

稀土串级萃取分离过程元素组分含量的多模型软测量

贾文君, 柴天佑

(东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 针对稀土串级萃取分离过程中元素组分含量在线测量难的问题, 提出了一种多模型软测量方法, 用于在线预测元素的组分含量. 首先, 以物料平衡方程为基础, 在多个工作点附近建立了描述萃取过程的局部线性模型. 引入减法聚类算法对样本数据进行分类, 用得到的分类数据对局部模型参数进行离线辨识. 每一时刻根据积分性能指标选择最优模型, 同时在线修正局部模型参数. 利用某La,Ce,Pr,Nd 4组分串级萃取分离Ce / Pr生产线的实测数据进行了仿真研究, 结果表明所提出的多模型方法有效、预测精度较高.

关键词: 稀土串级萃取; 多模型; 参数辨识; 减法聚类算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Soft-sensor of element component content based on multiple models for the rare earth cascade extraction process

JIA Wen-jun, CHAI Tian-you

(Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: To solve the on-line measurement problem for the rare earth cascade extraction process, a multiple models based on soft-sensor is proposed in this paper. Local linear models are obtained around multiple operating points, based on the material balance equations. By introducing the subtraction clustering algorithm, the sample data are classified and the local model parameters are identified off-line using the corresponding data set. At every instant the optimal model is chosen by a suitably defined performance index, and then the parameter of the local model is updated. The soft-sensor is conducted on a certain Ce/Pr extraction production line of La,Ce,Pr,Nd tetra-component system. By comparing with the measured data, the simulation results show the effectiveness and veracity of the soft-sensor.

Key words: rare earth cascade extraction; multiple models; parameter identification; subtraction clustering algorithm

1 引言(Introduction)

我国稀土资源丰富,但是稀土分离工业的自动化程度较低,仍停留在开环控制、手动操作、元素组分含量依靠人工离线化验等落后的技术条件下.要实现稀土串级萃取分离过程的自动控制,保证生产的平稳进行,生产出高质量的稀土产品,元素组分含量的在线测量是亟待解决的首要问题.常规的硬件测量装置因结构复杂、可靠性低、使用和维护的成本高,在中国没有得到广泛的应用^[1].因此,采用软测量技术实现元素组分含量的线预测,具有重要意义.软测量技术的核心是数学模型,针对萃取过程的数学模型有多种形式,其中文[2]提出了一类串级萃取平衡计算模型,它在本质上是一类静态模型,不能反映出萃取过程的动态变化特性;文[3]采用神经

网络对萃取过程建模,但是预测精度受样本数据以及网络训练效果的影响较大.此外,文[4~6]分别从不同角度讨论了萃取过程的数学建模问题,但是上述模型计算复杂,不适合作为软测量模型在线使用.文[7]针对稀土元素组分含量在线分析难的问题,提出了一类简化双线性动态模型,该模型在局部范围预测精度较高,但是当工况发生较大变化时,仍存在预测误差偏大的问题.

本文针对稀土串级萃取分离过程,提出了一种多模型软测量方法.首先以物料平衡方程为基础,结合萃取过程的动态特性,分别在多个工作点附近建立描述萃取过程的简化局部线性模型.其中工作点的数量,采用减法聚类算法从样本数据中计算得到;局部线性模型参数采用最小二乘法辨识,并按积分性

收稿日期: 2005-10-13; 收修改稿日期: 2006-07-17.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)项目(2002CB312201); 国家自然科学基金重点资助项目(60534010); 国家创新研究群体科学基金资助项目(60521003); 长江学者和创新团队发展计划资助项目(IRT0421).

能指标实现不同局部模型间的切换. 仿真实验表明, 提出的多模型软测量在即使工况变化较大时, 对元素组分含量的预测精度仍较高.

