

# 水泥生料磨机动态成分控制系统设计<sup>1)</sup>

恽 源 世

(上海建材学院自动化与计算机系)

林 平 J. P. BARBIER

(法国 Lafarge 水泥公司研究所)

P. PREVOT

(法国里昂国立应用科学学院计算机应用实验室)

## 摘要

该文对水泥工业中生料磨机的成分控制提出了一种新的动态控制方案。其主要由 4 部分组成：1) 基于内部模型的多变量预测控制。2) 在线估计原料化学成分的自适应控制。3) 基于多目标的非线性有约束最优化单元。4) 对于特定批处理过程的给定值自调整。本方案是针对法国 Lafarge 公司某厂实际工况设计的，但同时也具有普遍意义。基于该厂实际数据的仿真实验表明本控制方案是有效的。

**关键词：**水泥工业, 生料磨机, 最优化, 预测控制, 自适应控制。

## 1 前言

在水泥生产中生料的化学成分直接影响水泥焙烧的性能和成品的质量。追求一个好的生料成分控制历来是水泥生产的关键问题之一。但是，迄今为止绝大多数水泥厂采用的都是静态成分控制手段。尽管各种静态控制方案都不同程度地产生效果，但是由于不同原料的可磨性不同以及过程中存在大纯滞后等难控因素的影响，决定其只能是一种“粗糙”的控制效果。随着先进控制理论的出现和计算机、分析仪等技术的发展，一些成功的动态控制方案已陆续出现<sup>[1-3]</sup>。本文就是在此基础上并针对法国 Lafarge 水泥公司某厂的实际情况提出一种新的改进的动态控制方案。

## 2 过程分析

实际过程的示意图如图 1。来自  $m$  个料斗的不同原料经皮带传送进入磨机，磨机出口的混合生料在送入生料库前被采样，样品经 X 射线荧光分析仪分析后其结果送入计算机，计算机根据给定率值为参考值算出一组新的各料斗的配比送往料斗称。最终的要求是希望生料库满库时其中生料的平均率值尽量接近给定率值。

1) 本文曾在 IASTED International Symposium Control 90 上宣读并略作修改。  
本文于 1992 年 4 月 21 日收到

