

罩式退火炉模型辨识及节能控制

曹毅 胡中楫
(浙江大学)

摘要

本文以罩式退火炉为对象,根据其退火过程的输入输出数据,用系统辨识的方法,建立了线性动态模型。在此基础上,根据最佳控制理论,导出了节能控制规律——开关控制。结合对象的传热特点,用峰值预极的方法解决了开关状态的选择问题。计算机仿真结果表明,采用上述方法控制,节能效果在5%以上。

一、引言

罩式退火炉是用于钢板退火热处理的大功率加热设备。其基本结构参见图1。

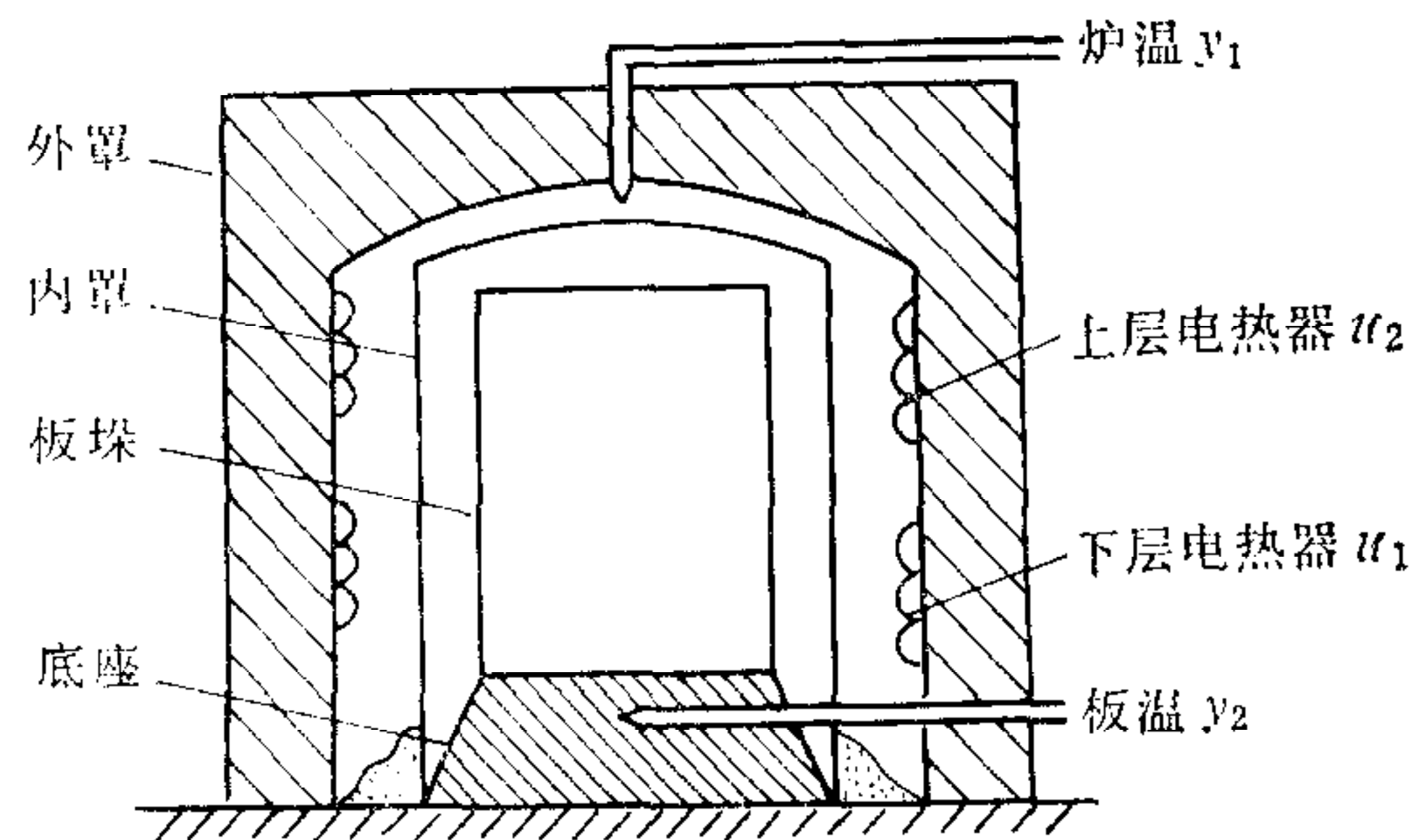


图1 电热罩式退火炉结构图

根据退火对象钢种的不同,退火工艺要求也不同。从温度控制角度来看,大致可以分为两类。一类钢种的退火工艺对温度控制要求较高,升温速率和恒温精度都有严格的规定,也就是说温度-时间曲线是严格给定的,对这类对象,为了保证产品质量,无疑应以控温精度作为主要控制目标(例如文献[1—4])。但是还有另一类钢种,比如普通碳钢板(以下简称普板),其退火工艺对温度控制的要求却很简单(详见本文第三部分),温度-时间曲线允许变化范围较大。由于罩式退火炉是大功率耗能设备,所以在工艺允许范围内,不同的加热曲线对产品质量影响差别不大,而耗能差别却很大。因此对这类对象的过程控制,必然要提出在保证工艺要求的前提下,如何使能耗降到最小的问题。

