

# 微生物间歇发酵比生长速率辨识及优化算法

宫召华<sup>1,2</sup>, 冯恩民<sup>\*1</sup>, 修志龙<sup>3</sup>

(1. 大连理工大学 应用数学系, 辽宁 大连 116024;

2. 山东工商学院 数学与信息科学学院, 山东 烟台 264005;

3. 大连理工大学 环境与生命学院, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 根据微生物间歇发酵甘油生产 1,3-丙二醇过程的特征及动态行为,建立了能够更好地描述微生物间歇发酵过程的含控制函数和参数的动力系统,证明了该系统的一些性质.以实验数据和计算值之间误差平方和最小为性能指标,建立了系统辨识模型.根据微生物生长特点,采用离散化方法将系统辨识模型转化为一个参数辨识问题.最后,构造了改进的粒子群算法求解.数值结果表明实验观测值和计算值之间的相对误差比已有研究结果降低了 6%~16%,该系统能更好地模拟间歇发酵过程.

**关键词:** 动力系统;系统辨识;粒子群算法;参数优化;间歇发酵

**中图分类号:** O175.14 **文献标志码:** A

## 0 引言

1,3-丙二醇(1,3-PD)是一种重要的化工原料,它具有独特的对称结构,因此可以用来合成许多具有优良特性的聚合物,如聚酯和聚氨酯<sup>[1]</sup>.人们在 19 世纪就已经发现 1,3-PD 可以通过微生物发酵法来生产.微生物发酵法具有条件温和、操作简单、副产物少、绿色环保等优点,所以受到国内外越来越多的重视.在众多微生物发酵法中,通过克雷氏杆菌歧化甘油生产 1,3-PD 的方法受到人们的广泛关注<sup>[2~8]</sup>.微生物发酵法生产 1,3-PD 包括间歇发酵、连续发酵和批式流加三种操作方式,其中间歇发酵是基础,其研究对后两者的研究起着非常重要的作用.而在间歇发酵过程中,微生物所处的环境不断变化,其物理、化学和生物参数都随时间而变化,是一个不稳定的过程,因而要准确描述间歇发酵过程比较困难.微生物生长大致分为适应期、对数生长期和稳定期三个时期.考虑到细胞生长受底物和多产物的抑制作用,Zeng 等<sup>[4]</sup>将细胞的比生长速率在 Monod 方程的基础上引入了抑制项,然而数值模拟表明实验值与计

算值之间的相对误差比较大.高彩霞等<sup>[8]</sup>在文献[4]和[5]提出的模型的基础上通过对抑制项加上整数指数限制将模型作了进一步修改,并进行了参数辨识,数值结果表明该模型能够较好地描述间歇发酵的前两个时期,然而稳定期的误差较大,并且改变了模型中一个具有重要意义的生物参数(半饱和常数)的值.本文将底物和多产物对微生物生长的综合抑制作用作为控制函数引入微生物的比生长速率,提出一个含有控制函数和参数的动力系统来描述间歇发酵过程.

## 1 间歇发酵的动力系统

对克雷伯氏杆菌歧化甘油生成 1,3-PD 的间歇发酵过程作如下假设.

H1:在反应进行过程中无物料的输入和输出;

H2:反应器内物料充分混合,浓度均一,且反应物的浓度仅随反应时间而变化.

在假设 H1 和 H2 下,微生物间歇发酵的物料平衡方程<sup>[5]</sup>为

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = \mu x_1 \\ \dot{x}_2(t) = -q_2 x_1 \\ \dot{x}_i(t) = q_i x_1; i = 3, 4, 5 \\ \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中  $t \in [0, t_f]$ ;  $t_f$  为将底物反应完的时间;  $x_i(t)$ ,  $i \in \mathbf{I}_5$  分别表示  $t \in [0, t_f]$  时刻反应器内微生物(克雷波氏菌)、底物甘油和三种产物 1,3-PD、乙酸及乙醇的浓度;  $x_0$  表示各物质初始浓度. 考虑到细胞生长受底物和多种产物的抑制作用, Zeng 等<sup>[4]</sup> 将系统(1)中的菌体(微生物)比生长速率  $\mu$  在 Monod 方程基础上作了修改, 如下式:

$$\mu = \mu_m \left( \frac{x_2}{x_2 + k_2} \right) \prod_{i=2}^5 \left( 1 - \frac{x_i}{x_i^*} \right) \quad (2)$$