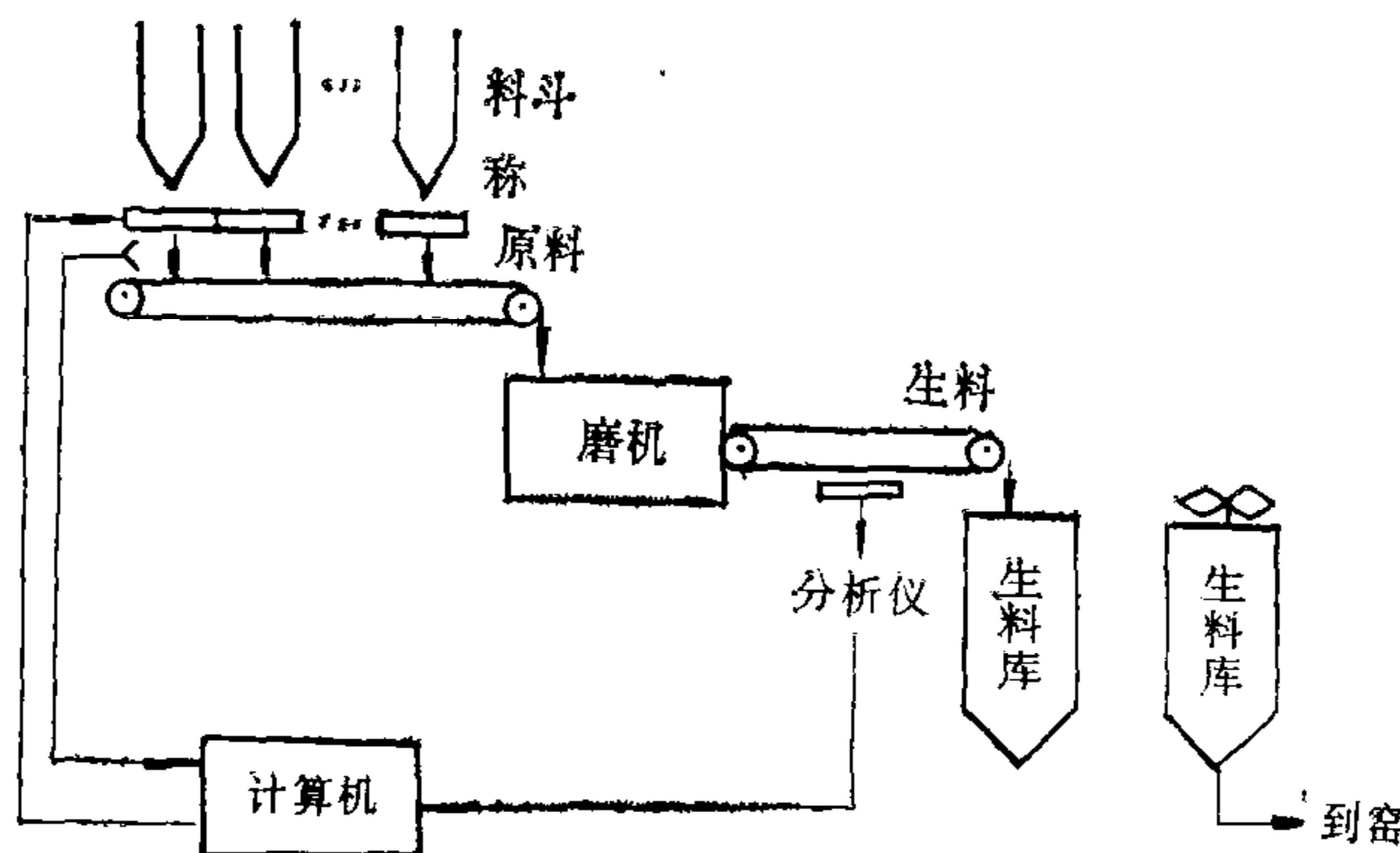


图 1 过程示意图

生料中有 4 种重要的氧化物成分:  $S(\text{SiO}_2)$ 、 $A(\text{Al}_2\text{O}_3)$ 、 $F(\text{Fe}_2\text{O}_3)$  和  $C(\text{CaO})$ 。其与原料中成分的关系可由下式表示:

$$\begin{bmatrix} S(t) \\ A(t) \\ F(t) \\ C(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_1 S_2 \cdots S_m \\ A_1 A_2 \cdots A_m \\ F_1 F_2 \cdots F_m \\ C_1 C_2 \cdots C_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_1(t) & & & 0 \\ & g_2(t) & \cdots & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & g_m(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \\ \vdots \\ u_m(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $S_i, A_i, F_i, C_i$ : 原料  $i$  中的 4 种氧化物成分

$g_i(t)$ : 原料  $i$  通过磨机的动态特性

$u_i(t)$ : 原料  $i$  的配料比

从(1)式可以看出该过程是多变量耦合的。原料的皮带传送使  $g_i(t)$  中含有较大的和不同值的纯滞后, 而由于采样器和分析仪的技术上原因也造成很大的测量滞后。分析仪要供全厂使用, 因此一个较大的采样周期也是必须的。

由于控制的给定值是率值, 因此还应将氧化物值作转换。Lafarge 公司采用以下三种率值:

$$\text{石灰亏数: } \Delta BC = \frac{280S + 165A + 35F - 100C}{S + A + F + C}$$

$$\text{硅率值: } MS = \frac{S}{A + F} \quad (2)$$

$$\text{铝率值: } AF = \frac{A}{F}$$

由于(2)式的变换, 使控制问题变成非线性的。

此外, 控制的最终目标是要使生料库内生料的平均率值达到给定值, 可见该过程具有批处理性质, 而库内成分是不可测量的, 因此只有通过计算手段给以修正。最后, 尽管原料已有预均化处理, 但其成分仍有较大变化, 将对生料成分造成扰动。

根据上述分析, 提出一种综合控制方案(参见图 2), 下面将分节叙述各功能部分。方案中还采用了双率采样: 较快的控制周期  $T_1$  是根据对象动态特性而取, 较慢的分析周期  $T_2$  则是由于分析仪的限制。

