



目标规划法在预测控制滚动优化 及在线辨识中的应用

余世明¹ 杜维²

¹(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310014)

²(浙江大学工业控制技术国家重点实验室 杭州 310027)

(E-mail: shimingyu@mail.hz.zj.cn)

摘要 针对有约束多目标多自由度预测控制问题,应用目标规划方法,提出了一种既适合于参数模型又适合于非参数模型的在线滚动优化策略,并且通过计算机仿真研究,验证了该方法的有效性。然后,对于参数模型预测控制问题,提出了一种抗扰动的最小绝对值辨识算法。由于该辨识算法可用目标规划快速求解,因此可作为慢时变工业过程控制的在线辨识算法。

关键词 有约束多目标多自由度预测控制,在线滚动优化,目标规划法,抗扰动最小绝对值辨识算法

中图分类号 TP273.23

APPLICATIONS OF GOAL PROGRAMMING IN RECEDED-HORIZON OPTIMIZATION AND ONLINE IDENTIFICATION OF PREDICTIVE CONTROL

YU Shi-Ming¹ DU Wei²

¹(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

²(State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

(E-mail: shimingyu@mail.hz.zj.cn)

Abstract An online receding-horizon optimal strategy for constrained predictive control with multi-goals and multi-degrees of freedom is proposed in terms of goal programming principles, which is adaptable to parameteric predictive control as well as non-parameteric predictive control. The effectiveness and performance of the approach are demonstrated by a computer simulation example. Then, based on the least absolute errors between referential outputs and predictive ones, a disturbance-rejection identification algorithm is presented for parameterized predictive control. Since the i-

1) 国家自然科学基金(60174012)资助

收稿日期 2000-10-17 收修改稿日期 2001-08-26

dentification algorithm can be efficiently solved by employing a goal programming, it is suitable for online identification of slow time-varying industrial process.

Key words Constrained predictive control with multi-goals and multi-degrees of freedom, online receding-horizon optimization, goal programming, disturbance-rejecting identification algorithm based on the least absolute error

1 引言

从非参数模型预测控制^[1]到参数模型预测控制^[2],从非线性预测控制^[3,4]到线性矩阵不等式为基础的半定规划在预测控制中的应用^[5],标志着预测控制理论取得了一系列重大进展.正如 Brisk 在第 12 届 IFAC 大会上所指出的那样,预测控制最主要的特征是在线优化.然而上述理论和方法仍局限于传统的优化模式,不能满足复杂工业过程控制的要求.为此,文献[6]针对复杂工业过程控制,提出了有约束多目标多自由度满意控制的思想,突破了传统优化模式的束缚.满意控制的在线优化是多目标优化,它淡化了约束与目标的界限,把约束区分为“硬约束”和“软约束”.关于此类优化思想的具体算法至今尚未见到文献报导.本文试图应用目标规划解决预测控制中两类重要的问题:1)有约束多目标多自由度满意控制的在线滚动优化;2)参数模型预测控制的在线辨识.

2 用于有约束多目标预测控制的滚动优化策略

2.1 有约束多目标预测控制的滚动优化策略

广义预测控制中,采用最小化的参数模型作为预测模型,其一般形式如下:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k-1) + C(z^{-1})\xi(k)/\Delta \quad (1)$$

式中 u, y 为系统的输入、输出, ξ 表示均值为零、方差为 σ^2 的白噪声, $\Delta=1-z^{-1}$ 为差分算子, $A(z^{-1})=1+\sum_{i=1}^{n_a} a_i z^{-i}$, $B(z^{-1})=\sum_{i=0}^{n_b} b_i z^{-i}$, $C(z^{-1})=1+\sum_{i=1}^{n_c} c_i z^{-i}$.

