

发酵过程自适应控制研究

金沙 张嗣良 俞俊棠

(华东化工学院生化工程研究所, 上海)

本文运用自适应控制理论, 构造了青霉素半连续发酵跟踪自适应控制系统, 克服了常规控制方法无法适应青霉素发酵控制器参数随机波动问题。系统的输入输出模型 (SISO) 阶数为 2, 并存在非最小相位特性。为此, 本文采用广义最小方差自校正控制策略。仿真试验表明, 经适应控制后青霉素生长轨线与设定的理想轨线相贴近。

关键词 自适应控制; 广义最小方差自校正控制; 青霉素发酵; 生化过程控制

正如文献^[1]已经指出的那样, 青霉素发酵是一类随机性较强的生化反应过程, 当采用常规反馈控制系统时, 因其不具有“自适应”过程变化能力, 在系统内部特性或外部扰动变化幅度较大时, 控制性能指标不仅不能保持最优, 且常大幅度下降, 甚至引起控制系统不稳定。Montague^[2](1986)指出: 由于发酵过程中生理学知识的缺乏, 使控制器参数的选择较为困难, 采用经典最优控制理论来处理该领域控制问题是不合适的。

自80年代以来, 不少学者开始致力于现代随机优化控制在生化反应过程中的应用研究^[3,6]。本文在前人工作的基础上, 针对特定的工业生产过程——丝状青霉菌大规模半连续发酵进行自适应优化控制研

究, 提出了二阶 SISO 模型, 采用带遗忘因子的递推最小二乘法 (RLS), 利用计算机在线检测信息, 对模型参数进行辨识, 使模型适应过程特性变化, 逐渐接近实际, 基于这种模型综合出的控制器, 其控制品质也随之不断提高, 在此意义下, 控制系统具有适应能力, 能使过程始终处于优化控制状态。

系统SISO模型构造

该控制系统由被控对象、辨识器及控制器三部分构成。如图1所示。图中 $r(k)$ 为参考输入, $\vec{W}(k)$ 、 $\vec{V}(k)$ 为随机扰动和量测状态变量噪声, $\hat{\theta}(k)$ 、 $\hat{X}(k)$ 分别

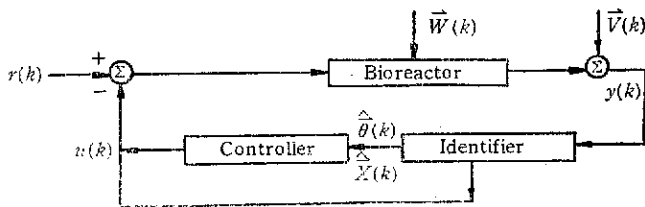


图1 自适应控制结构图
Fig. 1 Adaptive control structure

本文于1988年10月8日收到。

表示对象的参数估计和状态估计, $y(k)$ 为对象的观测输出, $u(k)$ 为输入控制作用, 可见, 该自适应控制系统集辨识与控制于一体, 因而能使系统始终运行于最佳状态。

被控对象的在线辨识及适应控制律的确定, 必须首先建立系统控制模型。通过状态方程的 Kalman 滤波, 虽然可观察到菌量等的变化, 但状态方程过于繁琐, 不利于计算机在线控制。所以, 本文建立了系统外部模型, 它是一个仅关联了被控变量与状态变量间响应关系, 能进一步体现

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-m) + C(z^{-1})e(k) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{其中:} \quad A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n} \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_n z^{-n} \\ C(z^{-1}) &= 1 \end{aligned}$$

k 为离散时间, n 为系统的阶, m 表示控制对输出的传输延时, $\{e(k)\}$ 为白噪声序列, z^{-1} 为后移算子。定义:

$$y(k-1) = z^{-1}y(k)$$

$a_i, b_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 为模型参数为满足控制要求, 首先必须辨识式

输入输出和系统状态变量间关系的简单而又足够精确的 SISO 模型。

工艺研究表明: 青霉素发酵中关键是控制限制性碳源的流加速率。补料率的过高或过低都会造成菌体生长偏离最优曲线, 对生产造成很大影响。因此, 本文选择限制性碳源的流加速率为系统的输入(控制)变量 $u(k)$, 以菌量作为系统的输出(被控)变量 $y(k)$ 。SISO 模型可表达如下:

(1) 的结构, 包括阶 n 、时滞 m 等, 本文运用带遗忘因子的 RLS 法求得 n, m 。方法是: 分别设定模型的阶 $n=1, 2, \dots$, 然后比较不同阶下系统模型与观测数据拟合情况, 定量指标为误差准则函数, $J \rightarrow \min$, 即:

$$J = \overrightarrow{e}^T \overleftarrow{e} = (\overrightarrow{Y} - \overrightarrow{X} \cdot \hat{\theta})^T \cdot (\overrightarrow{Y} - \overrightarrow{X} \cdot \hat{\theta}) \rightarrow \min \quad (2)$$

$$\text{其中:} \quad \overrightarrow{X} = [\overrightarrow{x}^T(k+1), \dots, \overrightarrow{x}^T(k+N)]^T$$

$$\overrightarrow{x}^T(k) = [-y(k), \dots, -y(k-n+N), u(k-m), \dots, u(k-m-n-N)]$$

$$\overrightarrow{Y} = [y(k+1), \dots, y(k+N)]^T$$

$$\hat{\theta} = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_0, b_1, b_2, \dots, b_n]^T$$

$\hat{\theta}$ 表示在某一给定阶下参数的最小二乘估计。辨识结果 $n=2, m=1$, 所以, 系统的 SISO 模型为:

$$y(k) + a_1 \cdot y(k-1) + a_2 \cdot y(k-2) = b_1 \cdot u(k-1) + b_2 \cdot u(k-2) + e(k) \quad (3)$$

广义最小方差自校正控制器

(一) 青霉素发酵对控制的要求

本文选取高产发酵所对应的菌体生长轨迹作为系统理想参考轨迹。显然, 该轨

迹是时间的函数 $y^d(k)$, 所以, 本文的控制问题是一跟踪自适应控制问题。

另外, 预实验发现, 该系统具有非最小相位特性, 同时, 若不对控制作用作加权限制, 有可能出现过大的控制信号, 使执行机构或模数转换装置饱和, 从而影响

了控制品质。

(二) 性能指标的确定

性能指标在很大程度上规定了系统的最优性能，它直接影响到自适应控制效果。针对青霉素发酵对控制的要求，本文选取控制器性能指标为：

$$J = E\{[y^d(k+1) - y(k+1)]^2 + \mu \cdot u^2(k)\} \quad (4)$$

式中 μ 表示对控制作用 $u(k)$ 的加权系数，适当选取 μ ，就可以使控制系统稳定，克服非最小相位问题。

$$y(k+1) + \alpha_1 \cdot y(k) + \dots + \alpha_p \cdot y(k-p+1) = \beta_0 \cdot u(k) + \beta_1 u(k-1) + \dots + \beta_l \cdot u(k-l) + \varepsilon(k) \quad (5)$$

式中 $\varepsilon(k)$ 为白噪声残差， α, β 均为待定参数。

按参数估计一致性原则，当输入输出数据取得愈多，预报估计应愈准确，所以

$$y(k+1) + \alpha_1 \cdot y(k) + \alpha_2 \cdot y(k-1) = \beta_0 \cdot u(k) + \beta_1 \cdot u(k-1) + \beta_2 \cdot u(k-2) + \varepsilon(k) \quad (6)$$

(四) 被控对象特性的辨识——参数自校正RLS法

式(6)中参数因过程动态特性的不断变化而发生变化，因而，应在线递推估计各时刻参数值，考虑到闭环条件下系统参数的可辨识性问题， β_0 不参加辨识，而是凭经验一次确定。