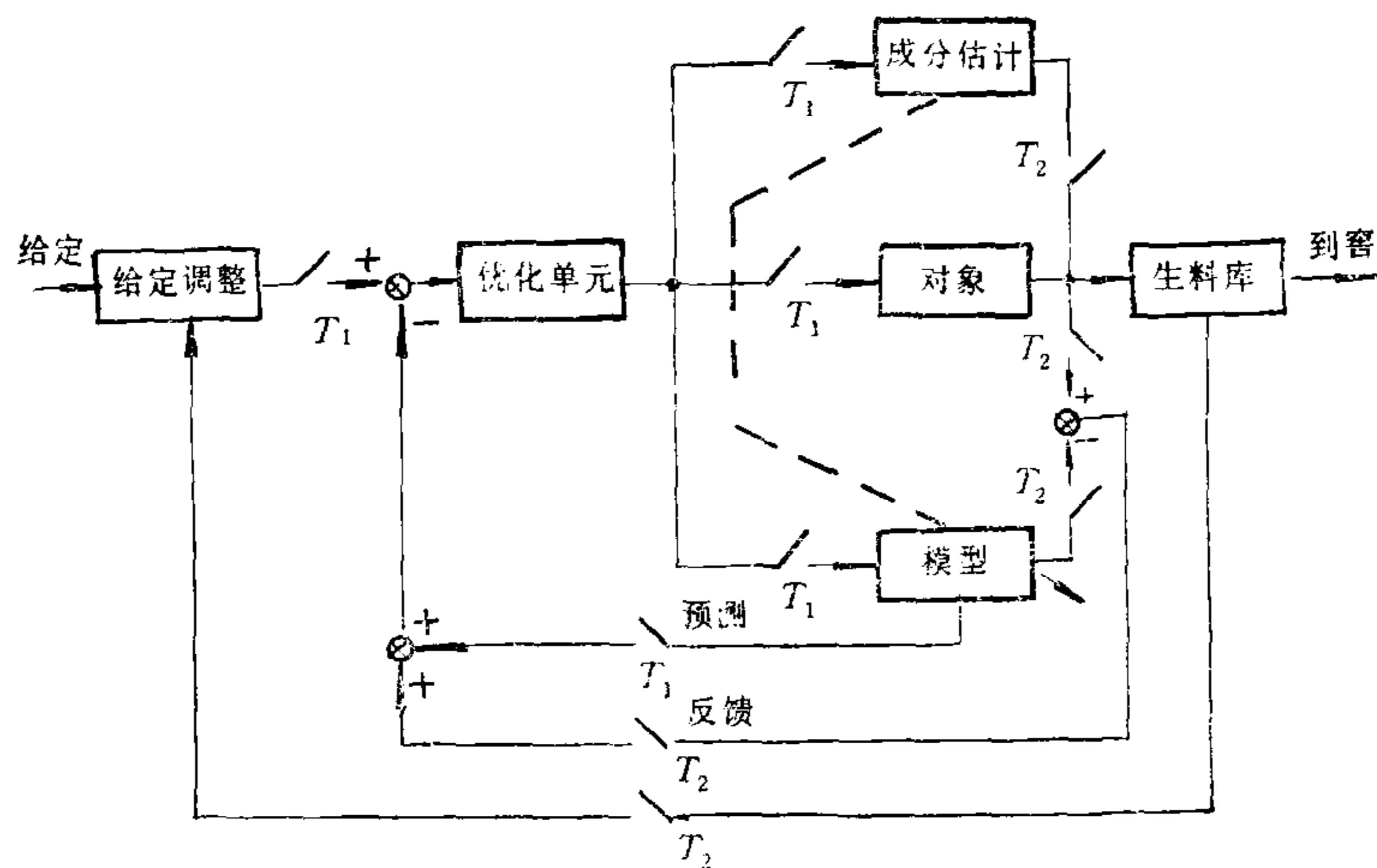


图 2 控制系统框图

### 3 长期预测

大量文献已经证实,大多数情况下磨机的模型可由带纯滞后的一阶环节较好地表示。即

$$y'_i(z) = g_i(z)u_i(z) = \frac{b_i z^{-d_i-1}}{1 - a_i z^{-1}} u_i(z) \quad (3)$$

首先假定各通道均有相同的纯滞后,即  $d = d_i$ 。以下均以  $S(\text{SiO}_2)$  为例 ( $A, F, C$  均类同),由(1)和(3)式可导出差分方程为,

$$S(k) = \sum_{i=1}^m y_i(k) = \sum_{i=1}^m y'_i(k)S_i = \sum_{i=1}^m [a_i y_i(k-1) + b_i u_i(k-d-1)S_i] \quad (4)$$

采用能有效克服大纯滞后的史密斯补偿原理,由于有  $d$  步超前功能,利用等效无时延模型对第  $i$  分量可得预测输出为:

$$y_{pi}(k) = a_i y_{pi}(k-1) + b_i u_i(k-1)S_i \quad (5)$$

为了得到较好的鲁棒性,基于(5)式继续预测  $p$  步推导出长期预测控制算式为:

$$\begin{aligned} y_{pi}(k+1) &= a_i y_{pi}(k) + b_i u_i(k)S_i \\ y_{pi}(k+2) &= a_i^2 y_{pi}(k) + a_i b_i u_i(k)S_i + b_i u_i(k+1)S_i \\ &\dots \quad \dots \\ y_{pi}(k+p) &= a_i^p y_{pi}(k) + a_i^{p-1} b_i u_i(k)S_i + \dots + b_i u_i(k+p-1)S_i \end{aligned} \quad (6)$$

采用单步控制区<sup>[5,6]</sup>, 即令  $u_i(k) = u_i(k+1) = \dots = u_i(k+p-1)$ , 则(6)式可简化并写成向量形式为

$$\mathbf{Y}_{pi} = \mathbf{X}_i u_i(k) + \mathbf{W}_i y_{pi}(k) \quad (7)$$

其中,

$$\mathbf{Y}_{pi} = [y_{pi}(k+1), y_{pi}(k+2), \dots, y_{pi}(k+p)]^T$$

$$\mathbf{X}_i = [1, 1 + a_i, \dots, 1 + a_i + \dots + a_i^{p-1}]^T b_i S_i$$

$$\mathbf{W}_i = [a_i, a_i^2, \dots, a_i^p]^T$$

总的氧化物成分  $\mathbf{S}$  的预测可由(7)式并加上反馈项得出:

$$\mathbf{S} = X_s \mathbf{u} + W_s \mathbf{Y}_s + \mathbf{S}_f \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{S} = [S_p(k+1), S_p(k+2), \dots, S_p(k+p)]^T$$