针对(1)式,求解 Diophantine 方程,可求得 P 步预测方程

$$y_p(k+1) = R\mathbf{u}(k) + \alpha \quad (2)$$

其中 $y_p(k+1)=(y_p(k+1), y_p(k+2), \dots, y_p(k+P))^T$ 为 P 步预测输出, $\mathbf{u}(k)=(u(k), u(k+1), \dots, u(k+M-1))^T$ 为待求控制向量, $R=(r_{i,j})_{P \times M}$ 为系数矩阵, $\alpha=(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_P)^T$ 为常向量,由过去已知控制量、当前及过去已知输出量决定.

对于以脉冲响应或阶跃响应为基础的非参数模型预测控制,通过简单的推导,亦可得到形同(2)式的 P 步预测方程,因篇幅所限,具体推导过程从略.

控制增量向量可表示为

$$\Delta\mathbf{u}(k) = S\mathbf{u}(k) + \beta \quad (3)$$

式中 $\Delta\mathbf{u}(k)=(\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+M-1))^T$, $\Delta u(k)=u(k)-u(k-1)$, $S=(s_{i,j})_{M \times M}$ 为系数矩阵, $\beta=(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M)^T$ 为常向量,由过去已知控制量决定.

从(2)式和(3)式可以看出,预测输出向量和控制增量向量均可用待求控制向量 \mathbf{u} 线性表示,这就使得预测控制的各类约束均能用 \mathbf{u} 线性表示.

为了便于后面的讨论,根据目标规划的基本原理,引入正、负偏差变量,把预测控制的各类约束分为以下四种类型.

1) 由输入、输出幅值约束,控制增量约束等组成的硬约束

输入、输出幅值约束以及控制增量约束分别为

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max} \\ \mathbf{y}_{\min} \leq \mathbf{y}_p \leq \mathbf{y}_{\max} \\ \Delta \mathbf{u}_{\min} \leq \Delta \mathbf{u} \leq \Delta \mathbf{u}_{\max} \end{cases}$$

上面三式中带下角标 min 和 max 的量分别表示相应向量的下限和上限.这类约束为不等式约束,将(2),(3)两式代入上式,合并常数项并引入正、负偏差变量后具有如下形式

$$A_1 \mathbf{u} + \mathbf{d}_1^- - \mathbf{d}_1^+ = \mathbf{b}_1 \quad (4)$$

式中 A_1 为系数矩阵, $\mathbf{d}_1^+, \mathbf{d}_1^-$ 分别为正、负偏差变量构成的列向量, \mathbf{b}_1 为常列向量(后面各 $A_i, \mathbf{d}_i^+, \mathbf{d}_i^-, \mathbf{b}_i$ 均有类似的含义).对于“ \leq ”约束,应使正偏差变量最小化;对于“ \geq ”约束,应使负偏差变量最小化.

2) 预测输出跟踪参考轨迹的约束

这类约束为等式软约束,应使正、负偏差变量同时最小化.设参考轨迹向量为

$$\mathbf{y}_r(k+1) = (y_r(k+1), y_r(k+2), \dots, y_r(k+P))^T$$

为了使预测输出跟踪参考轨迹,应使

$$\mathbf{y}_p(k+1) + \mathbf{d}_p^- - \mathbf{d}_p^+ = \mathbf{y}_r \quad (\min \mathbf{d}_p^-, \mathbf{d}_p^+) \quad (5)$$

式中 $\mathbf{d}_p^+, \mathbf{d}_p^-$ 分别为 P 维正、负偏差变量列向量,只有它们都为零时, $\mathbf{y}_p(k+1)$ 才能等于 $\mathbf{y}_r(k+1)$,使 $\mathbf{d}_p^+, \mathbf{d}_p^-$ 同时最小意味着使 $\mathbf{y}_p(k+1)$ 尽可能接近 $\mathbf{y}_r(k+1)$.将(2)式代入上式,合并常数项后,可将上式进一步表示成如下形式

$$A_2 \mathbf{u} + \mathbf{d}_2^- - \mathbf{d}_2^+ = \mathbf{b}_2 \quad (\min \mathbf{d}_2^-, \mathbf{d}_2^+) \quad (6)$$