2 过程建模(Process modeling)

2.1 局部线性模型(Local linear model)

稀土串级萃取分离过程是一类典型的多级过程, 文[8]针对该类过程, 提出了一种分段集结建模方法, 用等效的分段集结过程代替复杂的多级过程. 按照上述思想, 文[7]建立了一类简化的基于物料平衡方程的动态模型, 其中第*i*组分在第*j*集结级水相中的浓度动态平衡关系如下式所示:

$$\frac{dx_{i,j}}{dt} = \frac{1}{R_j} [(u_2 + u_3)x_{i,j+1}(t - \tau) - (u_2 + u_3)x_{i,j} + u_1 D_{i,j-1} x_{i,j-1}(t - \tau) - u_1 D_{i,j} x_{i,j}]. \quad (1)$$

其中: u_1, u_2, u_3 分别表示萃取剂、料液、酸液流量; $x_{i,j}$ 表示第*i*组分在第*j*集结级水相中的浓度; 当 $j = 1, 5$ 时, $x_{i,0}(t - \tau) = x_{i,0}, x_{i,6}(t - \tau) = x_{i,6}$ 均为已知量; 当 $j = 3$ 时, $u_2 x_{i,4}(t - \tau) = u_2 X_{i,F}$; 当 $j > 3$ 时, $u_2 = 0$; R_j 表示滞留体积, τ 表示滞后时间, $D_{i,j}$ 表示两相间的分配系数.

式(1)是一非线性系统, 在工作点 $E = (x_{i,j+1}^e, x_{i,j}^e, x_{i,j-1}^e, u_1^e, u_2^e, u_3^e)$ 有如下关系式成立:

$$\frac{dx_{i,j}^e}{dt} = f[x_{i,j+1}^e, x_{i,j}^e, x_{i,j-1}^e, u_1^e, u_2^e, u_3^e] = 0. \quad (2)$$

将式(1)的工作点移到原点, 并在原点进行泰勒线性展开:

$$\begin{aligned} \frac{dx_{i,j}}{dt} = f(O) + f'_{u_1}(O)u_1 + f'_{u_2}(O)u_2 + f'_{u_3}(O)u_3 + \\ f'_{x_{i,j+1}}(O)x_{i,j+1}(t - \tau) + f'_{x_{i,j}}(O)x_{i,j} + \\ f'_{x_{i,j-1}}(O)x_{i,j-1}(t - \tau). \end{aligned} \quad (3)$$

由式(2)及(3)可得第*i*组分在第*j*集结级的局部线性模型, 如下:

$$\begin{aligned} \frac{dx_{i,j}}{dt} = \frac{1}{R_j} [(u_2^e + u_3^e)x_{i,j+1}(t - \tau) + D_{i,j-1}u_1^e \times \\ x_{i,j-1}(t - \tau) - (D_{i,j}u_1^e + u_2^e + u_3^e)x_{i,j} + \\ (x_{i,j+1}^e - x_{i,j}^e)u_2 + (x_{i,j+1}^e - x_{i,j}^e)u_3 - \\ (D_{i,j}x_{i,j}^e - D_{i,j-1}x_{i,j-1}^e)u_1]. \end{aligned} \quad (4)$$

取 $\tau = dT$, 式(4)的离散方程可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_i(k+1) = \\ A\mathbf{x}_i(k) + A_d\mathbf{x}_i(k-d) + B\mathbf{u}_k + D\mathbf{v}(k). \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{u}(k)$ 表示输入向量, $\mathbf{x}_i(k)$ 表示浓度状态向量, $\mathbf{v}(k) = [x_{i,0}(k), x_{i,F}(k), x_{i,6}(k)]^T$ 表示扰动向量, A, A_d, B, D 表示模型参数矩阵.

系统输出变量的定义如下:

$$y_{i,j} = \frac{W_i x_{i,j}}{\sum_{i=1}^p W_i x_{i,j}}. \quad (6)$$

其中: W_i 表示第*i*元素化合物的分子量, p 表示溶液中稀土元素的数量, $y_{i,j}$ 表示第*j*级第*i*稀土金属元素的质量百分含量即纯度. 由式(6)可得

$$\frac{y_{1,j}}{W_1 x_{1,j}} = \frac{y_{2,j}}{W_2 x_{2,j}} = \dots = \frac{y_{p,j}}{W_p x_{p,j}} = g_j. \quad (7)$$

其中 g_j 为大于零的常数. 因此第*i*组分在第 $j = 1, \dots, 5$ 集结级的纯度可以表示为

$$y_{i,j} = g_j W_i x_{i,j}, \quad (8)$$

则得到系统输出方程

$$\mathbf{y}_i(k) = C\mathbf{x}_i(k). \quad (9)$$

其中: $C \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ 为对角阵, $\mathbf{y}_i = [y_{i,1}, \dots, y_{i,5}]^T$.