本文以普板的退火工艺为背景,从罩式退火炉模型辨识问题入手,探讨了其退火过程的动态节能问题.

二、动态数学模型

罩式退火炉实质上是一个分布参数系统,根据节能研究的需要,这里用一个两输入两输出集中参数线性离散模型来描述.

根据 Luenberger, Popov 及 Guidorzi 等人的工作,一个具有 r 个输入 m 个输出的多变量线性离散系统,总可以用如下形式的输入输出差分方程来表示^[9].

$$y_i(k + v_i) = \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^{v_{ij}} \alpha_{ijl} y_j(k + l - 1) + \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^{v_i} \beta_{(v_1+\dots+v_{i-1}+l)j} u_j(k + l - 1), \quad (i = 1, 2, \dots, m). \quad (2.1)$$

其中 v_i 称为结构指标,决定了系统(2.1)的结构. 它们与系统阶 n 的关系为

$$v_1 + v_2 + \dots + v_m = n. \quad (2.2)$$

另外有

$$v_{ij} = \begin{cases} \min(v_i + 1, v_j), & j < i, \\ v_i, & j = i, \\ \min(v_i, v_j), & j > i. \end{cases} \quad (2.3)$$

我们的任务是要从输入输出数据序列中辨识出结构指标 v_i 和系统参数 α_{ijl} 和 β_{ij} . 相对来说,前者要困难得多,这就是所谓的“结构辨识”.

定义 N 维向量

$$\mathbf{y}[i, k] = \begin{bmatrix} y_i(k) \\ y_i(k+1) \\ \vdots \\ y_i(k+N-1) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}[i, k] = \begin{bmatrix} u_i(k) \\ u_i(k+1) \\ \vdots \\ u_i(k+N-1) \end{bmatrix}. \quad (2.4)$$

则(2.1)式可以写成

$$\mathbf{y}[i, k] = \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^{v_{ij}} \alpha_{ijl} \mathbf{y}[j, k + l - 1] + \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^{v_i} \beta_{(v_1+\dots+v_{i-1}+l)j} \mathbf{u}[j, k + l - 1], \quad (i = 1, 2, \dots, m). \quad (2.5)$$

将式(2.4)定义的向量排列成如下序列:

$$\mathbf{y}[1, k], \mathbf{y}[2, k], \dots, \mathbf{y}[m, k], \mathbf{u}[1, k], \dots, \mathbf{u}[r, k], \mathbf{y}[1, k+1], \dots, \mathbf{u}[r, k+1], \mathbf{y}[1, k+2], \dots. \quad (2.6)$$

我们称式(2.6)中排列在前的向量为后面向量的前项,而称按顺序选出的线性无关向量为序列的正则项. 则(2.5)式意味着 $\mathbf{y}[i, k + v_i]$ 是其正则前项的线性组合,而任何

形如 $\mathbf{y}[i, k + l_i]$, $l_i < v_i$ 的向量都是(2.6)式的正则项,反之 $l_i \geq v_i$ 的向量都是非正则项.

1975年 Guidorzi 首先得出了上述结论,并在此基础上给出了依据向量相关性进行结构辨识的方法^[5]. 1981年王秀峰、卢桂章在这一方法的基础上进一步提出了一种递推算法,使计算得到了简化^[6].

王-卢递推算法的要点是:从式(2.6)的正则项中取前 i 个构成递推矩阵 R_i , 而 $R_1 = \mathbf{y}[1, k]$, 令

$$S_i = R_i^T R_i. \quad (2.7)$$

设与前 i 个正则项相邻的向量为 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$, 这里

$$\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j} \triangleq \begin{cases} \mathbf{y}[j, k + l_i], & j = 1, 2, \dots, m, \\ \mathbf{u}[j - m, k + l_i], & j = m + 1, \dots, m + r. \end{cases}$$

计算

$$p = \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}^T (I - R_i S_i^{-1} R_i^T) \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}. \quad (2.8)$$