3) 控制量最小化约束

为使控制量尽可能小,施加如下约束

$$A_3 \mathbf{u} + \mathbf{d}_3^- - \mathbf{d}_3^+ = \mathbf{b}_3 \quad (\min \mathbf{d}_3^+) \quad (7)$$

式中 A_3 为单位阵 I , \mathbf{b}_3 为范数很小的列向量.根据目标规划变量非负化要求,应使 $\mathbf{u} \geq 0$,因此,只有正偏差 \mathbf{d}_3^+ 最小时,才能确保 \mathbf{u} 不超过范数很小的向量 \mathbf{b}_3 .

4) 技术经济要求约束

这类约束为最软的约束,表现形式为一组不等式,引入正、负偏差变量后,可表示为

$$A_4 \mathbf{u} + \mathbf{d}_4^- - \mathbf{d}_4^+ = \mathbf{b}_4 \quad (8)$$

上式中对 $\mathbf{d}_4^+, \mathbf{d}_4^-$ 的处理同硬约束的情况,按 \leq 约束和 \geq 约束的情况分别处理.

令 $A = \begin{pmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_4 \end{pmatrix}, \mathbf{d}^+ = \begin{pmatrix} \mathbf{d}_1^+ \\ \vdots \\ \mathbf{d}_4^+ \end{pmatrix}, \mathbf{d}^- = \begin{pmatrix} \mathbf{d}_1^- \\ \vdots \\ \mathbf{d}_4^- \end{pmatrix}, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{b}_4 \end{pmatrix}$, 将第一类约束(硬约束)作为第一优先级,第二、三类约束(参考轨迹约束和控制量最小化约束)作为第二优先级,第四类约束(技术

经济要求约束)作为第三优先级, k 时刻的滚动优化可通过求解如下目标规划问题来实现.

$$\begin{aligned} \min & \{P_1(\lambda_1^+ d_1^+ + \lambda_1^- d_1^-), P_2[(\lambda_2^+ d_2^+ + \lambda_2^- d_2^-) + \theta \lambda_3^+ d_3^+], P_3(\lambda_4^+ d_4^+ + \lambda_4^- d_4^-)\} \\ \text{s. t. } & \begin{cases} Au + d^- - d^+ = b \\ u \geq 0, d^+ \geq 0, d^- \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

式中带上、下标的各 λ 表示相应偏差变量的权系数行向量, 用以区分各优先级内每个约束(或目标)的相对重要程度, θ 为一参数, 取值不能太大, 否则会产生静差. 若 u 为自由向量, 即 u 可正可负, 则通过坐标平移或变量代换可实现非负化要求.

2.2 仿真例子

设被控对象为三阶系统

$$\begin{aligned} y(k) = & 2.233(k-1) - 1.769y(k-2) + 0.497y(k-3) + \\ & 3.125u(k-1) - 2.624u(k-2) + w(k)/\Delta \end{aligned}$$

式中 $w(k)$ 为零均值白噪声, $\Delta = 1 - z^{-1}$ 为差分算子.

取采样周期 $T=5s$, 该过程对单位阶跃响应的超调量 $\eta=36.36\%$, 过渡过程时间按进入±2%静差区计为 $t_s=17T$, 过渡过程结束后, 爬行时间较长, 属于比较难控的对象. 利用广义预测控制算法, 通过求解 Diophantine 方程, 可得到预测方程(2). 取设定值 $sp=200$; 控制量的上、下限值分别为 35 和 0; 控制量变化速率的上、下限分别为 10 和 -10; 在 $81T \leq k \leq 85T$ 时, 施加幅值为 20 的干扰, 在 $151T \leq k \leq 155T$ 时施加幅值为 -20 的干扰; 预测时域长度取为 $P=20T$, 控制时域长度取为 $M=10T$, 仿真长度为 $240T$. 用可视化的 Microsoft Fortran Power Station 4.0 作为编程工具进行仿真, 结果如图 1 和图 2 所示.