2.2 参数辨识(Parameter identification)

在不引起混淆的情况下重新定义状态变量及参数矩阵, 将式(5)(9)写为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \\ A\mathbf{x}(k) + A_d\mathbf{x}(k-d) + B\mathbf{u}_k + D\mathbf{v}(k), \\ \mathbf{y}(k) = C\mathbf{x}(k). \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\mathbf{x}(k)$ 表示第*i*组分在各级的状态向量 $\mathbf{x}_i(k)$, $\mathbf{y}(k)$ 表示第*i*组分在各级的输出 $\mathbf{y}_i(k)$.

由式(10)的状态方程及对角阵 C 可得

$$(z - A - z^{-d}A_d)C\mathbf{x}(k) = C[B\mathbf{u}(k) + D\mathbf{v}(k)]. \quad (11)$$

令 $G = CB, H = CD$, 将状态变量用输出变量表示, 得到关于 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{y}$ 的输入输出方程

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(k+1) = \\ A\mathbf{y}(k) + A_d\mathbf{y}(k-d) + G\mathbf{u}(k) + H\mathbf{v}(k). \end{aligned} \quad (12)$$

对于输入输出方程(12), 其输入、输出及扰动均可测; $A, A_d \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ 和 $G, H \in \mathbb{R}^{5 \times 3}$ 为待定的系数矩阵. 对 K_f 组可观测的输入向量序列 $\mathbf{u}(0), \mathbf{u}(1), \dots, \mathbf{u}(K_f - 1)$ 和输出向量序列 $\mathbf{y}(0), \mathbf{y}(1), \dots, \mathbf{y}(K_f - 1)$ 及可测扰动 $\mathbf{v}(k)$, 由式(12)可得

$$\mathbf{y}(k+1) = \Theta^T \phi(k). \quad (13)$$

其中: $\Theta = [A, A_d, G, H]^T, \phi(k) = [\mathbf{y}(k)^T, \mathbf{y}(k-d)^T, \mathbf{u}(k)^T, \mathbf{v}(k)^T]^T, k = d, \dots, K_f$. 由于系统的状态可测, 故式(13)中 $\mathbf{y}(k)$ 和 $\phi(k)$ 均可得到. 对 Θ 采用下面递推最小二乘法进行辨识:

$$\begin{aligned} \hat{\Theta}(k) = \hat{\Theta}(k-1) + K(k)e(k)^T, \\ K(k) = \frac{P(k-1)\phi(k-1)}{1 + \phi(k-1)^T P(k-1)\phi(k-1)}, \end{aligned}$$

$$\mathbf{P}(k) = [I - \mathbf{K}(k)\phi(k-1)^T]\mathbf{P}(k-1),$$

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{y}(k) - \hat{\Theta}(k-1)^T\phi(k-1).$$

3 多模型建模(Process modeling based on multiple models)

3.1 过程的多模型描述(Description of the process by multiple models)

式(12)所示的输入输出方程仅适用于在某一个工作点附近,当系统的运行环境发生较大变化时,参数辨识难以跟随实际变化,因此会造成模型不准确.将非线性系统在多个工作点展开,利用在多个工作点上的局部线性化模型来近似非线性系统^[9],能够建立更接近于实际系统的对象动态模型.根据这一思想,并结合稀土串级萃取的机理,将其在不同的工作点展开,并用 n 个输入输出模型 $I_1, I_2, \dots, I_n$ 描述系统,在每个工作点附近离散的局部线性模型如下:

$$I_l: \mathbf{y}^l(k+1) = A^l \mathbf{y}(k) + A_d^l \mathbf{y}(k-d) + G^l \mathbf{u}(k) + H^l \mathbf{v}(k), l = 1, \dots, n. \quad (14)$$

式(14)可表示为如下最小二乘形式:

$$\mathbf{y}^l(k+1) = \Theta_l^T \phi(k), l = 1, \dots, n. \quad (15)$$

其中: $\Theta_l = [A^l, A_d^l, G^l, H^l]^T$ 为参数矩阵, $\phi(k)$ 为由输入输出数据组成的回归矩阵.