另外，由于青霉素发酵过程为非线

$$\hat{\theta}(K+1) = \hat{\theta}(K) + \vec{K}(K) \cdot (Y(K) - \beta_0 \cdot u(K-1) - \vec{X}^T(K-1) \cdot \hat{\theta}(K)) \quad (7)$$

$$\vec{K}(K) = \vec{P}(K) \cdot \vec{X}(K-1) \cdot (\lambda + \vec{X}^T(K-1) \cdot \vec{P}(K) \cdot \vec{X}(K-1))^{-1} \quad (8)$$

$$\vec{P}(K+1) = \vec{P}(K) - \vec{K}(K) \cdot (\lambda + \vec{X}^T(K-1) \cdot \vec{P}(K) \cdot \vec{X}(K-1)) \cdot \vec{K}(K) / \lambda \quad (9)$$

式中： $\vec{\theta} = [\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2]^T$

λ 为遗忘因子， λ 愈小，历史数据遗忘得愈快，但 λ 太小，则误差较大。一般取： $0.95 \leq \lambda \leq 1$ 。若 $\lambda = 1$ ，则老数据永远不被遗忘。

合适的 λ 值与过程动态变化有关，但

(三) 预报模型的选择

从式(3)知，由于存在时滞 m ，使得控制作用要滞后 m 个采样周期，才能对输出产生影响，因此，需对输出提前 m 步预报，再依据预报输出来估计适当的控制作用，补偿由随机扰动在 $(k+m)$ 时刻对输出的影响。

由于 $m = 1$ ，所以预报模型是根据 k 时刻以前的数据、 $y(k), y(k-1), \dots, u(k), u(k-1), \dots$ 来预报 $y(k+1)$ ，它具有如下形式：

式(5)中的 p, l 应当选得足够大，才能用式(5)代替式(1)，较合理的选择是 $p, l \geq n$ ，考虑到计算机计算误差积累，本文取 $p = l = 2$ ，所以预报模型为：

性，而本文用线性模型近似地描述它的动态，故采用遗忘因子法，使得随时间的推移，增加新数据，并逐渐将前面的数据“遗忘”掉，以保证所使用的信息是以当前为主，消除历史数据造成的误差，从本质上起到了控制器参数整定作用。

RLS参数估计的具体算法为：

在实际应用中过程动态是未知的，所以，本文通过试验确定 $\lambda = 0.99$ ，递推初始条件取：

$$\theta(0) = [0, 0, 0, 0]^T$$

$$P = \alpha' \cdot I \quad \vec{I} : \text{单位阵}$$

$\alpha' = 10000$ (充分大)

(五) 广义最小方差自校正控制律

如前所述, 青霉素发酵系统存在时滞和非最小相位问题, 所以, 控制律的推导

$$u^*(k) = b_0 * [y^d(k+1) - \hat{x}^T(k) \cdot \hat{\theta}] / (b_0^2 + \mu) \quad (10)$$

式中 $\hat{x}^T(k) = [-y(k), -y(k-1), u(k-1), u(k-2)]$; $u^*(k)$ 为 k 时刻最优限制性碳源投入量。式 (10) 规定了控制器最优跟踪自校正控制律。根据 $u^*(k)$ 控制加料, 可使发酵过程获得理想的菌体生

需从 SISO 模型出发, 采用算子多项式等运算才能得到。本文经过严格推导得到青霉素发酵广义最小方差自校正控制律为:

长, 使产量大大提高。

因此, 根据文献^[1]中的状态估计和本文的自适应控制就构成了该青霉素发酵优化控制体系。其总体程序框图见 2。

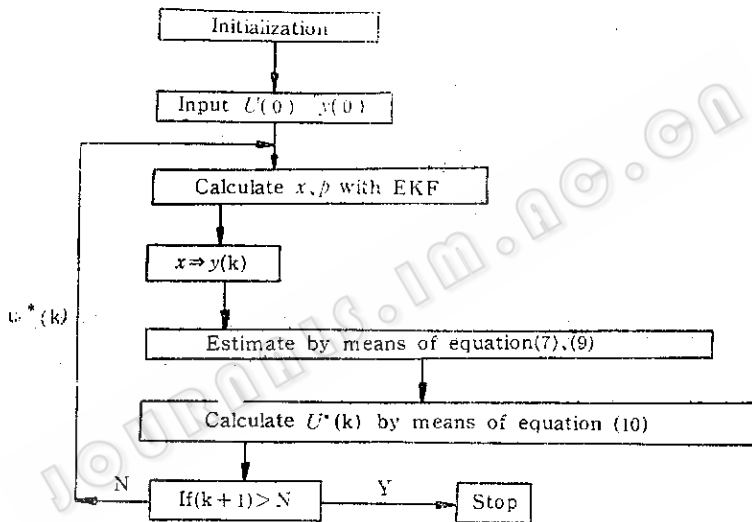


图 2 自适应控制总体结构图 (图中 U 改为 u)

