

doi: 10.3969/j.issn.1673-4785.2009.05.008

## 预测控制器设定值柔化因子的在线调整

蒋 闻, 李少远

(上海交通大学自动化系, 上海200240)

**摘 要:** 预测控制中, 对控制量/控制增量加权因子 和设定值柔化因子 的调节影响到控制系统的性能. 调整预测控制器中控制量/控制增量加权因子 对调节系统上升时间和超调量的作用是相反的. 而且入影响系统矩阵的条件数, 存在模型失配时, 对系统鲁棒性有很大的影响. 设定值柔化因子 对于系统的动态响应也有很大的影响, 调整和 对于系统的动态响应有类似的效果因此, 为了使闭环系统具有更好的控制性能, 将参数 设计成满足系统矩阵条件数的要求, 并通过在线调整 以获得满意的动态性能. 仿真结果表明了该方法的有效性

**关键词:** 预测控制; 系统矩阵条件数; 设定值柔化因子; 参数在线调整

**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2009) 05-0433-08

## Real time tuning of the set-point softening factor for model predictive controllers

JIANG Wen, LI Shao-yuan

(Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** For predictive control, the tuning of weighting factor  $A$  and set-point softening factor  $a$  greatly influences the performance of control systems. Tuning of  $A$  in a model predictive controller had negative effects on the regulation of overshoot and ascending time of the system. Moreover,  $A$  has an effect on the condition number of the system matrix. Thus,  $A$  has a great effect on the robustness of the system when model mismatch occurs. Set-point softening factor  $a$  also has a large effect on the dynamic response of the control system. Tuning of both  $a$  and  $A$  produces similar effects on the dynamic response of the control system. Hence, in order to achieve better control performance,  $A$  was designed to satisfy the need of the condition number and  $a$  was assigned as an online tuning parameter. Simulations verified the effectiveness of this approach.

**Keywords:** model predictive control; condition number of system matrix; setpoint softening factor; online tuning

预测控制是一种广泛应用于工业生产的自动控制策略". 预测控制借鉴了最优控制的思想, 通过极小化预测时域内的性能指标求解得到控制量; 但其滚动优化的策略又有别于传统的最优控制, 预测控制并不试图一次性求解得到全局的最优控制量, 而是只针对预测时域内的性能指标进行优化. 预测控制的反馈校正策略使得系统的输出或者模型能在线更新, 进一步减小各种不确定因素对控制系统的不利影响. 滚动优化策略和反馈校正是预测控制的重要特征, 这两者的结合能够有效降低模型失配和随机扰动对控制系统造成的不利影响, 使系统获得

较好的鲁棒性能.

预测控制系统的控制品质依赖于预测控制器参数的选择. 整定控制器参数时, 一般会考虑3方面的因素, 即动态性能、稳定性和鲁棒性. 对于预测控制器参数的整定, 许多学者在这方面进行了深入研究, 获得了丰富的成果. Clarke等人给出广义预测控制 (generalized predictive control, GPC) 参数设计的一般方法, 详细讨论了控制器参数整定的一般准则并给出一些极限结果<sup>[24]</sup>. Rawlings等人提出了为保证无穷时域预测控制系统的稳定性, 控制时域  $H$  必须大于或等于系统的不稳定模态数<sup>[9]</sup>. Lee和Yu提出了提高系统鲁棒性能的控制器参数整定方法<sup>[9]</sup>. Shridhar等人推导出—阶加纯滞后模型描述的 DMC (dynamic matrix control) 算法中系统矩阵条件数的显式表达式, 提出了基于系统矩阵条件数的DMC控

收稿日期: 2009-04-28.

基金项目:

通信作者: 李少远. E-mail: yli@sjtu.edu.cn

制器参数控制增量加权因子  $\lambda$  的整定方法,有效改善了控制效果<sup>[7-8]</sup>. Trierweiler 等人针对有右半平面零极点的系统,提出描述系统可控性能的鲁棒性能指标(robust performance norm, RPN),并据此提出控制器参数误差加权因子  $q_i$  和控制增量加权因子  $\lambda$  的整定方法<sup>[9-10]</sup>. Abu-Ayyad 和 Dubay 等人针对一阶加纯滞后模型,提出了加快系统动态响应并抑制振荡的扩展预测控制(extended predictive control)参数整定方法<sup>[11-12]</sup>.