3.2 减法聚类算法(Subtraction clustering algorithm)

聚类算法可以对样本空间进行有效的划分,并已成功应用于建模的理论研究和应用中.文[10]介绍了一类减法聚类算法,该算法具有计算量小、聚类速度快、不需要事先规定聚类的数目就可以确定聚类的中心等特点,与Fuzzy C-Means聚类算法相比,可有效克服FCM算法的因初始参数(聚类数和中心)选取不当而导致的聚类效果变差、容易陷入局部最优等缺点.

式(15)所示的多模型建模问题主要是确定模型数 n 及对参数 Θ_l 的辨识.聚类数 n 的选取可归结为对聚类有效性的描述,取如下指标函数^[11]:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^2 \|X_i - X_j^c\|^2. \quad (16)$$

其中: N 为样本数据数目, n 为聚类数目, $X_i \in \mathbb{R}^q$ 为第 i 个样本数据, $X_j^c \in \mathbb{R}^q$ 为第 j 个聚类中心, μ_{ij} 为第 i 个样本数据在第 j 个聚类的隶属度. μ_{ij} 的定义如下:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n \left(\frac{\|X_i - X_j^c\|}{\|X_i - X_k^c\|} \right)^2}. \quad (17)$$

本文采用减法聚类算法对样本数据进行分类,并

以指标函数 J_m 来衡量聚类的质量.主要计算过程如下:

1) 设置初始参数 $\delta_a = \delta_{\min}$, 选取步进增量 ε , 且 $\varepsilon > 0$;

2) 按公式 $D_i = \sum_{j=1}^n \exp(-\|X_i - X_j\|/(\delta_a/2)^2)$ 计算样本数据点的密度值;

3) 计算最大密度值 $D_1^c = \max D_i$, 取得第一个聚类中心 $X_1^c = X_i|_{\max D_i}$;

4) 选取 $\delta_b = 1.5\delta_a$, 调整密度值: $D_i^c = D_i - D_1^c \exp(-\|X_i - X_1\|/(\delta_b/2)^2), (i = 1, \dots, N)$;

5) 重复步骤3)4)计算直到 $D_j^c \leq 0$, 得到第 j 个聚类中心 $X_j^c (j = 2, \dots, n)$, 其中 n 为得到的聚类中心数且 $n < N$;

6) 计算第 $k (k > 1)$ 次聚类指标 J_m^k , 重新调整 $\delta_a = \delta_a + \varepsilon$, 若 $\delta_a \in [\delta_{\min}, \delta_{\max}]$ 则重复执行步骤2)~5);

7) 令 $J_m = \min J_m^k, (k = 1, \dots, K)$, 其中 K 为聚类的次数, 取 J_m 对应的聚类数 n 和聚类中心 $X_l^c, (l = 1, \dots, n)$ 对样本数据进行分类, 按照最近邻原则, 得到 n 个数据集 Ω_l .

上述算法得到的聚类中心 X_l^c 作为局部线性模型的工作点, 用分类数据集 Ω_l 及最小二乘法, 辨识局部模型 l 的初始参数 Θ_l^o .

3.3 模型切换(Multiple models switching)

式(14)所示的多模型表示中, n 个局部模型 $I_l, (l = 1, \dots, n)$ 具有相同的结构, 但是参数初始值不同. 在采样时刻辨识选定模型 I_l 的参数, 但在每一时刻只能有一个模型来对当前系统进行描述, 局部模型之间按照辨识误差的累积作为切换准则, 选择具有最小的性能指标对应的模型作为系统的近似. 文[9]提出的针对离散时间系统具有积分性质的切换性能指标, 在每个采样时刻, 性能指标函数寻找最接近系统的局部模型, 并将此模型作为当前的系统的对象模型, 选择这样的指标函数可以避免模型频繁切换和误切换. 具有积分性质的切换性能指标为

$$J_l(k) = \sum_{t=k-h+1}^k \frac{\|\mathbf{e}_l(t)\|}{1 + \phi(t)^T \phi(t)}. \quad (18)$$

其中: $\mathbf{e}_l(k) = \mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}_l(k)$ 为系统输出与第 l 线性模型输出间的误差, $h \geq 1$ 表示有限时间长度.