如果 $p \neq 0$, 则 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$ 是正则项,将它加入 R_i , 形成 R_{i+1} 和 S_{i+1}^{-1} 矩阵,并进行下一步递推.

$$R_{i+1} = [R_i : \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}], \quad (2.9)$$

$$S_{i+1}^{-1} = \begin{bmatrix} S_i^{-1} + \mathbf{q}\mathbf{q}^T/p & -\mathbf{q}/p \\ -\mathbf{q}^T/p & 1/p \end{bmatrix}. \quad (2.10)$$

这里

$$\mathbf{q} = S_i^{-1} R_i^T \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}. \quad (2.11)$$

如果 $p = 0$, 则得到第 j 个子系统的结构指标为

$$v_j = l_j. \quad (2.12)$$

如此递推直到找到所有的结构指标.

很明显,当数据含有噪声时, p 恒不为零,这一方法就要失效. 为此文献[6]给出实际使用的判据是

$$p \leq \varepsilon. \quad (2.13)$$

阈值 ε 的选取与噪声统计性质有关. 对此,文献[6]只是以附注的形式提了一下,没有解决. 为了能使上述算法适用于数据含有噪声的情况,必须研究 p 与噪声统计性质的关系. 下面从文献[7]提出的残差分析法出发对这一问题进行一些探讨.

先讨论确定性情况. 对任意向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, 令

$$\hat{\mathbf{y}}_{i,l_j} = R_i \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (2.14)$$

为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 对 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$ 的估计,而令

$$e(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \|\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j} - \hat{\mathbf{y}}_{i,l_j}\|^2 \quad (2.15)$$

为 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$ 对 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 的残差.

显然, $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$ 为正则项的充要条件是 $e(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \neq 0$. 但一般找这样的 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 比较困难,下面考虑

$$\boldsymbol{\theta}_{i,l_j}^0 = R_i^+ \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j} \quad (2.16)$$

式中 R_i^+ 是 R_i 的伪逆矩阵,可表示成^[8]

$$R_i^+ = (R_i^T R_i)^{-1} R_i^T = S_i^{-1} R_i^T. \quad (2.17)$$

于是得到 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$ 对 θ_{i,l_j}^0 的残差为

$$e_{i,l_j}^0 \triangleq e(\theta_{i,l_j}^0) = \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}^T (I - R_i R_i^+) \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}. \quad (2.18)$$

可以证明,对任意向量 θ , 总有 $e_{i,l_j}^0 \leq e(\theta)$. 所以就可以通过判断 $e_{i,l_j}^0 = 0$ 来判断 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}$ 是否为正则项. 而把式(2.17)代入式(2.18),看到 e_{i,l_j}^0 就是(2.8)式中的 p 值.

当数据含有噪声时,设

$$y_i^*(k) = y_i(k) + \eta_i(k) \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (2.19)$$

这里 $y_i^*(k)$ 是含有噪声的输出,而 $y_i(k)$ 是准确输出, $\eta_i(k)$ 是随机噪声. 我们假设其均值为零.

按类似于式(2.4)的方法定义含有噪声数据向量 $\mathbf{y}^*[i, k]$, 并把(2.19)式代入(2.5)式,得到

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^*[i, k + v_i] = & \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^{v_{ij}} \alpha_{ijl} \mathbf{y}^*[j, k + l - 1] \\ & + \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^{v_i} \beta_{(v_1+\dots+v_{i-1}+l)j} \mathbf{u}[j, k + l - 1] \\ & + \mathbf{w}[i, k + v_i], \quad (i = 1, 2, \dots, m). \end{aligned} \quad (2.20)$$

这里

$$\mathbf{w}[i, k + v_i] = [w_i(k + v_i) \dots, w_i(k + v_i + N - 1)]^T,$$

而

$$w_i(k + v_i) = \eta_i(k + v_i) - \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^{v_{ij}} \alpha_{ijl} \cdot \eta_j(k + l - 1). \quad (2.21)$$

按前面同样的方法,用 $\mathbf{y}^*[i, k]$ 和 $\mathbf{u}[i, k]$ 构成 R_i^* 矩阵及 S_i^* 矩阵,类似地定义 $\bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}^*$ 和 $\bar{\mathbf{w}}_{i,l_j}$, 且令

$$\bar{\mathbf{z}}_{i,l_j} \triangleq \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}^* - \bar{\mathbf{w}}_{i,l_j}, \quad (j = 1, 2, \dots, m), \quad (2.22)$$

