 具有模型辨识功能的 IMC 系统

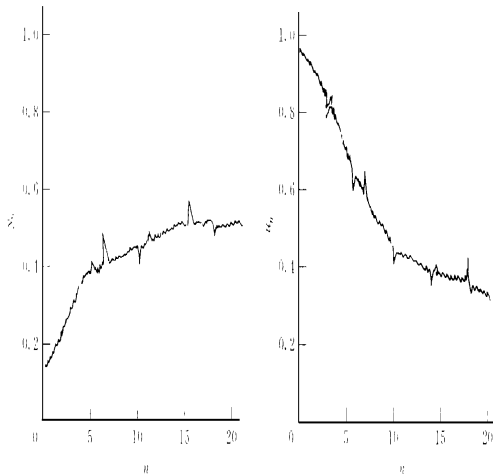


图 2 u_n 与 y_n 的一组观测曲线

个采样值之差均小于 0.1. 因此, a 与 b 取 0.1. 当测量数据满足式(2)时则剔除, 并用内插法计算数据替代被剔除的数据, 即

$$\left. \begin{aligned} \hat{y}_{i+1} &= y_i + \frac{y_{i+2} - y_i}{2}, \\ \hat{u}_{i+1} &= u_i + \frac{u_{i+2} - u_i}{2}. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

粗劣误差数据剔除后, 利用 \hat{u}_{i+1} 与 \hat{y}_{i+1} 填补, 得到图 3 所示的曲线, 其典型数据 ($\Delta T = 1\text{ s}$) 如表 1 所示. 粗劣误差剔除后, 式(1) 可记成

$$\left. \begin{aligned} u_n &= \bar{u}_n + \epsilon_n + \delta_{un}, \\ y_n &= \bar{y}_n + \epsilon_n + \delta_{yn}. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

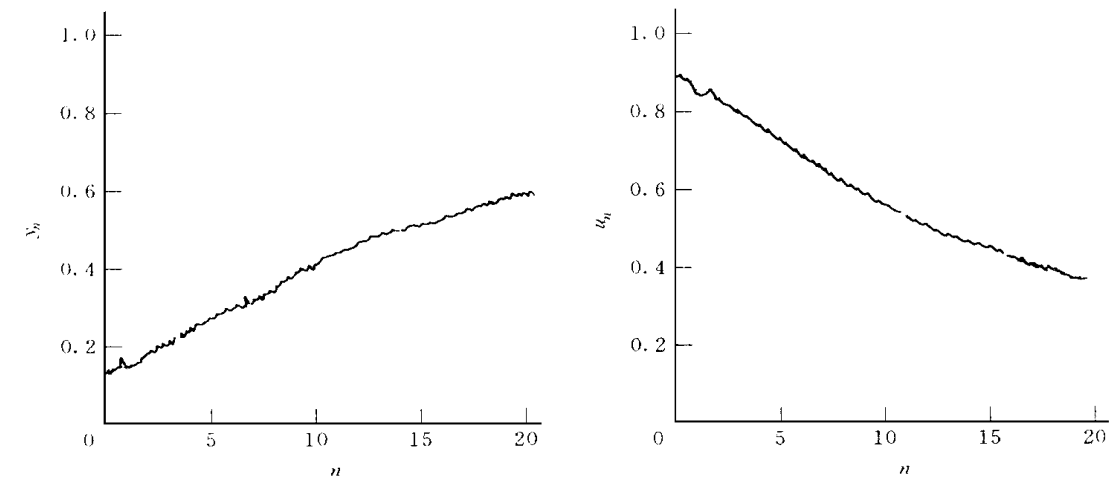


图 3 剔除粗劣误差后的 y_n 与 u_n 曲线

表 1 y_n 与 u_n 序列

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
y_n	0.109 0	0.155 3	0.204 2	0.254 1	0.303 6	0.351 4	0.396 5	0.438 0	0.475 4	0.508 2
u_n	0.891 0	0.844 7	0.795 8	0.745 9	0.696 4	0.648 6	0.603 5	0.562 0	0.524 6	0.491 8
n	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
y_n	0.536 1	0.559 2	0.577 4	0.590 9	0.600 1	0.605 3	0.607 0	0.605 5	0.601 4	
u_n	0.463 9	0.440 8	0.422 6	0.409 1	0.399 9	0.394 8	0.393 0	0.394 5	0.398 6	

2 辨识模型的拟合

工业过程最典型的模型(自衡类)为 $G(s) = K_0 e^{-\tau s} / [(T_1 s + 1)(T_2 s + 1)]$, 离散后可写成

$$G(Z^{-1}) = \frac{\beta_1 Z^{-(L+1)} + \beta_2 Z^{-(L+2)}}{1 - \alpha_1 Z^{-1} + \alpha_2 Z^{-2}} \triangleq \frac{y(Z^{-1})}{u(Z^{-1})}, \quad (5)$$

或用差分方程式表示

$$y_n = \alpha_1 y_{n-1} - \alpha_2 y_{n-2} + \beta_1 u_{n-(L+1)} + \beta_2 u_{n-(L+2)}, \quad (6)$$

在进行辨识模型的拟合时, 必须处理好如下几个问题.