基于局部线性模型的多模型可表示为

$$\hat{\mathbf{y}}_l(k+1) = \sum_{i=1}^n \alpha(J_l) \hat{\Theta}_l^T(k) \phi(k). \quad (19)$$

其中函数

$$\alpha(J_l) =$$

$$\begin{cases} 1, & \text{if } l = \arg \min J_j, j = (1, \dots, n), \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (20)$$

多输入多输出系统的多模型建模原理如图1所示, 基于局部模型的多模型建模过程如下:

1) 用减法聚类算法对样本数据聚类分析, 得到模型数 n 、工作点 X_l^c 及与其对应的数据集 Ω_l , ($l = 1, \dots, n$);

2) 将得到的分类数据 Ω_l 应用递推最小二乘法, 对第 l 个模型进行离线参数辨识, 得到初始模型参数 Θ_l^0 , ($l = 1, \dots, n$);

3) 测取 $\mathbf{y}(k)$, 形成数据向量 $\phi(k-1)$, 采用递推最小二乘法在线辨识模型参数 Θ_l ;

4) 计算第 l 个模型的输出 $\hat{\mathbf{y}}_l(k)$, 根据式(18)计算切换指标函数 J_l ;

5) 由式(19)得到系统的模型输出 $\hat{\mathbf{y}}_L(k)$, 作为最终的软测量结果, 并返回3)。

4 仿真(Simulation)

为了验证本文提出的稀土串级萃取分离过程多模型建模方法的有效性, 利用某公司La, Ce, Pr, Nd 4组分串级萃取分离Ce / Pr工艺流程的实测数据, 对模型进行检验。由于该萃取流程较长, 萃取和洗涤段共48级, 在萃取段第20级和洗涤段第35级设监测点以保证水相出口和有机相出口产品的质量; 另外第1, 48, 25级元素的组分含量分别表征两出口产品和进料的质量指标; 该工艺流程通过调节有机、料液和酸液的流量可以将监测点的元素组分含量控制在合理的范围内进而保证出口产品的质量。以元素镨Pr在不同级的纯度分布进行仿真研究。

引入泛化均方根误差(RMSE)和最大泛化绝对误差(MAXE)作为模型精度的检验指标。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{\mathbf{y}}(k) - \mathbf{y}(k))^T (\hat{\mathbf{y}}(k) - \mathbf{y}(k))}, \quad (21)$$

$$\text{MAXE} = \max_{k=1}^N (\|\hat{\mathbf{y}}(k) - \mathbf{y}(k)\|). \quad (22)$$

其中: $\mathbf{y}(k)$ 是实测的纯度向量, $\hat{\mathbf{y}}(k)$ 是模型的估计向量, N 是校验数据的个数。选取100组样本数据并考虑局部线性模型的输出误差与时间滞后的关系, 如表1所示。滞后时间取为一个采样周期 T 时模型具有最小的 $RMSE$, 因此取模型的滞后时间常数 $d = 1$ 。

选定减法聚类算法的初始参数 $\delta_a = 4$, 对上述样本数据进行聚类分析, 以得到的6个聚类中心作为工作点, 并用对应的分类数据离线辨识对应该工作点的局部线性模型参数。元素组分含量的多模型软测量初始计算公式如Model 1~Model 6所示, 在线使用

时, 模型参数采用递推最小二乘辨识。

Model 1:

$$\begin{cases} y_1(k+1) = \\ 0.007y_1(k) - 0.0005y_2(k-1) + \\ 0.00006u_1(k) + 0.00011u_2(k) - 0.0012u_3(k), \\ y_2(k+1) = \\ 0.093y_2(k) - 192.13y_1(k-1) + \\ 0.1341y_3(k-1) + 0.032u_1(k) - \\ 0.12u_2(k) - 0.115u_3(k), \\ y_3(k+1) = \\ 0.262y_3(k) - 0.117y_2(k-1) + \\ 0.145y_4(k-1) - 0.066u_1(k) + \\ 0.35u_2(k) + 1.363u_3(k) + 0.055v_2(k), \\ y_4(k+1) = \\ 0.162y_4(k) + 0.567y_3(k-1) - \\ 0.082y_5(k-1) - 0.025u_1(k) + 1.655u_3(k), \\ y_5(k+1) = \\ 0.271y_5(k) + 0.667y_4(k-1) - \\ 0.053u_1(k) + 2.516u_3(k), \\ \vdots \end{cases} \quad (23)$$