则当 $l_j \geq v_j$ 时, $\bar{\mathbf{z}}_{i,l_j}$ 是 R_i^* 矩阵中列向量的线性组合,反之则不是. 由此可得下面结论:

$$e_{i,l_j}^0 \triangleq \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}^{*T} (I - R_i^* R_i^{*+}) \bar{\mathbf{y}}_{i,l_j}^*. \quad (2.23)$$

对残差(2.23)取条件期望,可得

$$E[e_{i,l_j}^0 | R_i^*] = \begin{cases} g_{i,l_j}, & l_j \geq v_i, \\ g_{i,l_j} + \Delta_{i,l_j}, & l_j < v_i. \end{cases} \quad (2.24)$$

这里

$$g_{i,l_j} \triangleq E\{\bar{\mathbf{w}}_{i,l_j}^T (I - R_i^* R_i^{*+}) \bar{\mathbf{w}}_{i,l_j} | R_i^*\}, \quad (2.25)$$

$$\Delta_{i,l_j} \triangleq \bar{\mathbf{z}}_{i,l_j}^T (I - R_i^* R_i^{*+}) \bar{\mathbf{z}}_{i,l_j}. \quad (2.26)$$

可以看到,残差包含两个分量, Δ_{i,l_j} 分量反映向量之间的相互关系,当 $l_j \geq v_j$ 以后, $\Delta_{i,l_j} = 0$. 而 g_{i,l_j} 分量仅仅与噪声特性有关. 可以证明,当数据长度 N 足够大时, g_{i,l_j} 近似为常数,而与 l_j 的变化无关.

根据这一结论,可以进行数据含有噪声情况下的结构辨识. 由于不同子系统 g_{i,l_j} 收敛的常数值可能相差很大,因此如(2.13)式那样采用统一的阈值 ε 是不大合理的. 为此,我们把辨识方法修改为用递推算法求出残差 e_{i,l_j}^0 , 并按 i 作各子系统残差 e_{i,l_j}^0 随 l_j 变

化的曲线,从中找出使 e_{i,l_j}^0 近似为常数的最小整数 l_j ,其值就是要求的结构指标 ν_j .所作的曲线,称为残差曲线,修改后的辨识方法,称为递推残差分析法.

为了减少数据长度和量纲的影响,实用中采用标准残差 ε_{i,l_j}^0 来代替 e_{i,l_j}^0 ,其定义为

$$\varepsilon_{i,l_j}^0 = e_{i,l_j}^0 / \|\bar{y}_{i,l_j}^*\|^2. \quad (2.27)$$

考虑到实际对象可能存在纯滞后,上述算法还可以增加辨识滞后常数的功能.具有纯滞后的系统表达式为

$$y_i(k + \nu_i) = \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^{\nu_{ij}} \alpha_{ijl} y_j(k + l - 1) + \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^{\nu_i} \beta_{(\nu_1 + \dots + \nu_{i-1} + 1)j} u_j(k + l - 1 - d_i). \quad (2.28)$$

按此式,对不同 d_i 下的残差曲线进行比较,就可定出合适的纯滞后常数 d_i .

用上述方法对罩式退火炉进行结构辨识,得到的残差曲线如图 2 所示.从图中可得结构指标 $\nu_1 = 3, \nu_2 = 1$,纯滞后常数 $d_1 = 0, d_2 = 8$.