另外底物的比消耗速率  $q_2$  和产物的比生成速率  $q_i$  分别表示为

$$q_2 = m_2 + \mu/Y_2 \quad (3)$$

$$q_i = m_i + \mu Y_i; i = 3, 4, 5 \quad (4)$$

已知在 37 °C、pH 为 7 的条件下, 最大菌体比生长速率  $\mu_m = 0.67 \text{ h}^{-1}$ , 半饱和常数  $k_2$  为 0.28 mmol/L. 甘油、1,3-PD、乙酸和乙醇的临界浓度分别为  $x_2^* = 2.039 \text{ mmol/L}$ 、 $x_3^* = 939.5 \text{ mmol/L}$ 、 $x_4^* = 1.026 \text{ mmol/L}$ 、 $x_5^* = 360.9 \text{ mmol/L}$ . 用式(1)~(4)对间歇发酵过程进行模拟, 发现计算值和观测数据的误差比较大. 由于在间歇发酵过程中, 微生物所处的环境不断变化, 其物理、化学和生物参数都随时间而变化, 是一个不稳定的过程. 本文将底物和多产物对微生物生长的综合抑制作用作为控制函数引入微生物的比生长速率, 从而将式(2)作进一步修改如式(5)所示:

$$\mu = \mu_m \left( \frac{x_2}{x_2 + k_2} \right) \prod_{i=2}^5 \left( 1 - \frac{x_i}{x_i^*} \right) e^{u(t)} \quad (5)$$

式中  $u(t) \in C_p^1([0, t_f], \mathbf{R})$  为控制函数, 它反映了在  $t$  时刻底物和多产物对微生物生长的综合抑制力的大小. 记控制域为

$$U_1 := \{u(t) \in C_p^1([0, t_f], \mathbf{R}) \mid a \leq u(t) \leq b\}$$

式中  $u(t)$  的值域记为  $U_{ad}$ ; 由于系统变化后, 参数也会相应地变化, 记式(3)~(5)中待辨识的参数为  $\mathbf{p} := (m_2 \ Y_2 \ m_3 \ Y_3 \ m_4 \ Y_4 \ m_5 \ Y_5) \in \mathbf{P}_{ad} \subset \mathbf{R}^8$ ; 根据实验, 状态变量  $\mathbf{x}(t) = (x_1(t) \ x_2(t) \ x_3(t) \ x_4(t) \ x_5(t))^T \in \mathbf{W}_{ad} \subset \mathbf{R}^5$ , 其中  $\mathbf{P}_{ad}$  和  $\mathbf{W}_{ad}$  均为紧集.

因此在 H1 和 H2 假设下, 微生物间歇培养过程的物料平衡方程, 即含有控制函数和参数的动力系统可表示为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}(t), u(t), \mathbf{p}) \\ \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \end{cases} \quad (6)$$

其中  $t \in [0, t_f]$ ,

$$f(\mathbf{x}(t), u(t), \mathbf{p}) := (\mu x_1, -q_2 x_1, q_3 x_1, q_4 x_1, q_5 x_1) \quad (7)$$

$q_i (i = 2, 3, 4, 5)$  及  $\mu$  的表达式分别见式(3)~(5).