Model 6:

$$\begin{cases} y_1(k+1) = \\ 0.148y_1(k) + 0.00018y_2(k-1) + \\ 0.00005u_1(k) - 0.00072u_2(k) - 0.0011u_3(k), \\ y_2(k+1) = \\ 0.161y_2(k) + 47.36y_1(k-1) - \\ 0.3045y_3(k-1) + 0.027u_1(k) + \\ 0.155u_2(k) + 0.472u_3(k), \\ y_3(k+1) = \\ -0.298y_3(k) + 0.477y_2(k-1) + \\ -0.473y_4(k-1) + 0.013u_1(k) + \\ 1.321u_2(k) + 0.395u_3(k) - 0.1v_2(k), \\ y_4(k+1) = \\ -0.291y_4(k) - 0.637y_3(k-1) + \\ 0.171y_5(k-1) + 0.098u_1(k) + 2.65u_3(k), \\ y_5(k+1) = \\ -0.312y_5(k) - 0.324y_4(k-1) + \\ 0.14u_1(k) + 3.38u_3(k). \end{cases} \quad (24)$$

另选100组数据用于检验模型的有效性。元素镨

在各集结级的纯度预测值 $y_j(j=1, \dots, 5)$ 变化曲线如图2所示, 其中实线表示测量值, 虚线表示软测值; 模型切换曲线如图3所示。

由图2可以看出, y_1, y_2 的预测误差与 y_3, y_4, y_5 相比相对较大, 这是由于第1级和第20级在萃取段, 受料液配分扰动变化的影响较洗涤段显著。由图3切换曲线可以看出, 工况变化集中在1, 4, 5等3个工作点, 软测量模型主要在上述3个模型之间切换, 与图2对照可以看出, 即使在工况发生变化时, 预测的精度仍较高。

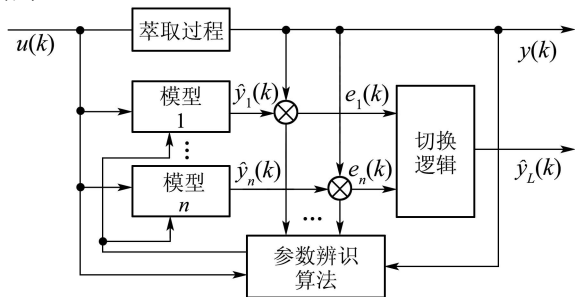


图1 基于局部线性模型的多模型建模原理框图

Fig. 1 Frame of the modeling method based on multiple local models

表1 MAXE, RMSE与滞后时间 d 的关系
Table 1 MAXE and RMSE at time delay d

d	0	T	$2T$	$3T$	$4T$
MAXE	12.756	10.115	11.601	13.608	13.475
RMSE	3.549	3.170	3.506	3.404	3.516

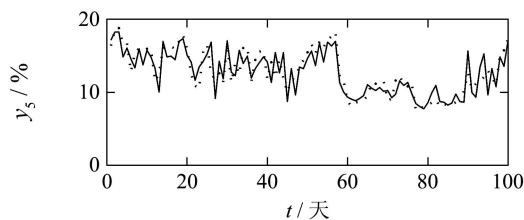
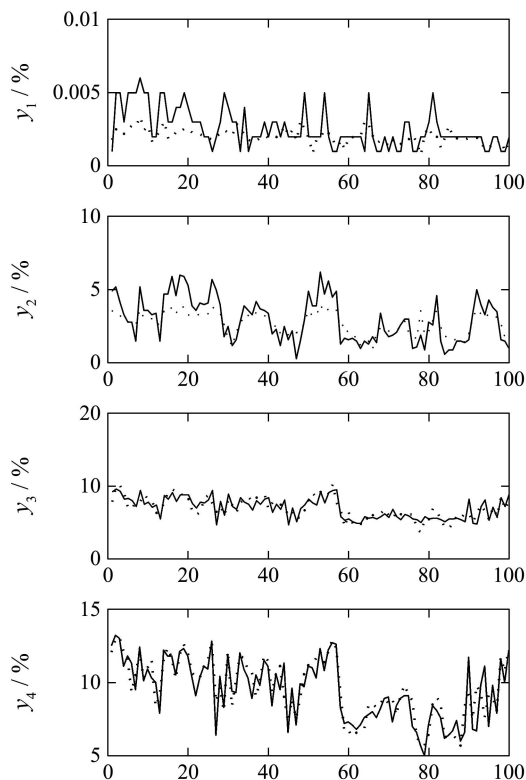