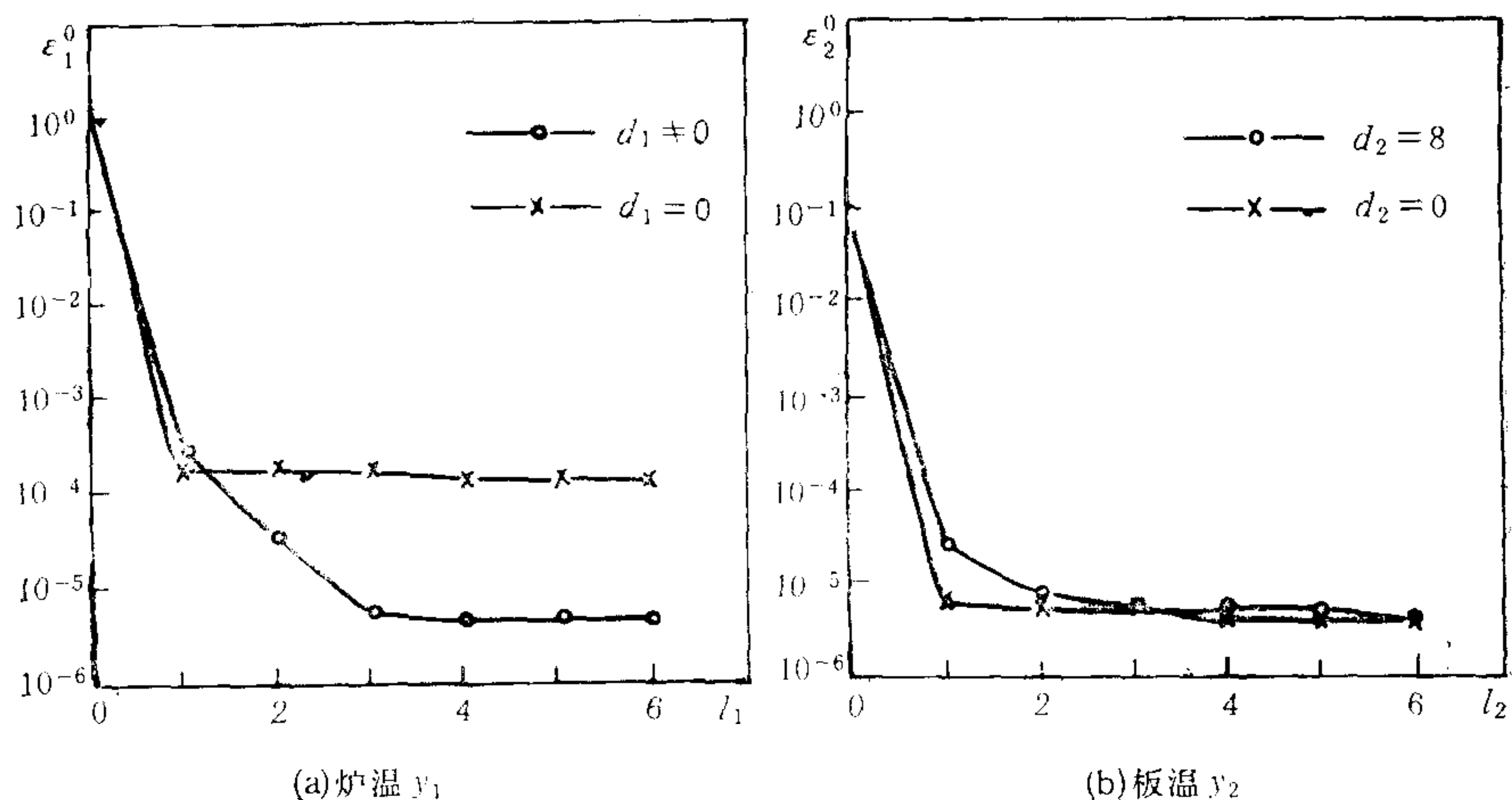


图 2 罩式退火炉模型标准残差曲线
(a) 炉温 y_1 ; (b) 板温 y_2

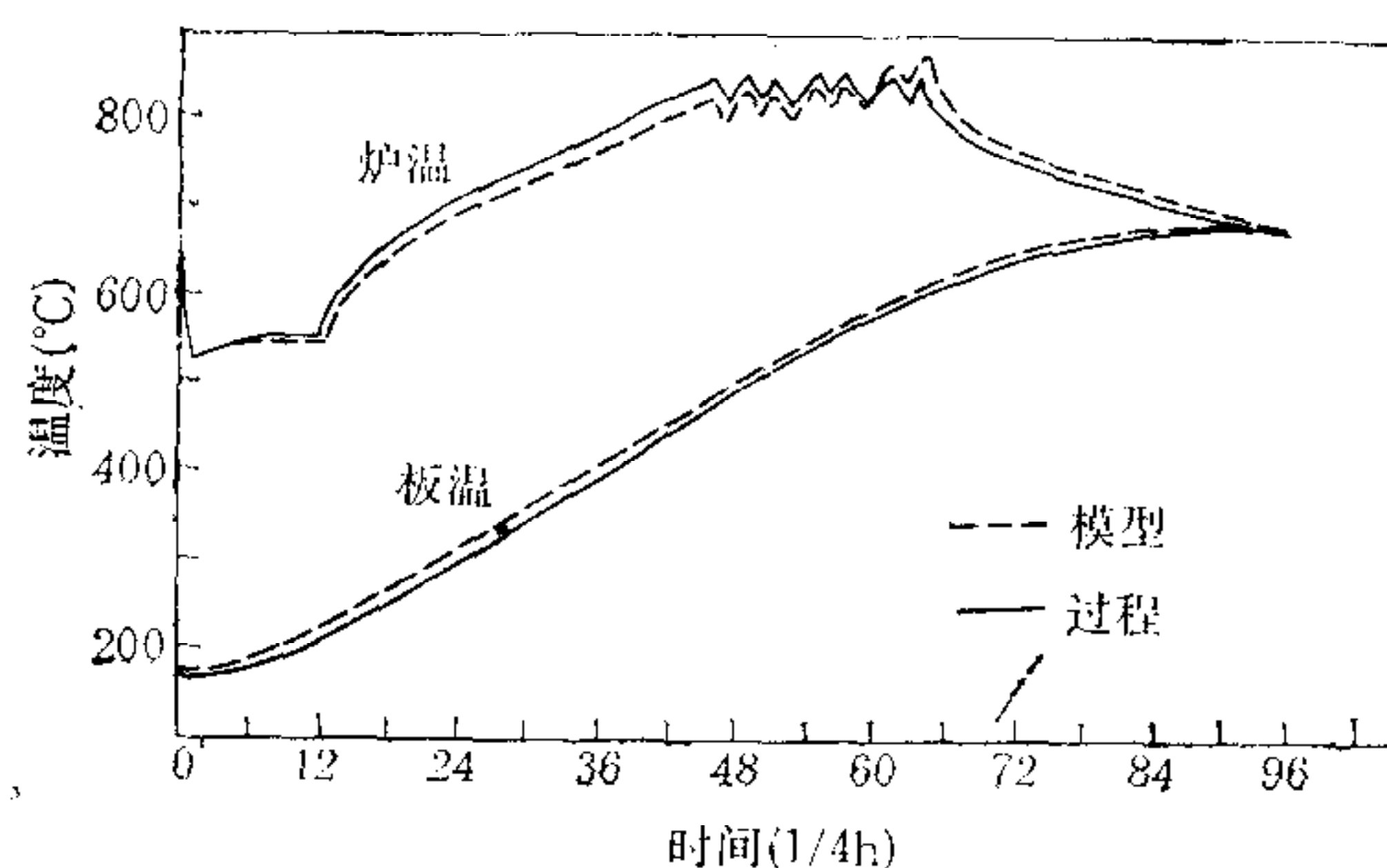


图 3 罩式退火炉模型与过程比较曲线

根据结构辨识的结果,用辅助变量法对系统参数进行估计,所得模型与实际过程比较曲线如图 3 所示.两者拟合情况是令人满意的,相对偏差小于 5%,基本满足工程的要求.

三、节能控制方案

普板的退火工艺一般可分为三段：升温阶段，要求温升 $\leq 50^\circ\text{C}/\text{h}$ ；保温阶段，要求板温达到 660°C ，停止加热不吊罩保温四小时；降温阶段，吊去外罩，自然冷却。现场生产经验表明，炉子功率全部开足加热，温升也不会超过 $50^\circ\text{C}/\text{h}$ ，因此这一点在控制时可以不考虑。从控制角度看，整个退火工艺可以归纳为：在某种加热方式下，使板温在规定时间内达到退火温度 y_T 。这里 $y_T = 660^\circ\text{C}$ 。令工艺规定退火时间为 M ，实际退火过程时间为 N ，则有如下约束：

$$\begin{cases} y_2(N) \geq y_T, \\ N \leq M. \end{cases} \quad (3.1)$$

我们的目的是要在满足上述终端条件下，使整个过程能耗最小。设输入约束为

$$|u_i(k)| \leq 1, \quad i = 1, 2, \quad (3.2)$$

而各输入的额定功率为 P_1 和 P_2 ，则每一节拍总能耗为 $\sum_{i=1}^2 TP_i |u_i(k)|$ ，于是控制目标函数可写为