## 2 动力系统的性质及辨识模型

### 2.1 动力系统的性质

为了讨论系统(6)的性质, 定义下面的符号. 令  $\boldsymbol{\eta} := (\mathbf{p}, u)$ ,  $\boldsymbol{\xi} := (\mathbf{m}, v)$ ,  $\boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\xi}$  为参数-控制对,  $L_\infty([0, t_f], \mathbf{R})$  为  $[0, t_f]$  到  $\mathbf{R}$  上的本性有界可测函数空间. 而  $u \in U_1$  为  $[0, t_f]$  到  $\mathbf{R}$  上的平方可积函数, 也即  $U_1 \subset L_2([0, t_f], \mathbf{R})$ . 令  $\mathbf{H}_2 := \mathbf{R}^8 \times L_2([0, t_f], \mathbf{R})$ , 则  $\mathbf{H}_2$  为 Hilbert 空间, 在  $\mathbf{H}_2$  中内积和范数分别定义为

$$\langle \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\eta} \rangle_{\mathbf{H}_2} := \langle \mathbf{m}, \mathbf{p} \rangle + \langle u, v \rangle_2$$

$$\| \boldsymbol{\eta} \|_{\mathbf{H}_2}^2 := \| \mathbf{p} \|^2 + \| u \|_2^2$$

式中  $\langle \mathbf{m}, \mathbf{p} \rangle$  为欧几里德内积,  $\langle u, v \rangle_2$  为  $L_2[0, t_f]$  上的内积,

$$\langle u, v \rangle_2 := \int_0^{t_f} \langle u(t), v(t) \rangle dt$$

$\| \mathbf{p} \|$  为欧几里德范数,  $\| u \|_2^2 = \langle u, u \rangle_2$ . 下面定义  $\mathbf{H}_2$  的子空间  $\mathbf{H}_{\infty, 2}([0, t_f], \mathbf{R})$ ,

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{\infty, 2}([0, t_f], \mathbf{R}) := \mathbf{R}^8 \times L_{\infty, 2}([0, t_f], \mathbf{R}) = \\ \{ \mathbf{R}^8 \times L_\infty([0, t_f], \mathbf{R}), \\ \langle \cdot, \cdot \rangle_{\mathbf{H}_2}, \| \cdot \|_{\mathbf{H}_2} \} \end{aligned}$$

$\mathbf{H}_{\infty, 2}$  为一个准 Hilbert 空间. 令  $\mathbf{H} := \mathbf{P}_{ad} \times U_1 \subset \mathbf{H}_{\infty, 2}$ , 如果  $\boldsymbol{\eta} \in \mathbf{H}$ , 则称  $\boldsymbol{\eta}$  为一个允许参数-控制对.

**性质 1** 对任意给定的允许参数-控制对  $\boldsymbol{\eta} = (\mathbf{p}, u) \in \mathbf{H}$ , 系统(6)存在唯一的解, 记为  $\mathbf{x}(\cdot; \boldsymbol{\eta})$ . 且对任意给定的绝对连续函数  $\mathbf{g}(\cdot): [0, t_f] \rightarrow \mathbf{R}^5$ , 存在常数  $K$  使得

$$\| \mathbf{x}(t; \boldsymbol{\eta}) - \mathbf{g}(t) \| \leq e^{Kt} \epsilon(\mathbf{g}, \boldsymbol{\eta}); \quad \forall t \in [0, t_f] \quad (8)$$

其中

$$\epsilon(\mathbf{g}, \boldsymbol{\eta}) := \int_0^{t_f} \| \dot{\mathbf{g}}(t) - f(\mathbf{g}(t), u(t), \mathbf{p}) \| dt \quad (9)$$

**证明** 由表达式(7)知,  $f(\cdot, \cdot, \cdot, \cdot): \mathbf{R}^5 \times \mathbf{R} \times \mathbf{R}^8 \rightarrow \mathbf{R}^5$  为连续可微的, 根据微分中值定理存在常数  $K$  使得对任意的  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbf{W}_{ad}$ ,  $u, v \in U_{ad}$ ,  $\mathbf{p}, \mathbf{m} \in \mathbf{P}_{ad}$  有下式成立:

$$\| f(x, u, p) - f(y, v, m) \| \leq K(\| x - y \| + \| u - v \| + \| p - m \|) \quad (10)$$

故由 Picard 引理 5.6.3 和命题 5.6.5<sup>[9]</sup> 可知对任意的  $\eta = (p, u) \in H$ , 系统(6) 存在唯一的解, 且满足式(8), 其中  $K$  取值即为式(10) 中的  $K$  值.  $\square$