图2 多模型软测量与实际萃取过程输出曲线对比
Fig. 2 Comparison of multiple models based soft-sensor with of the real process

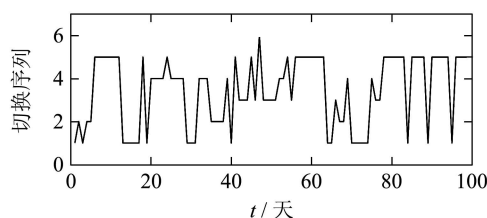


图3 多模型切换曲线

Fig. 3 Switching curves of multiple models

5 结论(Conclusion)

本文以稀土串级萃取分离过程的非线性动态模型为基础, 在多个工作点对其进行线性化, 分别用结构相同、参数不同的多个局部线性模型对萃取过程进行描述, 建立了元素组分含量的在线软测量模型。通过与工业现场实测数据的对比, 表明所提出的多模型软测量具有一定的抗干扰能力、且预测的精确度较高。本文所提出的稀土元素组分含量多模型软测量方法, 不仅可以用于指导生产操作人员, 而且可以为控制系统提供可靠的在线测量数据。

参考文献(References):

- [1] 柴天佑, 杨辉. 稀土萃取分离过程自动控制研究现状及发展趋势[J]. 中国稀土学报, 2004, 22(4): 427 - 433.
(CHAI Tianyou, YANG Hui. Situation and developing trend of rare-earth countercurrent extraction process control[J]. *J. of Rare Earths*, 2004, 22(4): 427 - 433.)
- [2] 徐光宪. 稀土[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1995.
(XU Guangxian. *Rare Earths*[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 1995.)
- [3] GILES A E. Modelling of rare earth solvent extraction with artificial neural nets[J]. *Hydrometallurgy*, 1996, 43(1-3): 241 - 255.
- [4] PYARTMAN A K, PUZIKOV E A, KOPYRIN A A. Mathematical model of quasiequilibrium counter-current solvent extraction of rare-earth metals with variable feed compositions[J]. *Radiokhimiya*, 1994, 36(6): 533 - 537.
- [5] WEINSTEIN O, SEMIAT R, LEWIN D R. Modeling, simulation and control of liquid-liquid extraction columns[J]. *Chemical Engineering Science*, 1998, 53(2): 325 - 339.
- [6] WICHTERLOVA J, ROD V. Dynamic behaviour of the mixer-settler cascade. Extractive separation of the rare earths[J]. *J. of Chemical Engineering Sciences*, 1999, 54(18): 4041 - 4051.
- [7] 贾文君, 柴天佑. 稀土串级萃取分离过程的双线性模型及其参数辨识[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 717 - 723.
(JIA Wenjun, CHAI Tianyou. Bilinear model of a rare earth cascade extraction process and its parameter identification[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(5): 717 - 723.)