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{i=1}^2 P_i |u_i(k)|. \quad (3.3)$$

这实际上是一个离散最少燃料控制问题。根据离散极大值原理^[9]，得到最佳控制是死区函数^[9]：

$$u_i^*(k) = -DEZ \left(\frac{1}{P_i} \lambda_{k+1}^T b_i \right), \quad (i = 1, 2). \quad (3.4)$$

即 $(-1, 0, 1)$ 三位控制。由于罩式退火炉中 -1 状态不存在，故实际控制形式应是 $(0, 1)$ 开关控制。

众所周知，虽然理论上可以通过解析方法确定 $u_i^*(k)$ 的具体形式，但在实际应用中，当系统阶数高于 2 阶时，要做到这一点往往是困难的。因此必须另找途径来确定 $u_i^*(k)$ 。

先分析罩式炉加热过程的特点。为了使炉内钢板温度升高，炉温必须高于板温，以保持一定的温度梯度。而在降温时，正好相反，只有板温高于炉温，板温才会下降。这样，可以大致画出在系统相空间 $y_1 \sim y_2$ 投影平面上一个退火过程的典型的相轨迹，如图 4 所示。图中， G 点是起始加热点； A 点是停止加热点。由于加热过程总是 $y_1 > y_2$ ，故 \widehat{GA} 总位于 I 区，而降温时， $y_2 > y_1$ ，故 \widehat{BO} 总位于 II 区。两者之间的过渡段 \widehat{AB} 上，由于撤走了热源，必定是 y_1 下降， y_2 上升。故不论从加热段 \widehat{GA} 上哪一点停止加热，随后的自由相轨迹，