**性质 2** 系统(6) 的惟一解  $x(\cdot; \eta)$  为 Lipschitz H- 连续的, 即存在  $L > 0$  使得对任意的  $\eta = (p, u), \xi = (m, v) \in H$  和  $t \in [0, t_f]$  有

$$\| x(t; \eta) - x(t; \xi) \| \leq L \| \eta - \xi \|_{u_2} \quad (11)$$

**证明** 在式(8) 中令  $g(t) := x(t; \xi)$ , 则对任意  $t \in [0, t_f]$  有

$$\| x(t; \eta) - x(t; \xi) \| \leq e^{Kt} \varepsilon(x(t; \xi), \eta) \quad (12)$$

其中

$$\begin{aligned} \varepsilon(x(t; \xi), \eta) &= \int_0^{t_f} \| f(x(t; \xi), v(t), m) - f(x(t; \xi), u(t), p) \| dt \leq \\ &K t_f \| m - p \| + \\ &K \int_0^{t_f} \| v(t) - u(t) \| dt \quad (13) \end{aligned}$$

由施瓦兹不等式知

$$\int_0^{t_f} \| v(t) - u(t) \| dt \leq \left( \int_0^{t_f} \| v(t) - u(t) \|^2 dt \right)^{1/2} \quad (14)$$

所以

$$\begin{aligned} \varepsilon(x(t; \xi), \eta) &\leq K t_f \| m - q \| + K \| v(t) - u(t) \|_2 \leq \\ &\sqrt{2} \max\{K t_f, K\} \| \xi - \eta \|_{u_2} \quad (15) \end{aligned}$$

令  $L = \sqrt{2} \max\{K t_f, K\}$ , 结论得证.  $\square$

### 2.2 系统辨识模型

假设间歇发酵过程中共观测到  $r$  个时刻点的实验数据,  $T_l$  表示观测时刻,  $y^l$  表示  $T_l$  时刻观测数据组成的向量, 用  $x(T_l; \eta)$  表示  $T_l$  时刻浓度的计算值向量,  $l = 1, 2, \dots, r$ . 则以间歇发酵实验观测数据和计算值的误差平方和最小为性能指标, 以系统(6) 和连续状态不等式约束为约束条件的系统辨识模型(SIP) 可表示为

$$\begin{aligned} \text{(SIP)} \quad \min \quad & J(\eta) = \sum_{l=1}^r \| x(T_l; \eta) - y^l \|^2 \\ \text{s. t.} \quad & x(t; \eta) \in W_{ad}; t \in [0, t_f] \\ & \eta \in H \end{aligned}$$

(SIP) 为一个最优控制问题, 它的求解非常困难. 本文根据微生物的生长特点, 采用离散化技术将(SIP) 转化成参数优化问题, 从而求得(SIP) 的较满意的解.

### 3 优化模型及算法

由于微生物生长过程大致可分为适应期、对数增长期和稳定期三个时期, 在适应期阶段由于底物的抑制作用微生物增长速度很慢, 在对数增长期微生物的增长速度先逐渐增大后再逐渐变小, 而到了稳定期由于多产物的抑制作用增长速度几乎趋近于零. 根据这一特点将发酵时间段  $[0, t_f]$  插入 3 个时间点  $0 < t_1 < t_2 < t_3 < t_f$ , 从而将  $[0, t_f]$  分成 4 个时间段. 其中  $t_1$  为适应期结束时刻,  $t_2$  为对数增长期微生物增长速度最大的时刻,  $t_3$  为稳定期开始时刻. 在每一个时间段  $u(t)$  用一个线性函数逼近, 即

$$u(t) = \begin{cases} a_1(t - t_1); & 0 \leq t < t_1 \\ a_2(t - t_1); & t_1 \leq t < t_2 \\ a_3(t - t_3); & t_2 \leq t < t_3 \\ a_4(t_3 - t); & t_3 \leq t < t_f \end{cases} \quad (16)$$