(下转第580页)

- [10] SAVAGEAU M A. *Biochemical Systems Analysis: A Study of Function and Design in Molecular Biology*[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1976.
- [11] BRDYŚ M, CHEN S, ROBERTS P D. An extension to the modified two-step algorithm for steady-state system optimization and parameter estimation[J]. *Int J of Systems Science*, 1986, 17(8): 1229 – 1243.
- [12] 万百五. 工业大系统优化与产品质量控制[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(WAN Baiwu. *Optimization and Product Quality Control of Large-scale Industrial Systems*[M]. Beijing: Science Press, 2003.)
- [13] NI T C, SAVAGEAU M A. Model assessment and refinement using strategies from biochemical systems theory: Application to metabolism in human red blood cells[J]. *J of Theoretical Biology*, 1996, 179(4): 329 – 368.
- [14] VERA J, TORRES N V, MOLES C G, et al. Integrated nonlinear optimization of bioprocesses via linear programming[J]. *AIChE Journal*, 2003, 49(12): 3173 – 3187.
- [15] XIU Z L, ZENG A P, DECKWER W D. Model analysis concerning the effects of growth rate and intracellular tryptophan level on the stability and dynamics of tryptophan biosynthesis in bacteria[J]. *J of Biotechnology*, 1997, 58(2): 125 – 140.
- [16] HATZIMANIKATIS V, BAILEY J E. Effects of spatiotemporal variations on metabolic control: Approximate analysis using (log)linear kinetic models[J]. *Biotechnology and Bioengineering*, 1997, 54(2): 91 – 104.

作者简介:

徐恭贤 (1976—), 男, 博士研究生, 2000年在辽宁工学院获机械电子工程专业工学学士学位, 2003年在大连理工大学获运筹学与控制论专业理学硕士学位, 主要从事生化反应过程的建模、优化和控制的研究, E-mail: dutxugx@yahoo.com.cn;

邵 诚 (1958—), 男, 教授, 博士生导师, 1982年在辽宁大学获数学专业理学学士学位, 1987年和1992年在东北大学获工业自动化专业工学硕士和博士学位, 主要从事鲁棒自适应控制、智能学习控制以及化学反应过程的优化和控制等方面的研究, E-mail: cshao@dlut.edu.cn;

修志龙 (1965—), 男, 教授, 博士生导师, 1987年在清华大学获化学工程工学学士学位, 1990年和2000年在大连理工大学获生物化工专业工学硕士和博士学位, 主要从事生物转化技术、分离工程以及生化反应动力学等方面的研究, E-mail: zhlixiu@dlut.edu.cn.

(上接第568页)

参考文献(References):

- [7] DIRK S, WOLFRAM B. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association[C]//*Proc of 2001 IEEE Int Conf on Robotics and Automation (ICRA)*. Seoul, Korea: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001, 1665 – 1670.
- [8] 熊春山, 黄心汉, 王敏. 手眼立体视觉的算法与实现[J]. 机器人, 2001, 23(2): 113 – 118.
(XIONG Chunshan, HUANG Xinhan, WANG Min. Algorithm for hand-eye stereo vision and implementation[J]. *Robot*, 2001, 23(2): 113 – 118.)

作者简介:

杜建军 (1974—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为视觉伺服控制及图像处理等, E-mail: jjdu@hit.edu.cn;

王学影 (1979—), 女, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉、三坐标测量机技术, E-mail: towxy@163.com;

赵万生 (1957—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事特种加工技术研究, E-mail: w. s. zhao@sina.com;

李彩花 (1976—), 女, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉方面的研究, E-mail: licaihuajms@163.com.

(上接第573页)

参考文献(References):

- [8] ESPANA M, LANDAU I D. Modeling, Reduced order bilinear models for distillation columns[J]. *Automatica*, 1978, 14(4): 345 – 355.
- [9] NARENDRA K S, CHENG Xiang. Modeling, Adaptive control of discrete-time systems using multiple models[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2002, 45(5): 1669 – 1686.
- [10] CHIU S L. Fuzzy model identification based on cluster estimation[J]. *J of Intelligent and Fuzzy Systems*, 1994, 2(3): 267 – 278.
- [11] CHIU S L. A cluster extension method with extension to fuzzy model identification[C] // *Proc of the Third IEEE Conf on Fuzzy Systems*.

New York: IEEE Press, 1994, 2: 1240 – 1245.

作者简介:

贾文君 (1977—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为复杂工业过程的智能建模与智能控制等, E-mail: jia.wenjun@163.com;

柴天佑 (1947—), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 主要从事自适应控制、多变量智能解耦控制、流程工业过程综合自动化等方面的研究工作。