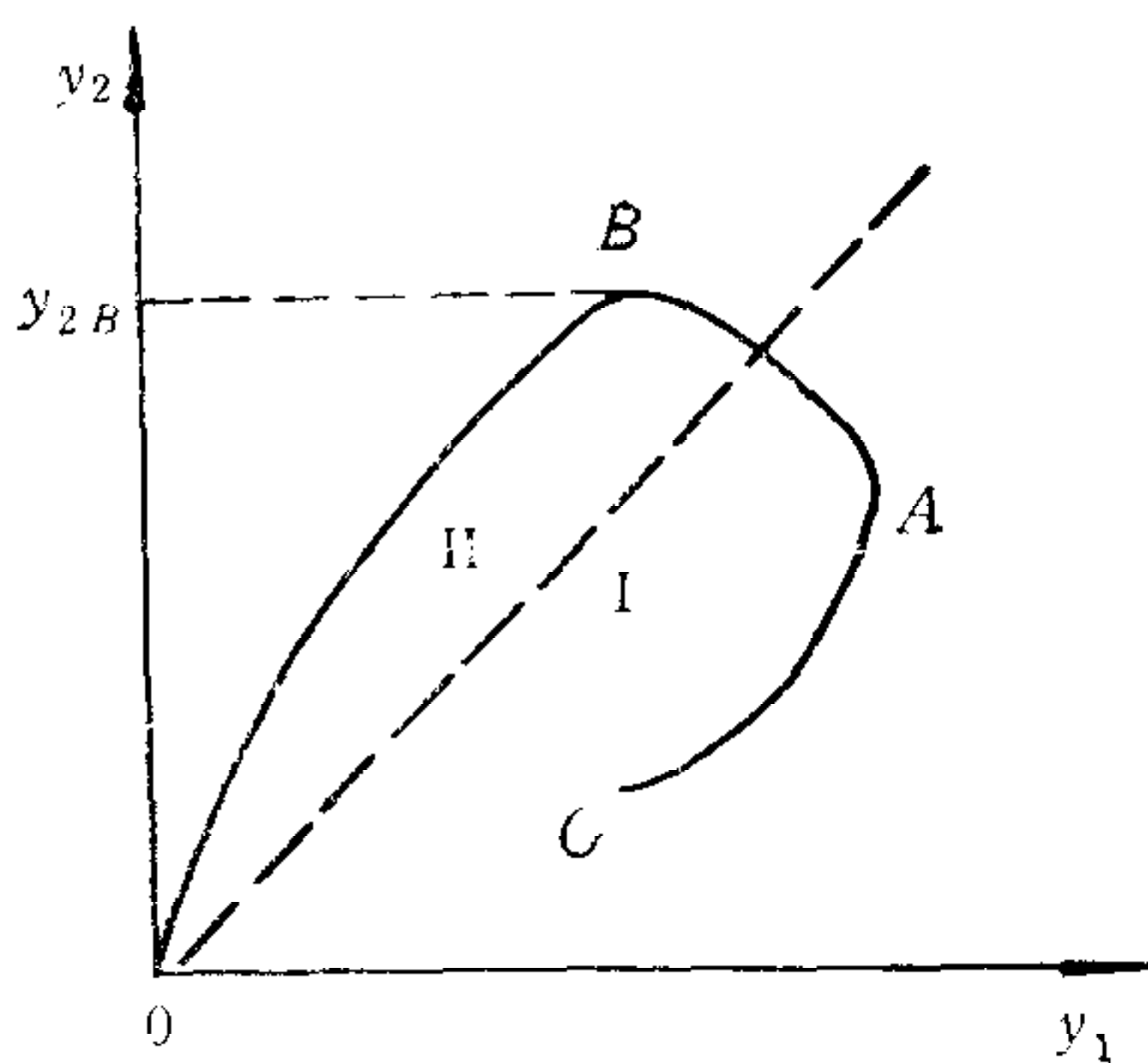


图 4 退火过程相轨迹投影示意图

都存在一个 y_2 的峰值点 B 。

根据上述结论，得到一个寻找最佳停止加热点 A 的方法。设 \widehat{GA} 是节能控制 u^* 下

的相轨迹,在该轨迹上每个节拍都计算一次零输入相轨迹,预报出相应的 y_2 峰值 y_{2B} 。如果 $y_{2B} \geq y_T$, 则停止加热,反之继续加热。而相轨迹的计算,只不过是按差分模型递推求解 y_2 , 当 y_2 不再增大时,就找到了 y_{2B} 。