$$X_s = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_m]$$

$$\mathbf{u} = [u_1(k), u_2(k), \dots, u_m(k)]^T$$

$$W_s = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_m]$$

$$\mathbf{Y}_s = [Y_{p1}(k), Y_{p2}(k), \dots, Y_{pm}(k)]^T$$

$$\mathbf{S}_f = [S_f(k), S_f(k), \dots, S_f(k)]_{1 \times p}^T$$

而

$$S_f(k) = S'(k) - S(k) \quad (9)$$

其中,  $S'(k)$  为生料中  $\text{SiO}_2$  的实际分析值。

$S(k)$  由(4)式得出, 但此时可认为  $d_i$  中已包含测量纯滞后(下同)。

对于存在不同纯滞后时, 设  $d = \min\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$  及  $\delta_i = d_i - d$ , 则可推导出:

$$\mathbf{S} = X_s \mathbf{u} + X'_s \mathbf{U}' + W_s \mathbf{Y}_s + \mathbf{S}_f \quad (10)$$

与(8)式不同的是  $X_s$  中的  $\mathbf{X}_i$  项改为

$$\mathbf{X}_i = [0, \dots, 0, 1, 1 + a_i, \dots, 1 + a_i + \dots + a_i^{p-\delta_i-1}]_{1 \times p}^T b_i S_i$$

并且增加了一个新的历史数据项  $X'_s \mathbf{U}$ , 即

$$X'_s = [X'_1, X'_2, \dots, X'_m]$$

$$\mathbf{U}' = [u'_1, u'_2, \dots, u'_m]^T$$

其中,

$$X'_i = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ a_i & 1 & \ddots & & 0 \\ a_i^2 & a_i & \ddots & \ddots & \\ \vdots & & & & 1 \\ a_i^{p-1} & a_i^{p-2} & \cdots & a_i^{p-\delta_i} & \end{bmatrix}_{p \times \delta_i} \cdot b_i S_i$$

$$u'_i = [u_i(k-\delta_i), u_i(k-\delta_i+1), \dots, u_i(k-1)]^T$$

## 4 最优化问题

如果氧化物成分作为被控量, 那么我们可以直接从(10)式形成最优化问题。由于此时是线性的, 甚至可用最小二乘法得出显式解。但是生产中要求三率值作为给定, 因此必须由预测值  $\mathbf{S}, \mathbf{A}, \mathbf{F}, \mathbf{C}$  通过(2)式计算出  $\Delta \mathbf{BC}$ 、 $\mathbf{MS}$  和  $\mathbf{AF}$  三率值再形成最优化问题。即

$$J = \min\{k_1(\Delta \mathbf{BC} - \Delta \mathbf{BC}_0)^T (\Delta \mathbf{BC} - \Delta \mathbf{BC}_0) + k_2(\mathbf{MS} - \mathbf{MS}_0)^T (\mathbf{MS} - \mathbf{MS}_0) + k_3(\mathbf{AF} - \mathbf{AF}_0)^T (\mathbf{AF} - \mathbf{AF}_0) + k_4 \mathbf{u}^T H \mathbf{u}\} \quad (11)$$

其中,  $\Delta \mathbf{BC}_0 = [\Delta BC_0, \Delta BC_0, \dots, \Delta BC_0]_{1 \times p}^T$ ; 给定率值 ( $\mathbf{MS}_0, \mathbf{AF}_0$  相同)

$H = \text{diag}\{h_1^2, h_2^2, \dots, h_m^2\}$ ;  $h_i$  为原料  $i$  的成本

$k_1, k_2, k_3, k_4$ : 加权系数

考虑到(11)式中的非线性以及生产中要求的一些约束条件,如 $\sum_{i=1}^m u_i(k) = 1$ 、 $\sum_{i=1}^m q_i(k) = Q_0$  以及  $q_{i\min} \leq q_i(k) \leq q_{i\max}$  等 ( $q_i(k)$  为  $k$  时刻原料  $i$  的流量,  $Q_0$  为原料的给定总流量。) 我们采用了扩展的 Davidon 梯度搜索算法求解。

## 5 原料成分估计

由于原料直接来自矿山且呈大块状,因此即使是同一批原料其成分也有较大变化。本系统的扰动也主要来自此变化,故对原料成分在线估计并不断修正也是必要的。从(4)式并注意到磨机出口的实际生料成分是以采样周期  $T_2$  ( $T_2 = lT_1$ ) 得到,我们有

$$\begin{aligned} y_i(k) &= a_i y_i(k-1) + b_i u_i(k-d_i-1) S_i \triangleq Y_i(k) + V_i(k) S_i \\ y_i(k+l) &= a_i^{l+1} y_i(k-1) + a_i^l b_i u_i(k-d_i-1) S_i + a_i^{l-1} b_i u_i(k-d_i) S_i \\ &\quad + \cdots + b_i u_i(k-d_i+l-1) S_i \triangleq Y_i(k+l) + V_i(k+l) S_i \\ y_i(k+2l) &= a_i^{2l+1} y_i(k-1) + a_i^{2l} b_i u_i(k-d_i-1) S_i + a_i^l [a_i^{l-1} b_i u_i(k-d_i) \\ &\quad + \cdots + b_i u_i(k-d_i+l-1)] S_i + a_i^{l-1} b_i u_i(k-d_i+l) S_i + \cdots \\ &\quad + b_i u_i(k-d_i+2l-1) S_i \triangleq Y_i(k+2l) + V_i(k+2l) S_i \\ &\quad \dots \quad \dots \end{aligned} \quad (12)$$