Fig.2 The total block diagram of adaptive control

结果与讨论

本文对青霉素半连续发酵进行了自适应控制的仿真试验, 得到如图 3 所示的菌体生长轨线。图 3 中 $y^d(k)$ 为理想轨线。 $y(k)$ 为自适应控制后菌体生长轨线, 可见, 尽管初始菌量距最佳菌量 $y^d(k)$ 较远, 但是, 经约 12 h 后, $y(k)$ 就与 $y^d(k)$ 相贴近, 图中 α 表示随机扰动幅度大小, 权因子 μ 取 0.25。可见, 该自适应控制系统具有较好的适应过程动态变化能力, 其菌体

生长能按设定轨迹进行, 满足了过程控制的要求。

经自适应控制后的残糖浓度变化如图 4 所示, 可以看到, 约 18 h 后残糖浓度基本上维持在一定数值上略有波动, 这就满足了产物大量生产期应克服“葡萄糖效应”, 以使产物大量生成的工艺操作要求。

图 5 给出了由广义最小方差自校正控制律计算获得的各时刻加入限制性碳源变化曲线。而从图 3 已看到, 刚开始时, 由于 $y(k)$ 与 $y^d(k)$ 相差较大, 故需投入较多

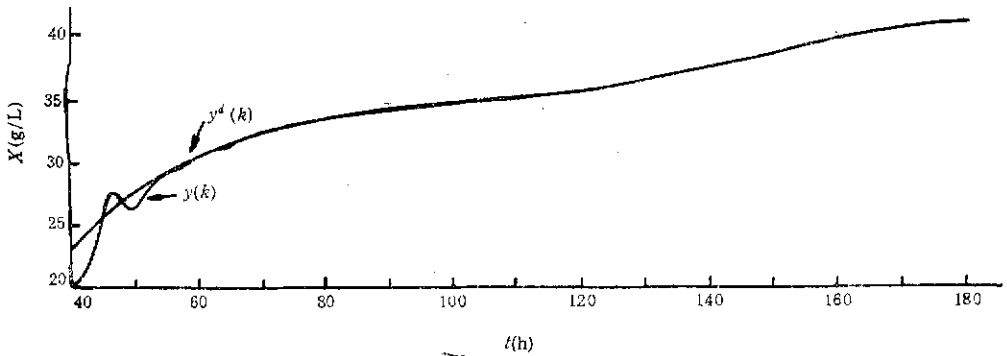


图3 自适应控制后的菌体跟踪生长曲线

Fig.3 The time course of biomass growth when adaptive control is imposed ($\alpha = 0.001, \mu = 0.25$)

碳源，满足菌体生长的需要，随后，加糖量基本稳定，无超调现象发生，这主要是因为性能指标中加入了控制项，对 $u(k)$ 作了加权限制的缘故。

图6和图7为控制器参数 a_1, a_2, b_1, b_2 在发酵过程中变化曲线，约经8h后，这些参数就渐近稳定，以一定概率收敛到某一数值上，说明得到了一致估计。

应该指出，由于自适应控制系统简单且只需要较少的先验信息，这对参数未知的工程系统是有价值的。仿真试验表明了控制器在跟踪设定值和限制过份的控制动作上有好的性质。另外，由于该控制系统计算量小，适合于小型在线计算机控制，具有广阔的应用前景。