剩下的问题是要决定加热方式。每一节拍都有三种方式——单开下层、单开上层和同时开上下层可供选择。这三种方式在一个节拍中消耗的能量分别为 P_1T , P_2T 和 $(P_1 + P_2)T$ 。按照消耗同样能量 Q 的情况下,选取效益最大的控制方式这一原则,来决定当前节拍的加热方式。为了满足实时性要求, Q 应取最小可比能量,也就是取 P_1T , P_2T 和 $(P_1 + P_2)T$ 的最小公倍数,即取

$$k_1P_1T = k_2P_2T = k_3(P_1 + P_2)T = Q. \quad (3.5)$$

其中 k_1 , k_2 和 k_3 为不可约整数。我们决定每一节拍节能控制的方法是:从系统当前状态出发,计算出三种加热方式分别作用 k_1 , k_2 和 k_3 节拍后系统的三个新状态 x^1 , x^2 和 x^3 。再从这三个状态出发,分别计算出零输入相轨迹中的 y_2 峰值 y_{2B}^1 , y_{2B}^2 和 y_{2B}^3 , 从中选出最大峰值,其所对应的加热方式,就是当前节拍的节能控制方式。

把停止加热点选择和加热方式选择合起来就形成一种完整的节能控制算法,称为“峰值预报法”。应用上一节得到的罩式退火炉动态模型,对此方法进行了计算机仿真研究,仿真结果如表 1 所示。

表 1 节能控制数字仿真结果

试 验	常 规 控 制		节 能 控 制		效 益
	节 拍	电 度	节 拍	电 度	
1	92	3895.0	98	3735.0	4.1%
2	92	3827.5	98	3610.0	5.7%
3	91	3372.5	94	3197.5	5.2%
4	90	3452.5	93	3235.0	6.3%
平均	—	3636.9	—	3444.4	5.3%

表中结果表明,“峰值预报法”作为一种节能控制方法是可行的,节能效果在 5% 以上。

四、结 论

“递推残差分析法”作为一种结构辨识算法,可用来对含有多种纯滞后常数的多变量系统进行结构辨识。实际例子证明此方法有实用意义。

将上述方法结合辅助变量法对实际生产过程数据进行系统辨识,建立了罩式退火炉的动态模型,模型与实际过程拟合得较好。

根据普板退火工艺,在最优控制理论的基础上,研究了罩式退火炉的节能控制问题,提出了一种节能控制算法——“峰值预报法”,并用数字仿真技术验证了方法的可行性。仿真结果表明,节能效果在 5% 以上。

参 考 文 献

- [1] 夏道行等, 罩式退火炉计算机控制的数学模型, 信息与控制, 1981年4期, 47页.
- [2] 王觉平, 小型工业控制机在矽钢片热处理过程控制中的应用, 自动化学报, 6卷(1980), 4期, 257页.
- [3] 徐世仁, 退火炉单板微型计算机控温系统, 华中工学院学报, 12卷(1984), 1期, 83页.
- [4] 陆道政等, 自动调节原理及设计, 上海科技出版社, (1978年), PP 18—21, PP 319—327.
- [5] Guidorzi, R., Canonical Structures in the Identification of Multivariable Systems, *Automatica*, 11(1975), 361—374.
- [6] 王秀峰、卢桂章, 多变量线性系统的递推辨识算法, 自动化学报, 7卷(1981), 4期, 274页.
- [7] Suen, L. C., et al., Determination of the Structure of Multivariable Stochastic Linear Systems, *IEEE Trans. Autom. Control*, AC-23(1978), 458—464.
- [8] 黄琳, 系统与控制理论中的线性代数, 科学出版社, (1984年).
- [9] Canon, M. D., Cullum, D. C., Jr. and Polak, E., *Theory of Optimal Control and Mathematical Programming*, McGraw-Hill Book Company, New York, 1970.

MODEL IDENTIFICATION AND ENERGY SAVING CONTROL OF BOX ANNEALER

CAO YI HU ZHONGJI

(Zhejiang University)

ABSTRACT

According to the *I/O* data of the annealing processes of a box annealer, a linear dynamic model is set up using identification methods. Based on the optimal control theory, the energy saving control rule, the on-off switching manner, is derived. With the consideration of physical characteristics of the annealer, the peak value prediction method is presented to determine the optimal control. Through digital simulation, satisfactory results have been obtained with over 5% of the energy saved.