以上结果都是预测控制器离线参数设计问题,控制器参数一旦整定,在整个控制系统运行过程中将保持不变.一套确定的参数难以同时满足不同控制品质的要求.因此,一些学者研究了预测控制参数的动态调整问题. Al-Ghazzawi 和 Ali 等人根据时域控制目标(变上下界约束),针对存在线性约束的控制系统,在预测控制框架下提出了在线动态调整控制器参数  $q_i$  和  $\lambda$  的方法<sup>[13]</sup>. Ali 还针对存在线性约束的非线性控制系统,在预测控制框架下提出了启发式的在线动态调整控制器参数  $H_p$  (预测时域)、 $q_i$  和  $\lambda$  的方法<sup>[14]</sup>. 李少远等人根据 GPC 控制器参数  $\lambda$  直接影响控制系统调节品质,提出了综合考虑系统超调量和调节时间的控制品质模糊满意度,并根据模糊满意度设计了在线动态调整 GPC 控制器参数  $\lambda$  的方法,具有很好的控制效果<sup>[15]</sup>.

经典预测控制目标函数一般取为二次型,控制量可以显式求解得到.控制量的表达式包含 2 部分,其中一部分需要求逆,因此,经典预测控制器也是一种求逆控制器.对于求逆控制器来说,需求逆部分的条件数对于整个控制系统的性能有很大的影响.需求逆部分的条件数与系统模型参数和控制量加权矩阵有关.这样,可以通过设计控制量加权矩阵使得需求逆部分满足条件数的要求.但是,控制量加权矩阵除了影响需求逆部分的条件数外,还极大地影响系统的动态性能.本文研究了设定值柔化因子对于系统动态性能的影响,在此基础上,提出了控制器参数设计和在线调整的方法,即将控制量加权因子设计成满足条件数要求的参数,并将设定值柔化因子设计成在线可调整的参数用以获得满意的动态响应.

## 1 预测控制的基本算法

预测控制是建立在预测模型、滚动优化和反馈校正这 3 项基本原理之上的高级工业过程控制算法<sup>[16]</sup>.预测模型的作用是根据被控对象的历史输入和状态以及未来输入预测其未来输出.滚动优化针对预测时域内的性能指标进行优化,在控制过程的

每一采样时刻反复进行,这点有别于传统的最优控制.反馈校正的引入,保证了预测控制是一种闭环的控制算法.它在每一步优化之前,利用检测到的输出信息对模型或者输出进行校正,使得新一步优化问题中的预测输出能接近真实状况,以削弱模型失配和各种扰动对于控制效果的不良影响.

预测控制在工业应用中,根据具体模型形式、优化策略和校正手段的不同选择,可以形成各种不同的预测控制算法<sup>[1]</sup>.但各种预测控制算法都建立在预测模型、滚动优化和反馈校正基础之上,可谓万变不离其宗.自 20 世纪 70 年代预测控制诞生至今,以下 3 种预测控制算法最具影响力,它们分别是:模型算法控制(model algorithmic control, MAC)、动态矩阵控制(DMC)和广义预测控制(GPC).

模型算法控制(MAC)<sup>[17]</sup>是由 Richalet 等在 20 世纪 70 年代后期提出的一类预测控制算法,该算法适用于渐近稳定的线性对象.对于含有较弱非线性的对象,可以在工作点附近线性化再使用该算法.该算法的特点是预测模型的建立需要对被控对象进行单位脉冲响应测试,以获得单位脉冲响应序列.对象的输出可以表示为输入量和脉冲响应序列的卷积.另外一个特点是参考轨迹的引入,即希望系统的输出按照一定的速率(通常由柔化因子  $\alpha$  表征)趋近于设定值.文献[1]明确指出, $\alpha$  对系统的动态特性和鲁棒性都有关键的作用.模型算法控制在一般的二次型性能指标下会出现静差,这是由于该算法以控制量作为优化变量,带有比例控制器的特点. MAC 通过比较预测输出和实际输出,得到两者之间的误差,通过误差来校正下一步优化问题中的预测输出,以此实现反馈校正.

动态矩阵控制(DMC)是由 Cutler 等人在 1979 年美国化工年会上首次提出的,与 MAC 一样,DMC 同样适用于渐近稳定的线性对象.动态矩阵控制方法预测模型的建立需要对被控对象进行单位阶跃测试,以获得对象的单位阶跃响应序列.预测模型可以表示为控制增量与单位阶跃响应序列的卷积.动态矩阵控制的优化目标与 MAC 类似,也是一般的二次型性能指标.与 MAC 不同的是,DMC 采用控制增量作为优化变量,相当于包含了离散积分环节;因此可以消除静差,在模型失配时,比 MAC 具有更强的鲁棒性. DMC 的反馈校正手段和 MAC 类似.