符号说明

$A(z^{-1}), B(z^{-1}), C(z^{-1})$ 模型中的多项式

$x(k)$ 估计器数据向量

K 参数估计器增益

P 参数估计的协方差阵

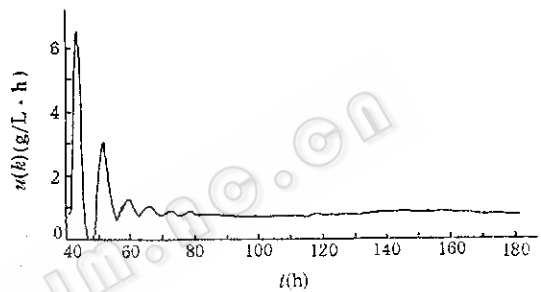


图4 自适应控制后的残糖浓度变化曲线

Fig.4 The time course of sugar content

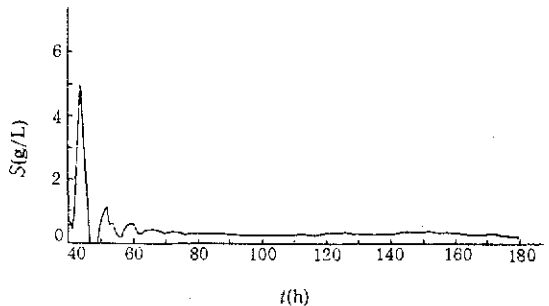


图5 控制项 $u(k)$ 变化曲线

Fig.5 The time course of control item $u(k)$

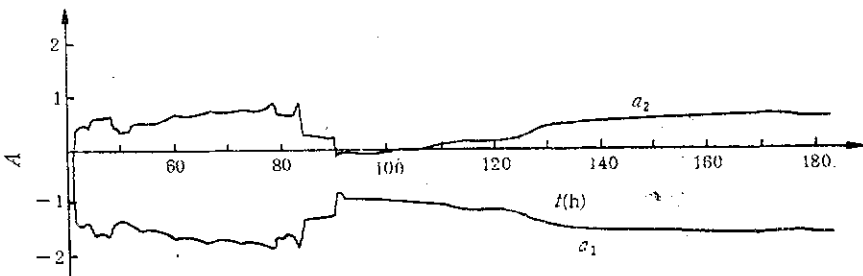
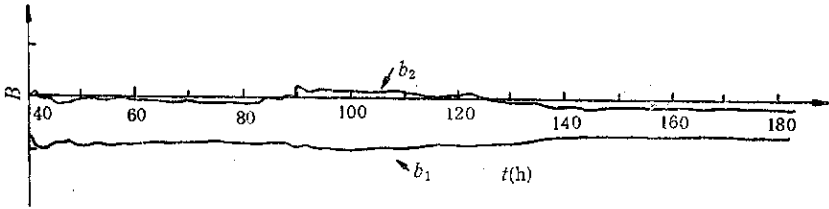


图6 控制器参数 a_1, a_2 变化曲线

Fig.6 The time course of controller parameters a_1, a_2

图 7 控制器参数 b_1 、 b_2 变化曲线Fig.7 The time course of controller parameters b_1 , b_2

参 考 文 献

- [1] 金 沙等; 生物工程学报, 5 (4): 315, 1989.
 [2] Montague, G.A. et al.; Proc. IEE., 133(6), 240, 1986.
 [3] Waterworth, G. and Swanick, B.H.; Trans. inst. Measure Control, 3: 39, 1981.
 [4] 韩曾晋编; 自适应控制系统, 机械工业出版社, 1983.
 [5] Unbehauen, H.D.: "Adaptive system for Process Control", Autom. Control. Pet. Petrochem. Desalin. Ind., Proc. IFAC Workshop. 2nd, pp.15-23, 1986.

STUDY OF ADAPTIVE CONTROL FOR FERMENTATION PROCESS

Jin Sha Zhang Siliang Yu Juntang

(Research Institute of Biochemical Engineering,
East China University of Chemical Technology, Shanghai)

In this paper, a track self-tuning control system for fed-batch penicillin fermentation was constructed by using adaptive control theory. The problem which normal control methods are not able to adapt to the random change of controller parameters during penicillin fermentation was overcome. The order of the system SISO control model is two and it's a nonminimum phase system. Therefore, the extended least squares self-tuning control strategy was adopted. The simulation results show that the biomass growth was controlled to a reference trajectory.

Key words

Adaptive control; extended least squares self-tuning control; penicillin fermentation; biochemical processes control