其中

$$a_3 = \frac{a_2(t_2 - t_1)}{t_2 - t_3} \quad (17)$$

设

$$\begin{aligned} d := & (t_1 \quad t_2 \quad t_3 \quad a_1 \quad a_2 \quad a_4 \quad m_2 \\ & Y_2 \quad m_3 \quad Y_3 \quad m_4 \quad Y_4 \quad m_5 \quad Y_5)^T \in \\ & D \subset \mathbf{R}^{14} \end{aligned}$$

则通过上述离散化方法(SIP) 可转化为下述参数辨识问题:

$$\begin{aligned} \text{(POP)} \quad \min \quad & J(d) = \sum_{l=1}^r \| x(T_l; d) - y^l \|^2 \\ \text{s. t.} \quad & x(t; d) \in W_{ad} \\ & d \in D \quad (18) \end{aligned}$$

**定理 1** 参数辨识问题(POP) 存在最优解, 也即存在最优参数  $d^* \in H$  使得对任意的  $d \in D$ , 都有  $J(d^*) \leq J(d)$ .

**证明** 设  $C := \{d \in D \mid x(t; d) \in W_{ad}, \forall t \in W_{ad}\}$ , 则  $C$  为  $D$  的子集. 另外设  $\{d^i\}_{i=1}^\infty \subset C$ , 且当  $i \rightarrow \infty$  时,  $d^i \rightarrow d$ . 则对  $\forall t \in [0, t_f]$ ,  $d^i$  对应系统(6) 的解  $x(t; d^i) \in W_{ad}$ . 由性质 2 和  $W_{ad}$  的紧性, 可知  $x(t; d) \in W_{ad}$ , 从而  $d \in C$ , 故  $C$  为闭的. 由  $D$

的紧性知  $C$  为有界的, 所以  $C$  为紧集. 又  $J(\mathbf{d})$  关于  $\mathbf{d}$  连续, 结论得证.  $\square$

PSO 算法是由 Kennedy 等于 1995 年提出的<sup>[10]</sup>, 目前已被广泛用于求解各种优化问题, 如文献[11~13]等. 与其他智能算法比较, PSO 需要调整的参数少, 易于实现.

PSO 算法源于对鸟群捕食行为的研究. 一群鸟在随机捕食某一食物时, 那么找到食物最简单有效的策略就是搜寻目前离食物最近的鸟的生存区域. PSO 就是从这种模型中得到启发而产生, 并用于解决优化问题的. 优化问题的每一个可行解都对应搜索空间的一只鸟, 称之为“粒子”, 所有的粒子都有一个由优化函数决定的适应值. 每个粒子都具有自己的位置和速度, 速度决定了它们飞行的方向和距离. 在迭代过程中, 粒子通过跟踪两个极值来更新自己, 一个是粒子本身找到的最优解 ( $p_b$ , 即个体极值), 另一个是整个种群目前找到的最优解 ( $g_b$ , 即为所有  $p_b$  中的最好值, 也称为全局极值). 通过这种方式, 粒子在搜索过程中朝着好的区域移动<sup>[10]</sup>.

求解模型(POP)的 PSO 算法的具体步骤:

**Step 1** 设定粒子数目  $m$ , 参数的可行域  $\mathbf{D} \subset \mathbf{R}^{14}$ , 粒子的最大允许速度  $\mathbf{v}_{\max} = (v_{\max 1} \cdots v_{\max 14})$ , 加速系数  $c_1, c_2, \omega_{\max}, \omega_{\min}$ , 最大允许迭代次数  $T_{\max}$ , 记迭代次数为  $k$ , 令  $k = 1$ ;

**Step 2** 按均匀分布从  $\mathbf{D}$  中随机选取  $m$  个粒子. 记第  $i$  个粒子的位置为  $\mathbf{d}^i(k) = (d_1^i(k) \cdots d_{14}^i(k)) \in \mathbf{D}$ , 速度为  $\mathbf{v}^i(k) = (v_1^i(k) \cdots v_{14}^i(k)) \in [-\mathbf{v}_{\max}, \mathbf{v}_{\max}]$ , 设个体最好适应值为  $p_b^i = \infty, i = 1, 2, \dots, m$ , 当前粒子群的最好适应值为  $g_b = \infty$ ;