广义预测控制(GPC)是 Clarke 等人在 1987 年首先提出的<sup>[24]</sup>,该方法将最小方差自校正技术和 MAC、DMC 有效结合,预测模型采用了最小方差控制中 CARIMA (controlled auto-regressive integrated

moving-average)模型,反馈校正手段通过在线辨识不断校正模型,控制量的求解采用 MAC、DMC 的多步预测、滚动优化策略。在获得预测输出时,需要求解一组丢番图方程,Clarke 提出了一个递推算法,成功解决了求解丢番图方程计算量巨大的问题。GPC 在滚动优化策略上,吸取了 MAC 和 DMC 的优点,性能指标采用了长时段预测的概念,能有效处理时滞系统,期望输出采用了 MAC 中参考轨迹的形式。

GPC 的反馈校正手段和 MAC、DMC 有很大的区别。MAC 和 DMC 采用在预测输出上附加误差校正项来获得更接近实际的预测输出,而 GPC 通过在线辨识不断修正模型参数,从而获得接近真实状况的预测输出。

下表列出了 MAC、DMC 和 GPC 的性能指标和无约束最优控制律。关于 MAC、DMC 和 GPC 的具体算法实现和符号表示,请参考文献[1]。

表1 MPC、DMC 和 GPC 性能指标和最优控制量的比较

Table 1 Performance index and optimal controller comparison results of MPC, DMC and GPC

预测控制算法	性能指标	最优控制律
MAC	$J = \sum_{i=1}^{H_p} q_i [\gamma_p(k+i) - \gamma_r(k+i)]^2 + \sum_{j=1}^{H_u} \lambda_j u^2(k+j-1)$	$u(k) = (G_1^T Q G_1 + R)^{-1} G_1^T Q \cdot [\gamma_r(k) - G_2^T u_2(k) - h e(k)]$
DMC	$J = \sum_{i=1}^{H_p} q_i [\omega(k+i) - \tilde{\gamma}_M(k+i k)]^2 + \sum_{j=1}^{H_u} \lambda_j \Delta u^2(k+j-1)$	$\Delta u(k) = (A^T Q A + R)^{-1} A^T Q \cdot [\omega_p(k) - \tilde{\gamma}_{r0}(k)]$
GPC	$J = \sum_{i=N_1}^{H_p} [y(k+i) - \omega(k+i)]^2 + \sum_{j=1}^{H_u} \lambda_j [\Delta u(k+j-1)]^2,$ $H_p: N_2 - N_1$	$\Delta u(k) = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (\omega - f)$

由于计算机的迅猛发展,较大维数矩阵的运算已不再成为瓶颈,并且矩阵的引入使得分析推导过程中的符号十分简明。因此现今预测控制的分析和综合比较多地在状态空间的框架下进行。系统的动态特性用状态空间模型描述如下:

$$\begin{cases} \dot{x}(k+1) = Ax(k) + Bu(k), \\ y(k) = Cx(k) + Du(k). \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x(k)$ 表示系统状态; $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别表示系统的输入和输出;并假设 $D=0$ 。预测控制器的目标函数为

$$\min_{\Delta U(k)} \sum_{i=1}^{H_p} q_i [\omega(k+i) - \tilde{y}(k+i)]^2 + \sum_{i=1}^{H_u} \lambda [\Delta u(k+i-1)]^2. \quad (2)$$

式中: $q_i$ 为输出误差加权因子,简便起见,令 $q_i=1$ ;  $\lambda$ 为控制增量加权因子; $H_p$ 和 $H_u$ 分别是预测时域与控制时域; $\tilde{y}(k+i)$ 和 $\Delta u(k+i-1)$ 分别为预测输出和预测控制增量; $\omega(k+i)$ 为输出参考轨迹,具有

如下形式:

$$\omega(k+i) = y^*(k) - \alpha^i [y^*(k) - y(k)].$$

式中: $y^*(k)$ 为系统输出设定值; $\alpha$ 为设定值柔化因子。系统输出预测方程为

$$\begin{aligned} \tilde{Y}(k+1) &= C_{H_p} \tilde{X}(k+1) = \\ Mx(k) + Nu(k-1) + F\Delta U(k). \end{aligned} \quad (3)$$