从(12)式可得递推公式为

$$\begin{aligned} Y_i(k+jl) &= a_i^j Y_i[k+(j-1)l] \\ V_i(k+jl) &= a_i^j V_i[k+(j-1)l] + a_i^{j-1} b_i u_i[k+(j-1)l-d_i] \\ &\quad + a_i^{j-2} b_i u_i[k+(j-1)l-d_i+1] + \cdots \\ &\quad + b_i u_i[k+jl-d_i-1] \end{aligned} \quad (13)$$

将(12)式改写为

$$\sum_{i=1}^m y_i(k+jl) = \sum_{i=1}^m Y_i(k+jl) + \sum_{i=1}^m V_i(k+jl) S_i \quad (14)$$

把实际分析成分值  $S'(k+jl)$  替换(14)式左边项便可得到对  $S_i$  的估计方程,再采用递推最小二乘法进行在线估计。若把估计值替换到预测方程中便构成了显式自适应控制回路。

## 6 给定值自调整

生料库内有机械搅拌器以使生料均匀,当满库后则切换到另一生料库进料。生产要求满库时生料的平均率值接近给定值。由于库内生料不能取出分析,我们只能通过计算求得平均值,即

$$\bar{S}(k') = \frac{\sum_{i=1}^{k'} M_i S'(i)}{\sum_{i=1}^{k'} M_i} \quad (k' = 1, 2, \dots, k_0) \quad (15)$$

其中

$\bar{S}(k')$ : 在  $k'$  采样时刻 ( $T_2$  为周期) 库内生料的平均成分值。

$M_i$ : 在第  $i$  个采样周期内进库生料量。

$k_0$ : 满库时的采样数。

因为有磨机负荷控制使生料流量基本恒定, 为简化可假定  $M_i = M$  为常数, 则调整方程为

$$k' M \bar{S}(k') + R(k') M S_a = [k' + R(k')] M S_0 \quad (16)$$

即

$$S_a = S_0 + \frac{k'}{R(k')} [S_0 - \bar{S}(k')] \quad (17)$$

其中,  $S_0$  为给定成分值,  $S_a$  为调整给定成分值,  $R(k')$  为调整时间(时变)。

(16)式是一个氧化物量的平衡方程。很明显, 如欲使在  $k' + R(k')$  时刻  $S$  的平均成分值正好等于给定值  $S_0$ , 则必须在未来  $R(k')$  时间里控制磨机出口生料的  $S$  成分保持在  $S_a$  值。实际上我们采取的是“滚动”策略, 即仅在下一个采样周期里调整给定值为  $S_a$ , 以后则重新按(17)式计算新的调整给定值。每次再根据这  $S_a$  (以及  $A_a, F_a, C_a$ ) 计算出控制所需的调整给定率值  $\Delta BC_a, MS_a, AF_a$ 。

显然, 随着采样次数增加  $R(k')$  值将逐渐减小。一个必要条件是当  $k' = k_0 - 1$  时, 必须  $R(k') = 1$ 。文[1]中给出的调整策略是等价于令

$$R(k') = k_0 - k' \quad (18)$$

这个策略的缺点是, 由于一般  $k_0$  值较大, 因此在最初的一些采样步里因  $\frac{k'}{k_0 - k'}$  值很小而使调整量过小, 并导致在最后几步的过大调整量。