**Step 3** 对每个粒子  $\mathbf{d}^i(k)$ , 用 Runge-Kutta 算法求解系统(6)得到  $\mathbf{x}^i(T_l; \mathbf{d}^i(k)), l = 1, \dots, r$ , 然后按问题(18)计算适应值  $J(\mathbf{d}^i(k))$ ;

**Step 4** 将粒子  $\mathbf{d}^i(k)$  当前适应值  $J(\mathbf{d}^i(k))$  与  $p_b^i$  比较. 如果  $J(\mathbf{d}^i(k)) < p_b^i$ , 则  $p_b^i = J(\mathbf{d}^i(k)), \mathbf{p}^i = \mathbf{d}^i(k)$ , 然后将  $p_b^i$  与  $g_b$  比较, 如果  $p_b^i < g_b$ , 则  $g_b = p_b^i, \mathbf{p}_g = \mathbf{d}^i(k)$ ;

**Step 5**  $k = k + 1$ , 如果  $k \leq T_{\max}$ , 按下式改变粒子的速度和位置

$$\begin{cases} v_h^i(k) = \omega(k-1)v_h^i(k-1) + c_1\gamma_{1h}(p_b^i - d_h^i(k-1)) + c_2\gamma_{2h}(p_{g_h} - d_h^i(k-1)) \\ d_h^i(k) = d_h^i(k-1) + v_h^i(k) \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $v_h^i(k)$  和  $d_h^i(k)$  分别表示第  $i$  个粒子迭代到第  $k$  步时速度和位置的第  $h$  个分量;  $\gamma_{1h}, \gamma_{2h} \sim U(0, 1)$  ( $(0, 1)$  上的均匀分布). 如果  $d_h^i(k), v_h^i(k)$  出界, 则重新执行式(19)直到在界内. 为了避免算法在迭代后期出现粒子在全局最优解附近震荡的现象,  $\omega(k)$  按式(20)变化:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T_{\max}}k \quad (20)$$

否则转 Step 3.

### 4 数值结果

根据间歇发酵过程中测量的 7 组数据, 将 PSO 算法用于问题(POP)的求解, 得到最优参数如下:  $t_1^* = 0.30$  h,  $t_2^* = 3.22$  h,  $t_3^* = 4.65$  h,  $a_1^* = 0.10, a_2^* = 0.04, a_3^* = 1.75$ , 其余参数如表 1 所示. 计算过程中各参数的取值:  $m = 20, T_{\max} = 1000, c_1 = 2.0, c_2 = 2.0, \omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$ . 表 1 中还列出了计算值和实验值之间的相对误差  $e_{1i}, e_{2i}$  ( $e_{1i}$  为本文所得的相对误差,  $e_{2i}$  为文献[5]的值), 其中

$$e_{1i} = \frac{\left(\sum_{l=1}^r [x_i(t_l; \mathbf{d}^*) - y_i^l]^2\right)^{1/2}}{\left(\sum_{l=1}^r (y_i^l)^2\right)^{1/2}}; i \in I_5$$

$$e_{2i} = \frac{\left(\sum_{l=1}^r [x_i(t_l; \mathbf{u}_0^*) - y_i^l]^2\right)^{1/2}}{\left(\sum_{l=1}^r (y_i^l)^2\right)^{1/2}}; i \in I_5$$

$\mathbf{u}_0^*$  为文献[5]所得的最优参数. 从表中可以看出

$$6\% < e_{1i} - e_{2i} < 16\%; i = 1, 2, \dots, 5$$

表 1 方程(3)~(5)中的参数

Tab. 1 Parameters in Eqs. (3)-(5)

底物/产物	$m_i$	$Y_i$	$e_{1i}/\%$	$e_{2i}/\%$
生物量	—	—	9.76	20.94
甘油	2.2	0.008 2	8.67	16.60
1,3-PD	-2.69	80.69	10.21	16.36
乙酸	1.97	7.07	11.14	21.18
乙醇	-0.083	5.546	11.23	26.83