2.1 测量数据的差分预处理

由测量数据拟合式(6)差分方程式, 是使如下的拟合误差平方和最小

$$J = \sum_{i=1}^N e_i^2 = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \rightarrow \min, \quad (7)$$

当 e_i 为正态分布时, 若 N 足够大, 则 $J \rightarrow 0$. 在这种场合下可以采用最小二乘法. 但由于 y_n 与 u_n 存在有恒值分段连续的扰动, e_i 不可能是正态分布. 因为将式(4)代入式(6)得

$$y_n = \bar{y}_n + b + \epsilon_n = \hat{y}_n + \epsilon_n, \quad (8)$$

式中 $\hat{y}_n = \alpha_1 \bar{y}_{n-1} - \alpha_2 \bar{y}_{n-2} + \beta_1 \bar{u}_{n-(L+1)} + \beta_2 \bar{u}_{n-(L+2)}$, $e_n = b_n + \epsilon_n$, $b_n = \alpha \delta_{y,n-1} - \alpha \delta_{y,n-2} + \beta_1 \delta_{u-(L+1)} + \beta_2 \delta_{u-(L+2)}$, $\epsilon_n = \alpha \epsilon_{y,n-1} - \alpha \epsilon_{y,n-2} + \beta_1 \epsilon_{u-(L+1)} + \beta_2 \epsilon_{u-(L+2)}$. 其中 b_n 为 y_n 与 u_n 恒值分段连续扰动产生的误差, 使 y_n 产生一个恒量偏移, 即 $\Delta y_n = b_n$, 而且其期望值 $E\{\Delta y_n\} = E\{b_n\} = 0$. 但是 ϵ_n 是由正态误差 $\epsilon_{y,n-1}$, $\epsilon_{y,n-2}$, $\epsilon_{u-(L+1)}$ 与 $\epsilon_{u-(L+2)}$ 线性组合而成, 因此 ϵ_n 是 $E\{\epsilon_n\} = 0$ 的正态分布. 所以在利用测量数据进行模型拟合时, 应对数据进行预处理, 以便剔除 b_n 信号的影响, 其方法就是测量数据取增量化. 例如 b_n 增量化后为

$$\Delta b_n = b_n - b_{n-1} = \alpha_1 \Delta \delta_{y,n-1} - \alpha_2 \Delta \delta_{y,n-2} + \beta_1 \Delta \delta_{u-(L+1)} + \beta_2 \Delta \delta_{u-(L+2)}, \quad (9)$$

且有 $E\{\Delta b_n\} = 0$. 在这种场合下, 拟合方程式修改为

$$\Delta y_n = \Delta \hat{y}_n + \Delta e_n = \alpha_1 \Delta y_{n-1} - \alpha_2 \Delta y_{n-2} + \beta_1 \Delta u_{n-(L+1)} + \beta_2 \Delta u_{n-(L+2)} + \Delta e_n, \quad (10)$$

其中 Δe_n 为模合误差, $\Delta e_n = \Delta b_n + \Delta \epsilon_n$, 因 $\sum \Delta b_n = 0$, 所以 Δe_n 可视为正态分布.

2.2 拟合辨识模型

拟合辨识模型的实质是求式(10)模型的待定系数 α , α , β_1 与 β_2 . 即使

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta e_n^2 = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\Delta y_n - \hat{\Delta y}_n)^2 \rightarrow 0, \quad (11)$$

根据最小二乘法原理可求得 $\varphi^T = [\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2]^T$ 的最优估计

$$\varphi^T = A^{-1}B, \quad (12)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1}^2 & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1} \Delta y_{n-2} & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1} \Delta u_{n-(L+1)} & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1} \Delta u_{n-(L+2)} \\ \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1} \Delta y_{n-2} & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-2}^2 & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-2} \Delta u_{n-(L+1)} & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-2} \Delta u_{n-(L+2)} \\ \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1} \Delta u_{n-(L+1)} & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-2} \Delta u_{n-(L+1)} & \frac{1}{N} \sum \Delta u_{n-(L+1)}^2 & \frac{1}{N} \sum \Delta u_{n-(L+1)} \Delta u_{n-(L+2)} \\ \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-1} \Delta u_{n-(L+2)} & \frac{1}{N} \sum \Delta y_{n-2} \Delta u_{n-(L+2)} & \frac{1}{N} \sum \Delta u_{n-(L+1)} \Delta u_{n-(L+2)} & \frac{1}{N} \sum \Delta u_{n-(L+2)}^2 \end{bmatrix},$$

$$B = \left[\frac{1}{N} \sum \Delta y_n \Delta y_{n-1} \quad \frac{1}{N} \sum \Delta y_n \Delta y_{n-2} \quad \frac{1}{N} \sum \Delta y_n \Delta u_{n-(L+1)} \quad \frac{1}{N} \sum \Delta y_n \Delta u_{n-(L+2)} \right]^T, \text{ 而 } \Delta y_n = y_n - y_{n-1},$$

$$\Delta u_{n-(L+1)} = u_{n-(L+1)} - u_{n-(L+2)}, \Delta u_{n-(L+2)} = u_{n-(L+2)} - u_{n-(L+3)}, \varphi^T = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \beta_1 \quad \beta_2]^T.$$