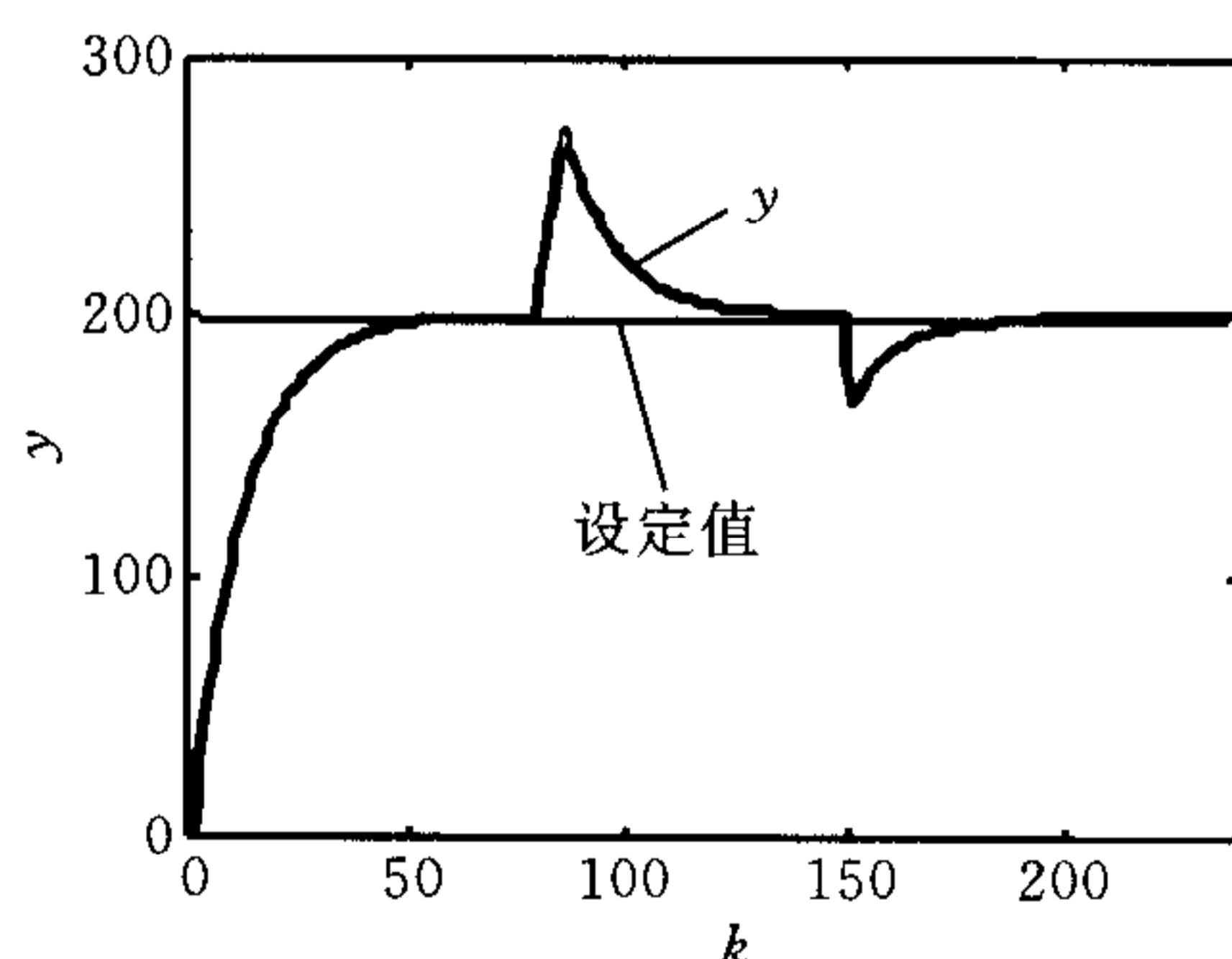


图 1 系统输出

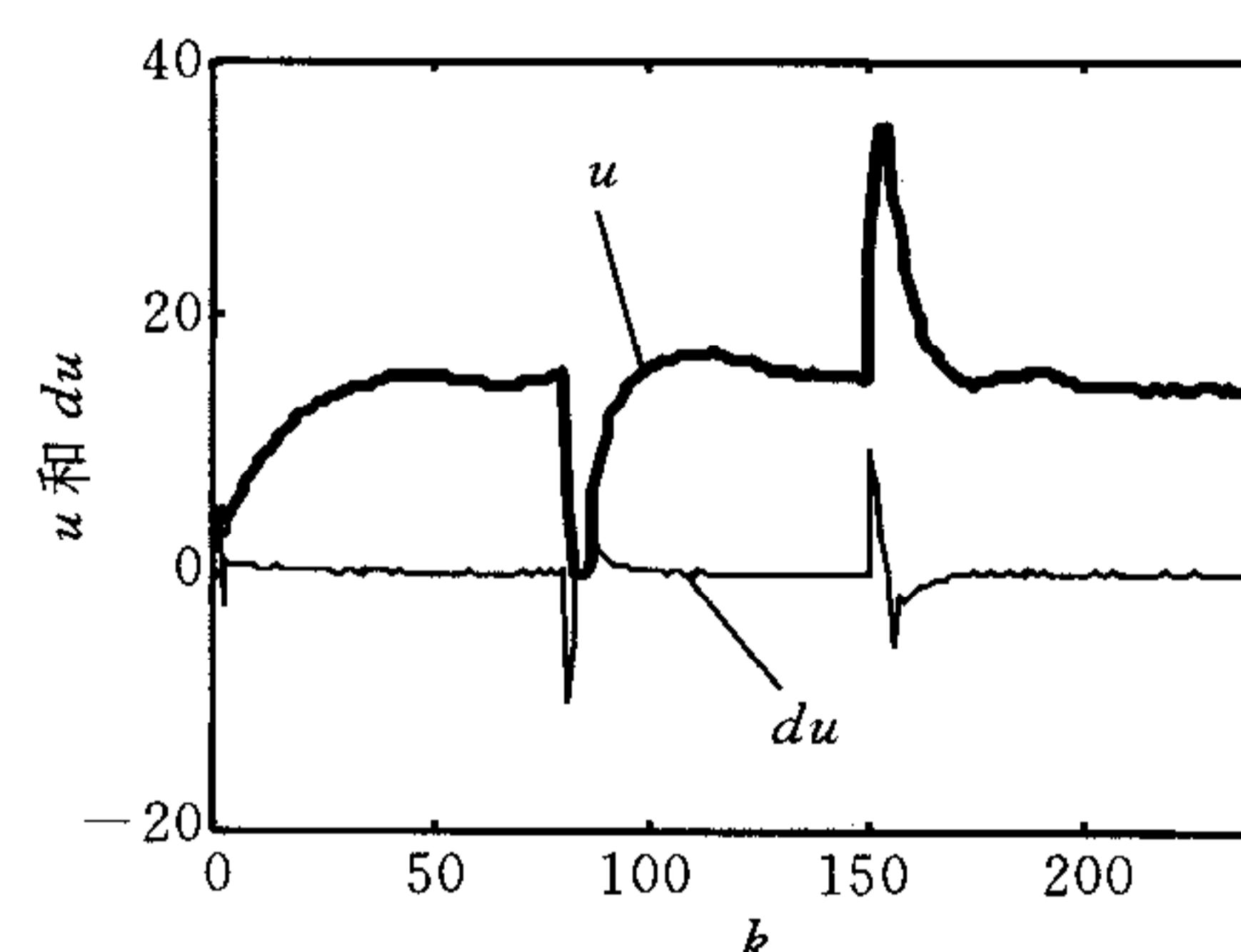


图 2 系统输入及其增量

本算例采用 Pentium 166MHz CPU, 32Mb RAM 微型计算机进行仿真运算, 每次滚动优化的时间小于 0.75s, 完全能够满足大多数工业过程在线控制的需要.