最后根据所得到的最优参数  $\mathbf{d}^*$  以及系统(6)模拟了间歇发酵过程中各浓度随时间的变化曲线, 如图 1 所示. 图中的点表示实验测量值, 曲线为各浓度随时间的模拟, 可以看出本文模型能较好地模拟间歇发酵的整个发酵过程; 图 2 为依文

献[5]给出的参数及其系统(1)~(4)模拟的各浓度随时间变化的曲线;图3为 $e^{u(t)}$ 随时间的变

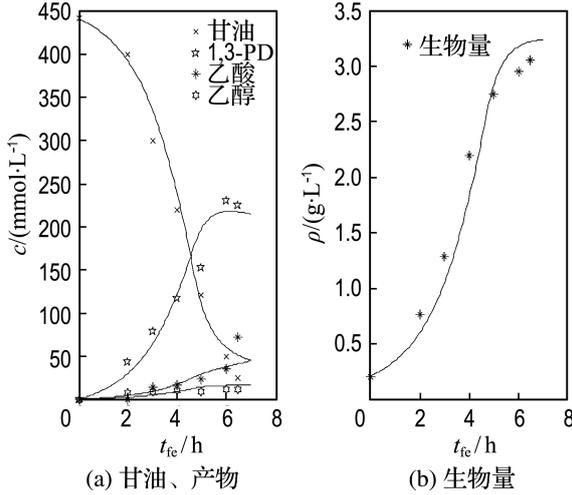


图1 甘油、生物量和产物浓度随时间变化模拟图

Fig. 1 Simulation of concentration change of glycerol, biomass and products

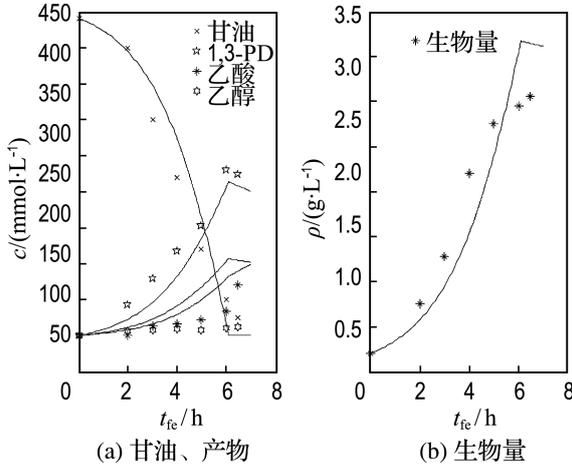


图2 文献[5]中甘油、生物量和产物浓度随时间变化模拟图

Fig. 2 Simulation of concentration change of glycerol, biomass and products in Lit. [5]

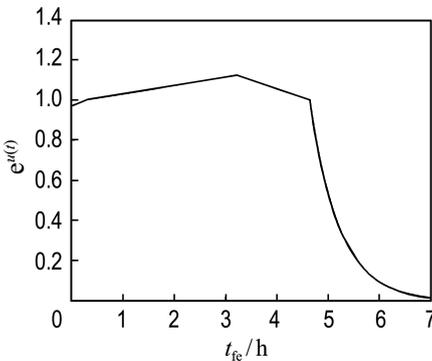


图3  $e^{u(t)}$ 的模拟

Fig. 3 Simulation of  $e^{u(t)}$

化曲线. 数值结果表明:在适应期由于甘油的抑制作用微生物生长缓慢;当适应期过后,微生物进入对数生长期,生长速度逐渐加快,此阶段由于产物不断生长使微生物处于底物和产物的双重抑制作用下;随着甘油的消耗,当进入稳定期后,微生物的生长主要受产物的抑制作用,速度趋于稳定.

### 5 结 语

本文给出了能更好描述微生物间歇发酵过程的含控制函数和参数的动力系统,并证明了系统的一些性质,以实验观测数据和计算值之间误差平方和最小为性能指标建立了系统辨识模型.该系统辨识模型为一个最优控制问题,它的直接求解很困难.本文根据微生物在间歇发酵过程中的生长特点,采用离散化方法将其转化为一个参数辨识问题.最后,构造了改进的PSO算法求解得到系统辨识模型的一个较满意的解,实现了间歇发酵过程的较好模拟,为进一步研究1,3-丙二醇的连续发酵与批式流加发酵打下了基础.