理论上 N 应取足够大, 但本辨识方法是由控制器输出产生对象的强迫激励响应, 因此可采用较少的数据样本进行模型拟合, 无需 $N \rightarrow \infty$. 表 2 所示为表 1 的 y_n 与 u_n 数据的差分值.

表 2 Δy_n 与 Δu_n 序列

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Δy_n	0.046 3	0.048 9	0.049 9	0.049 5	0.047 8	0.045 1	0.041 5	0.037 4	0.032 8
Δu_n	-0.0046 3	-0.048 9	-0.049 9	-0.049 5	-0.047 8	-0.045 1	-0.041 5	-0.037 4	-0.032 8
n	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Δy_n	0.027 9	0.023 1	0.018 2	0.013 5	0.009 2	0.005 2	1.001 7	-0.001 5	0.004 1
Δu_n	-0.0279	-0.0231	-0.0182	-0.0135	-0.0092	-0.0052	-1.0017	0.0015	0.0041

由式(13)求得(在 $L=5$ 时) $\varphi^T = [\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2] = [1.7235, -0.7408, 0.0091, 0.0820]$.

2.3 L 的确定

L 值是对象固有纯滞后 τ 大小的度量值($\tau = L \Delta T$), 可由比较寻优方法求取, 在进行模型

拟合时由 $L = 0, 1, 2, \dots$ 逐次增大的方法, 比较不同 L 值的模型误差平方和, 以最小的那种模型误差平方和对应的 L 值作为 L 的估计值. 本例 $\hat{L} = 5$, 其误差平方和最小, 故取 $\hat{L} = 5$. 这种方法用于系统投运的初期, 初始模型辨识以后, IMC 系统进入在线实时辨识跟踪阶段, \hat{L} 的估值可以更简单, 在 L 的前后各取一个值 (即 $(L-1)$ 与 $(L+2)$) 并比较 $L, L-1$ 与 $L+1$. 若 $(L+1)$ 对应的模型拟合误差平方和最小, 则再取 $(L+2)$ 进行拟合, 如此进行可以得到滞后的最优估值 $\hat{L} = L + i$.

3 小结

模型在线实时辨识是自适应 IMC 控制系统能否实现的先决条件. 本辨识是在初始模型 L 估值的基础上, 向前 (即 $L+1$) 或向后 (即 $L-1$) 推进, 以拟合误差平方和最小, 来估计当前对象模型的结构参数值 ($\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2$) 以及 \hat{L} . 本方法的一个显著优点是, 辨识对象模型采用了系统固有的强制性信号作为测试输入信号, 从而回避了统计辨识需要无穷多采样数据样本的困难, 其显著性实时特点也在于此. 另外, 它采用了一定数量的样本数据, 比工程中的三点或多点拟合更加精确. 再者, 本方法不直接利用采样数据拟合模型, 而是经剔除粗劣误差并依照内插方法补足数据, 再经差分预处理, 进一步剔除分段恒值内、外扰对辨识过程的影响. 依照差分数据的拟合模型, 当样本总数 N 较大时 (如 $N = 20$), 其拟合误差很小. 因此无论从实时性, 从误差分析, 或者从工程可用性, 本文的辨识方法均有很大的优点.

参 考 文 献

- 1 王晓霞, 王永初. IMC 模型失配及其解决方法. 华侨大学学报(自然科学版), 1997, 18(4): 416 ~ 421
- 2 Mah R S H. Detection of gross errors in process data. AIChE J., 1982, 28: 828 ~ 830
- 3 Crowe C M. Recursive identification of gross errors in data reconciliation. AIChE J., 1989, 34: 869 ~ 872

Identifying Tracking Model of Internal Mold Control

Wang Xiaoxia^① Wang Yongchu^②

(^① Dept. of Computer Science, Huaqiao Univ.,

^② Dept. of Mech. & Electr. Eng., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract As the key module of adaptive system of internal mold control, tracking model has its special demand for real-time and accuracy. The authors suggest to use inherent signal of system as excitation signal; and make model identification to be in forced excitation state; and reject signals of poor quality and erroneous as well as disturbance signal of piecewise and constant value. Consequently, the fitting model will be able to meet the demand of adaptive internal mold control system.

Keywords internal mold control system, system identification, real-time identification, data preprocess