3 用于广义预测控制的抗扰动在线辨识

3.1 最小绝对值误差辨识算法

设过程模型为

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + w(k) \quad (9)$$

式中 $A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n_a}$, $B(z^{-1}) = b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_nz^{-n_b}$, $w(k)$ 为零均值白噪声. 令

$$\theta = (a_1, a_2, \dots, a_{n_a}, b_1, b_2, \dots, b_{n_b})^T$$

$$\mathbf{h}(k) = (y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-1), \dots, u(k-n_b))$$

由(9)式可得

$$y(k) = \mathbf{h}(k)\theta + w(k) \quad (10)$$

设用于辨识的采样步长为 m , $n=n_a+n_b$, $\mathbf{y}(k)=(y(1), y(2), \dots, y(m))^T$, $w(k)=(w(1), w(2), \dots, w(m))^T$,

$$H = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(1) \\ \mathbf{h}(2) \\ \vdots \\ \mathbf{h}(m) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y(0) & \cdots & -y(1-n_a) & u(0) & \cdots & u(1-n_b) \\ -y(1) & \cdots & -y(2-n_a) & u(1) & \cdots & u(2-n_b) \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ -y(m-1) & \cdots & -y(m-n_a) & u(m-1) & \cdots & u(m-n_b) \end{bmatrix}_{m \times n}$$

可得

$$\mathbf{y}(k) = H\theta + w(k) \quad (11)$$

绝对值误差准则函数为

$$J(\theta) = \sum_{i=1}^m \lambda_i |y(i) - (H\theta)_i| \quad (12)$$

式中 $(H\theta)_i$ 为 $(H\theta)$ 的第 i 个分量, λ_i 为第 i 项误差的加权系数.

为了便于对(12)式的准则函数求解, 考虑(10)式并引入正、负偏差变量 d_k^+, d_k^- 后有

$$\mathbf{h}(k)\theta + d_k^- - d_k^+ = y(k) \quad (k = 1, 2, \dots, m) \quad (13)$$

并使

$$\min \sum_{i=1}^m \lambda_i (d_i^+ + d_i^-) \quad (14)$$

其中 $d_i^+ \geq 0$, $d_i^- \geq 0$, 且 $d_i^+ d_i^- = 0$. 若令

$$\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m), \mathbf{d}^+ = (d_1^+, d_2^+, \dots, d_m^+)^T, \mathbf{d}^- = (d_1^-, d_2^-, \dots, d_m^-)^T,$$

则式(13), (14)两式可表示为

$$\begin{aligned} & \min \lambda(\mathbf{d}^+ + \mathbf{d}^-) \\ \text{s. t. } & H\theta + \mathbf{d}^- - \mathbf{d}^+ = \mathbf{y}(k) \end{aligned} \quad (15)$$

上式中参数 θ 可正可负, 即为自由向量. 为了满足目标规划变量非负化的要求, 令

$$\theta = \theta_1 - \theta_2 \quad (16)$$

其中 $\theta_1 = (\theta_{11}, \theta_{12}, \dots, \theta_{1n})^T \geq 0$, $\theta_2 = (\theta_{21}, \theta_{22}, \dots, \theta_{2n})^T \geq 0$, 将(16)式代入(15)式, 得

$$\begin{aligned} & \min \lambda(\mathbf{d}^+ + \mathbf{d}^-) \\ \text{s. t. } & H\theta_1 - H\theta_2 + \mathbf{d}^- - \mathbf{d}^+ = \mathbf{y}(k) \\ & \theta_1 \geq 0, \theta_2 \geq 0, \mathbf{d}^+ \geq 0, \mathbf{d}^- \geq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