### 参考文献:

[1] 修志龙. 1,3-丙二醇的微生物法生产分析[J]. 现代化工, 1999(3):33-35

[2] BIEBL H, MENZEL K, ZENG A P, *et al.* Microbial production of 1,3-propanediol [J]. **Applied Microbiology and Biotechnology**, 1999, **52**(3): 289-297

[3] 修志龙. 微生物发酵法生产1,3-丙二醇的研究进展[J]. 微生物通报, 2000, **27**(4):300-302

[4] ZENG A P, ROSE A, BIEBL H, *et al.* Multiple product inhibition and growth modeling of *Clostridium butyricum* and *Klebsiella pneumoniae* in glycerol fermentation [J]. **Biotechnology and Bioengineering**, 1994, **44**(8): 902-911

[5] 修志龙,曾安平,安利佳. 甘油生物转化为1,3-丙二醇过程的动力学数学模拟和多稳态研究[J]. 大连理工大学学报, 2000, **40**(4):428-433 (XIU Zhi-long, ZENG An-ping, AN Li-jia. Mathematical modeling of kinetics and research on multiplicity of glycerol bioconversion to 1,3-propanediol [J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2000, **40**(4):428-433)

- [6] ZENG A P, DECKWER W D. A kinetic model for substrate and energy consumption of microbial growth under substrate-sufficient conditions [J]. **Biotechnology Progress**, 1995, **11**(1):71-79
- [7] ZENG A P. A kinetic model for product fermentation of microbial and mammalian cells [J]. **Biotechnology and Bioengineering**, 1995, **46**(4):314-324
- [8] 高彩霞,冯恩民,王宗涛,等. 微生物间歇发酵生产1,3-丙二醇过程辨识与优化[J]. 大连理工大学学报, 2006, **46**(5):771-774  
(GAO Cai-xia, FENG En-min, WANG Zong-tao, *et al.* Parameter identification and optimization of process for bio-dissimilation of glycerol to 1,3-propanediol in batch culture [J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2006, **46**(5):771-774)
- [9] POLAK E. **Optimization Algorithms and Consistent Approximation** [M]. New York:Springer, 1997
- [10] KENNEDY J, EBERHART R. **Particle swarm optimization** [C] // **Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks**. Australia:IEEE, 1995:1942-1948
- [11] KARAKUZU C. Fuzzy controller training using particle swarm optimization for nonlinear system control [J]. **ISA Transactions**, 2008, **47**(2):229-239
- [12] LIU L, LIU W X, CARTES D A. Particle swarm optimization-based parameter identification applied to permanent magnet synchronous motors [J]. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 2008, **21**(7):1092-1100
- [13] SHA D Y, HSU C Y. A new particle swarm optimization for the open shop scheduling problem [J]. **Computers and Operations Research**, 2008, **35**(10):3243-3261

## Identification of specific growth rate and optimization algorithm in microbial batch culture

GONG Zhao-hua<sup>1,2</sup>, FENG En-min<sup>\*1</sup>, XIU Zhi-long<sup>3</sup>

1. Department of Applied Mathematics, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. School of Mathematics and Information Science, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China;

3. School of Environmental and Biological Science and Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China )

**Abstract:** A kinetic system with control function and parameter is established to formulate the batch culture process of bio-dissimilation glycerol to 1, 3-propanediol(1, 3-PD) better. Subsequently, some properties of the kinetic system are proved. Taking the minimal error between the experimental data and calculated values as the performance index, an identification model is presented and it is transformed into a parameter optimization problem by discretization method. The identifiability of parameter is also proved. Finally, an improved particle swarm algorithm is constructed to solve the optimization problem. Numerical results show that the errors between the experimental data are cut down by 6%-16% and the kinetic system can characterize the batch culture process better.

**Key words:** dynamical system; system identification; particle swarm algorithm; parameter optimization; batch culture