我们提出一种改进的调整策略是令

$$R(k') = r - \frac{r-1}{k_0-2} (k'-1) \quad (19)$$

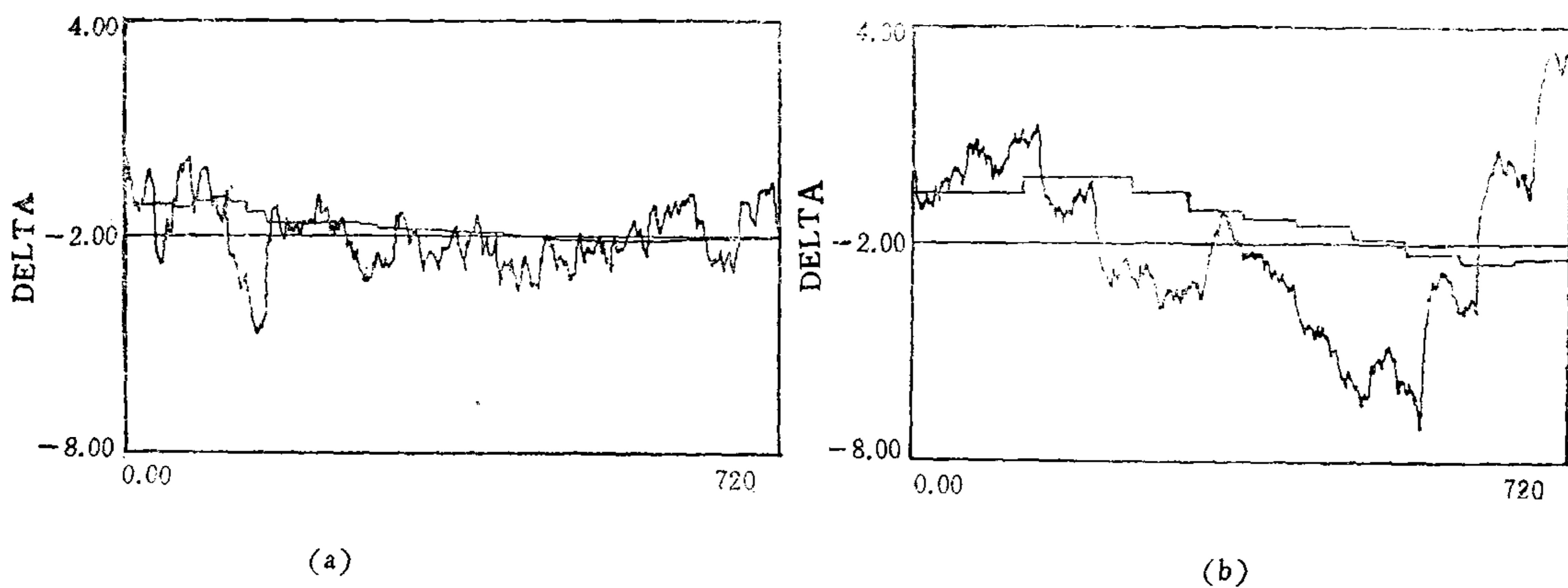
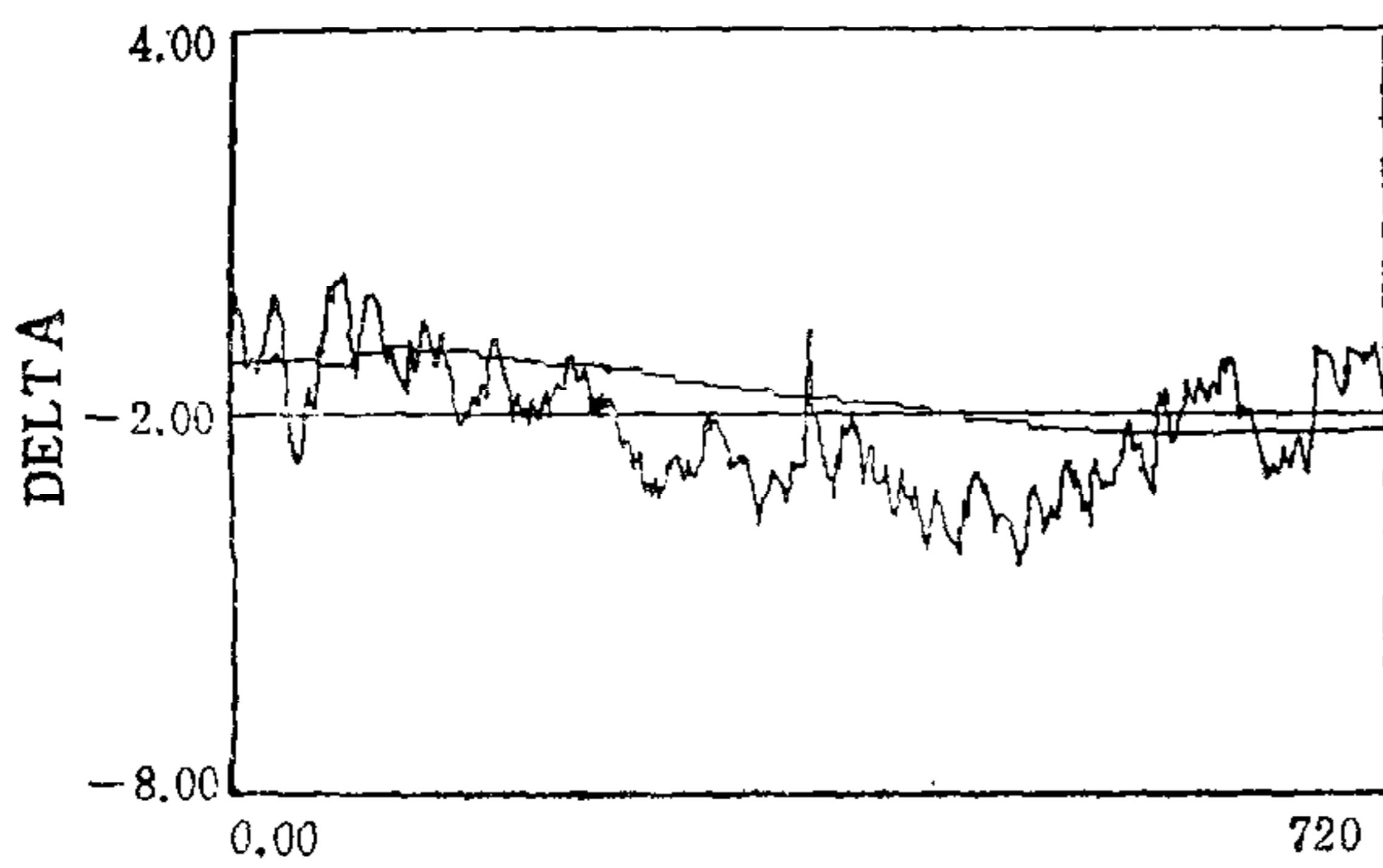
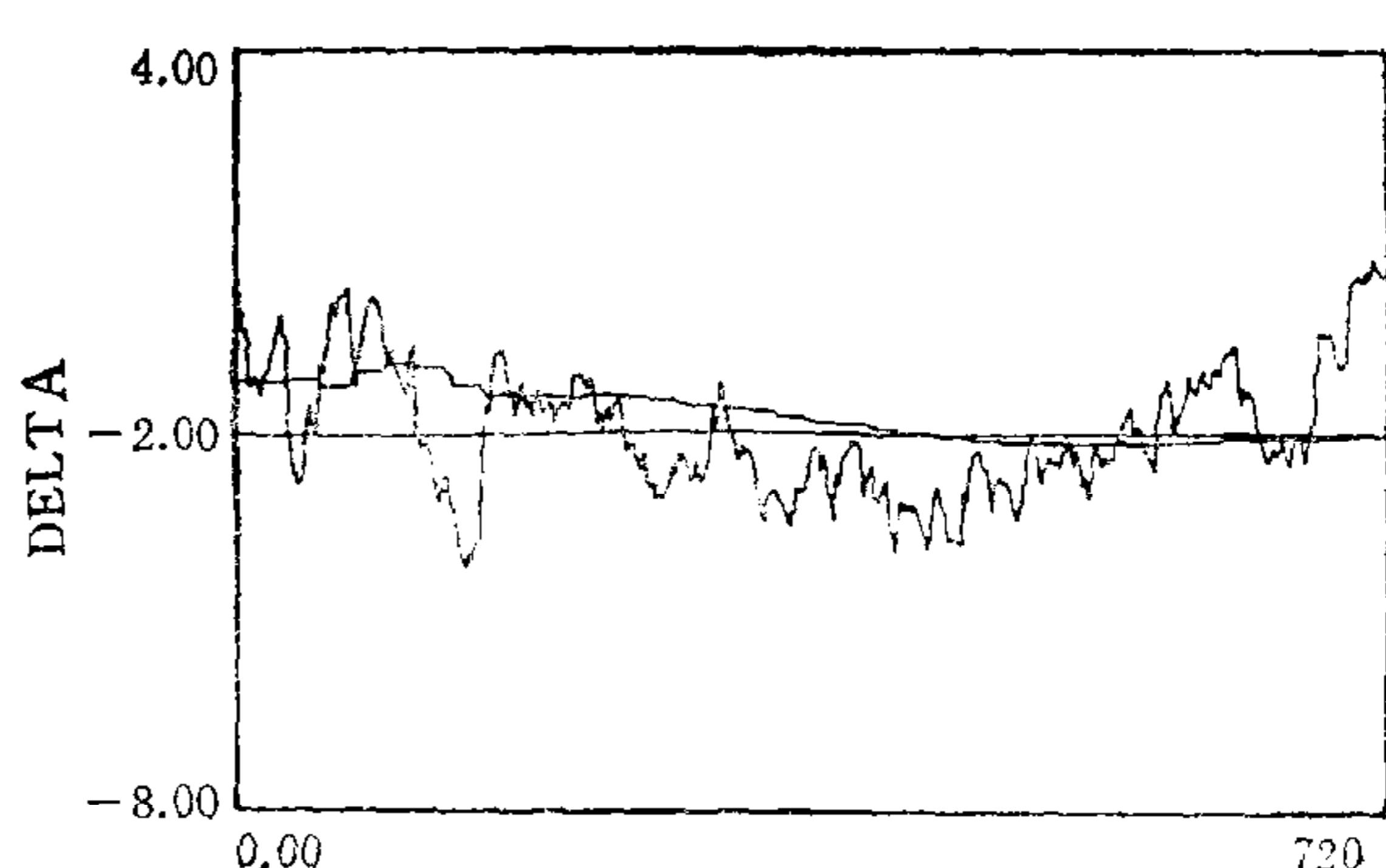
(19)式中  $r$  为调整系数, 可取大于 1 的正整数。新的策略同样满足必要条件, 然而它的初始调整点是  $R(1) = r$  而非  $k_0 - 1$ 。由于一般可选  $r$  远比  $k_0$  小, 可使自开始就有较合适的调整量, 从而得到更满意的整体响应。事实上如取  $r = k_0 - 1$ , 则(19)式便减为(18)式。可见文[1]策略仅是一个特例, 新策略的优越性是显而易见的。