利用目标规划可求得上述问题的最优解 θ_1^* 和 θ_2^* , 然后利用(16)式求得过程的最优参数估计为

$$\theta^* = \theta_1^* - \theta_2^* \quad (18)$$

3.2 最小绝对误差辨识与最小二乘辨识的比较

设过程的传递函数为

$$G(z^{-1}) = \frac{1.45z^{-1} + 0.52z^{-2}}{1 + 0.24z^{-1} + 0.35z^{-2}} z^{-3} \quad (19)$$

$w(k)$ 表示均值为零,方差为1的白噪声,上述过程的纯时延为3个采样周期,为了考虑纯时延,分子取6个参数 b_0, b_1, \dots, b_5 ,分母取两个参数 a_1, a_2 .下面以幅值为5的四阶逆M序列作为辨识的输入信号,采样步数取为60,采用两种算法对过程(19)进行辨识.辨识结果如表1所示,为了突出干扰作用,噪声的值取得比较小,且固定为 $w(k)/5$,在 $31 \leq k \leq 35$ 的范围内,分加迭加幅值为5和10的输出端干扰.

从表1中看出,当输出端干扰的幅值为5时,最小二乘辨识的结果已经变得很差;当干扰幅值为10时,辨识结果变得面目全非.而最小绝对值辨识在干扰幅值为5和10时,均能克服短时的扰动,获得好的辨识结果.

在本例中采用与前述滚动优化相同的机型进行仿真运算,包括数据的存取时间,每次辨识不超过3s,从而能够满足慢时变工业过程在线辨识的要求.

表1 不同干扰下的辨识结果(噪声为 $w(k)/5$)

参数	实际值	最小二乘辨识		最小绝对值误差辨识	
		干扰幅值为5	干扰幅值为10	干扰幅值为5	干扰幅值为10
a_1	0.24	0.1114	-0.0754	0.2252	0.2144
a_2	0.35	0.1883	0.0343	0.3282	0.3293
b_0	0	0.0179	0.0357	-0.0053	0.0126
b_1	0	-0.0045	0.0091	-0.0218	0.0067
b_2	0	0.0476	0.0787	0.0104	0.0041
b_3	1.45	1.4993	1.5152	1.4578	1.4550
b_4	0.52	0.3326	0.0403	0.4987	0.4806
b_5	0	-0.2391	-0.4863	-0.0274	-0.0273

4 结束语

复杂工业过程控制问题本质上是有约束和多目标的,并且约束有“硬”、“软”之分.作为一种优化策略,目标规划能够有效地求解约束多目标预测控制的滚动优化问题.目标规划用于参数预测控制的在线辨识时,其抗干扰能力明显地优于最小二乘类辨识算法.本文用目标规划法较好地解决了预测控制的两类问题,可供研究复杂工业过程控制参考.

参 考 文 献

- 1 Rouhani R, Mehra R K. Model algorithmic control (MAC); Basic theoretical properties. *Automatica*, 1982, **18**(4): 401~414
- 2 Clarke D W, Mohtadi C. Properties of generalized predictive control. *Automatica*, 1989, **25**(6): 859~875
- 3 Patwardhan R S, Lakshminarayanan S, Shah S L. Constrained nonlinear MPC using hammerstein and wiener models: PLS framework. *AICHE Journal*, 1998, **44**(7): 1611~1622
- 4 Henson M A. Nonlinear model predictive control: current status and future directions. *Computers & Chemical Engineering*, 1998, **23**(2): 187~202
- 5 Shouche M, Genceli H, Vuthandam P, Nikolaou M. Simultaneous constrained model predictive control and identification of DARX processes. *Automatica*, 1998, **34**(12): 1521~1530
- 6 席裕庚. 复杂工业过程的满意控制. 信息与控制, 1995, **24**(1): 14~20

余世明 博士,副教授,高级程序员.研究方向为预测控制、检测技术与信号处理.

杜 维 教授,博士生导师.研究方向为智能信息处理与预测控制.