## 7 仿真结果

仿真数据全部来自 Lafarge 公司某厂。有 4 种原料: 矿石, 硅石, 铝土和黄铁矿石。第一种是主原料(占 90% 以上), 其余三种为添加料。通过磨机的传递函数分别为

$$\frac{1 \cdot e^{-11s}}{7.32 s + 1}, \quad \frac{1 \cdot e^{-16s}}{5.67 s + 1}, \quad \frac{1 \cdot e^{-16s}}{5.67 s + 1}, \quad \frac{1 \cdot e^{-16s}}{6.85 s + 1}$$

分析测量滞后为 30 分钟, 分析采样周期  $T_2 = 20$  分, 控制周期选  $T_1 = 2$  分。主要调整参数选择为:

图3  $\Delta BC$  响应 (a) 动态控制 (b) 静态控制图4 无自适应  $\Delta BC$  响应图5 文[1]调整策略  $\Delta BC$  响应

图例: ——给定值 //磨机出口值 //生料库平均值

加权系数:  $k_1 = 50, k_2 = 10, k_3 = 40, k_4 = 1$ 预测步数:  $p = 5$ , 调整系数:  $r = 6$ 

我们对主原料中的  $SiO_2$  成分加以 10% 的正弦扰动和迭加 3% 的随机噪声进行仿真，并在第 126 分钟开始估计。这里仅给出最重要和对扰动最敏感的  $\Delta BC$  率值仿真结果(见图 3(a))。作为比较，在同样条件下按文[4]的静态控制算法仿真结果于图 3(b)。可见动态控制的效果要好得多。图 4 是未加自适应的响应，生料库平均  $\Delta BC$  率值曲线明显变差。而观察改用文[1]的给定调整策略作仿真的图 5，可证实我们新的策略确有改进。

## 8 结语

本文提出了用于水泥工业生料磨机配料的新的动态控制方案，仿真结果表明该方案是有效的。对于具有多重大纯滞后的多变量对象，采用长期预测控制方法是很适宜的。鉴于磨机可用一阶模型描述，我们直接在差分方程基础上推导出预测方程并完全有理由采用单步控制区算法，这使建模和预测大为简化而有利于方案的实现。采取间接自适应手

段能有较大的灵活性和通用性,针对本例情况实际上仅需对主原料成分进行估计即可。尽管本方案是专为 Lafarge 公司某厂设计的,但明显具有普遍实用意义。

### 参 考 文 献

- [1] Csaki, F., Keviczky, L. K. et al., Simultaneous adaptive control of chemical composition, fineness and maximum quantity of ground materials at a closed circuit ball mill. Proc. 7th IFAC Congress, Helsinki, 1978. 453—460.
- [2] Westerlund, K. T., Real-time optimization of raw materials in the cement industry. Proc. IFAC Auto. in Mining, Mineral and Metal Processing, Helsinki, 1983. 111—115.
- [3] Morant, F. and Albertos, P., Quality control of raw materials blending in the cement industry. Proc. 5th IFAC Symp. on Identification and System Parameter Estimation, Beijing, 1988. 1635—1643.
- [4] Lin, P., Barbier, J. P. and Prevot, P., Computer aided design and control for a raw mill in cement manufactory. Proc. IFAC CADCS'88, Beijing, 1988.
- [5] Clarke, D. W., Mohtadi, C. and Tuffs, P. S., Generalized predictive control—Part 1. The basic algorithm. *Automatica*, 1987, 23:2, 137—148.
- [6] 恽源世,采用单步控制区的一种预估控制算法. 控制与决策, 1988, 4: 46—49.

## DESIGN OF DYNAMIC COMPOSITION CONTROL SYSTEM AT RAW MILL IN CEMENT INDUSTRY

YUN YUANSHI

(Department of Automation and Computer, Shanghai Institute of Building Materials)

LIN PING J. P. BARBIER

(Lafarge Coppée Recherche, France)

P. PREVOT

(Labo. d'Informatique Appliquée, Institut National Science Appliquée de Lyon, France)

### ABSTRACT

This paper deals with composition control at raw mill in cement industry. The proposed new dynamical control strategy mainly consists of four parts: 1) A multivariable predictive control based on an internal model. 2) An adaptive control with online estimation for chemical composition of raw materials. 3) A multicriterion optimization with nonlinearity and constraints. 4) A self-adjustment of reference values for the special batch process. The strategy is designed for a factory of Ciments Lafarge. A simulation result is given.

**Key words:** cement industry; raw mill; optimization; predictive control; adaptive control.



**恽源世** 1945 年生, 1968 年毕业于清华大学电机系, 1982 年获中国科技大学工学硕士学位。1978 年前在四川化工厂仪表车间; 1978 年至 1987 年在中国科技大学系统与管理科学系; 1987 年至今在上海建材学院自动化与计算机系; 目前任副系主任, 副教授。1989 年至 1990 年曾赴法国里昂国立应用科学学院进修。主要从事控制系统 CAD, 过程控制及计算机控制方面的教学和科研工作。



**林平** 1983 年毕业于浙江大学工业过程控制工程专业, 1984 年在法国里昂国立应用科学学院攻读计算机应用博士学位。1986 年开始与法国拉法齐水泥公司合作, 进行水泥生料配料系统的控制与优化研究工作。受聘于该公司从事计算机系统与网络和数据库管理与优化工作。