式中:

$$\tilde{Y}(k+1) = [\tilde{y}(k+1), \tilde{y}(k+2), \dots, \tilde{y}(k+H_p)]^T,$$

$$\tilde{X}(k+1) = [\tilde{x}(k+1), \tilde{x}(k+2), \dots, \tilde{x}(k+H_p)]^T,$$

$$C_{H_p} = \text{diag}(\underbrace{C, \dots, C}_{H_p}),$$

$$M = \begin{bmatrix} A \\ A^2 \\ \vdots \\ A^{H_p} \end{bmatrix}, N = \begin{bmatrix} B \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_p-1} A^i B \end{bmatrix},$$

$$F = \begin{bmatrix} B & \cdots & \cdots & 0 \\ AB + B & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_u-1} A^i B & \cdots & \cdots & B \\ \sum_{i=0}^{H_p} A^i B & \cdots & \cdots & AB + B \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{H_p-1} A^i B & \cdots & \cdots & \sum_{i=0}^{H_p-H_u} A^i B \end{bmatrix}.$$

极小化目标函数式(2),得到:

$$\Delta U(k) = -[F^T C_{H_p}^T C_{H_p} F + R]^{-1} \cdot \\ [-\Omega(k)^T + x(k)^T M^T C_{H_p}^T + \\ u(k-1)^T N^T C_{H_p}^T] Q C_{H_p} F. \quad (4)$$

式中:  $-\Omega(k)^T = [\omega(k+1) \cdots \omega(k+H_p)]$ ,  $R = \lambda I$ ,  $Q = I$ .

## 2 调整 $\alpha$ 与 $\lambda$ 对于系统动态性能影响的比较

预测控制控制量/控制增量加权因子  $\lambda$  对于系统动态性能的影响关系是:  $\lambda$  增大, 系统的控制作用随之减弱, 不易获得满意的动态响应<sup>[4]</sup>.

文献[1,16]均指出, 设定值柔化因子  $\alpha$  对于系统动态性能有非常大的影响. 较大的  $\alpha$  对应于较慢的上升速度, 但是系统的“柔性”更好, 鲁棒性较强; 较小的  $\alpha$  对应于较快的上升速度, 但系统的鲁棒性较差.

文献[18]分析推导了控制时域为1的DMC控制器为了获得相同的闭环性能, 参数  $\alpha$  和  $\lambda$  的对应关系. 文献还指出这2个控制器参数都对系统的动态性能有直接的影响, 并且分别单独调整这2个参数可以获得相似的闭环性能. 文献[18]的分析不能平移到控制时域大于1的情况, 但是仍然可以通过仿真揭示控制时域大于1时, 单独调整参数  $\alpha$  和  $\lambda$  对于系统的闭环性能可以产生类似的影响.

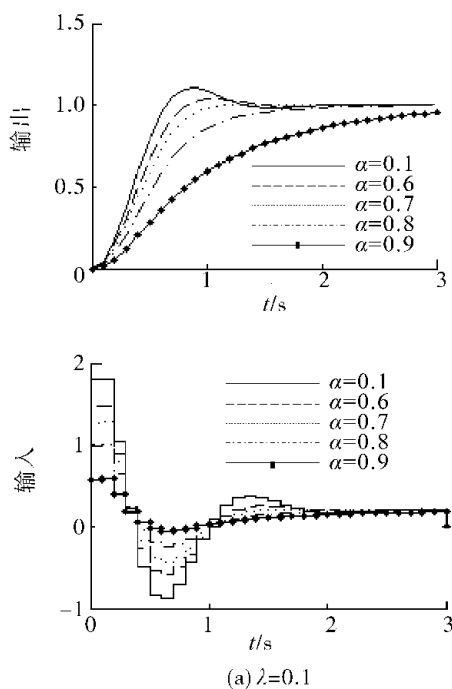
通过仿真容易验证上述定性描述. 考虑如下传递函数描述的系统:

$$G(s) = \frac{5}{s^2 + 0.5s + 1}. \quad (5)$$

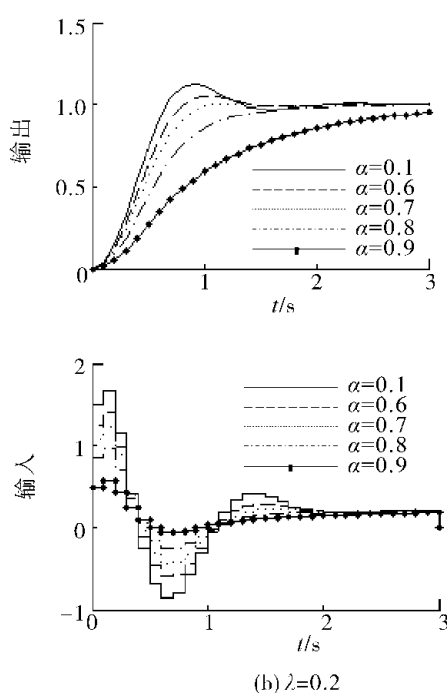
转化为如式(1)描述的系统, 采样时间为0.1 s,

$$\text{其中: } A = \begin{bmatrix} 0.9753 & -0.0988 \\ 0.0988 & 0.9950 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0.0988 \\ 0.0050 \end{bmatrix}, \\ C = [0 \ 5], D = 0.$$

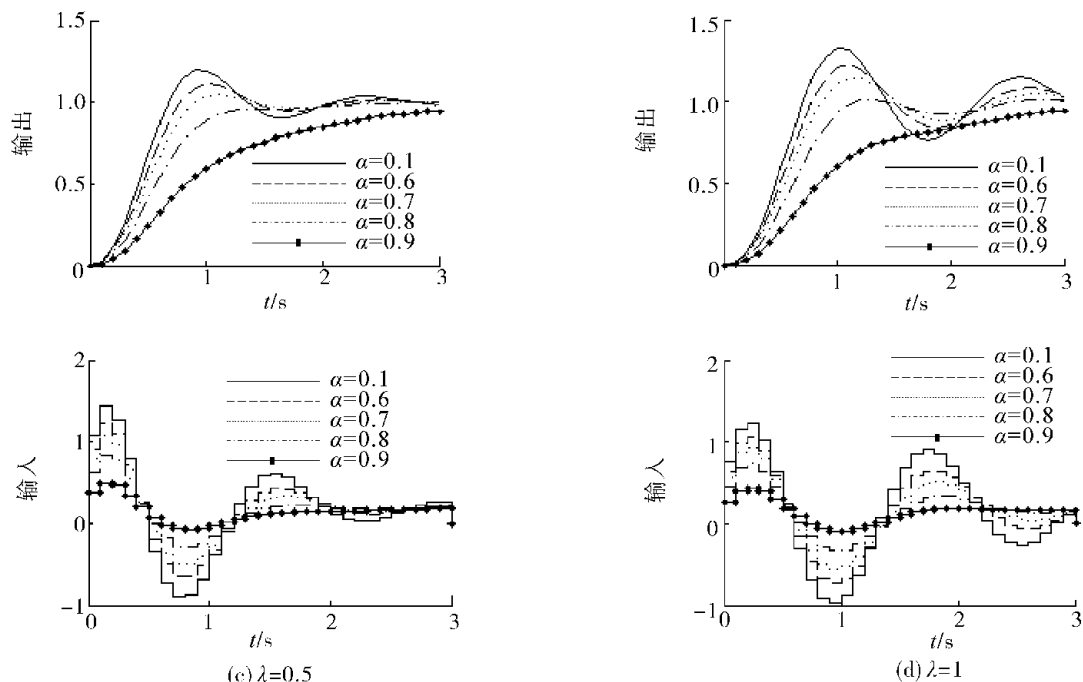
图1分别给出了在不同的  $\lambda$  值下, 设定值的柔化因子  $\alpha$  值分别为0.1、0.6、0.7、0.8、0.9时的控制系统性能. 由此可以得出这样的规律, 对于正作用系统, 增大  $\alpha$  使得系统的上升速度减慢, 快速性变差, 但可以获得较为柔和的输出, 减小输出振荡; 反之, 减小  $\alpha$  则有相反的效果. 增大  $\lambda$  限制了系统输入的调节能力, 使系统的上升速度减慢, 动态响应变差, 超调量增加. 因此, 增大  $\alpha$  与增大  $\lambda$  对于系统的动态响应有类似的效果, 都使得系统动态响应“变坏”; 反之, 减小  $\alpha$  与减小  $\lambda$  则能使系统的动态响应“变好”.



(a)  $\lambda=0.1$



(b)  $\lambda=0.2$

图1 不同 $\alpha$ 、 $\lambda$ 值对应的控制效果比较Fig. 1 The control results comparison with different  $\alpha$  and  $\lambda$ 

### 3 系统矩阵条件数对于求逆控制器的影响

预测控制器控制律的推导涉及到矩阵的求逆,因此属于求逆控制器.需求逆部分的条件数对于系统的鲁棒性有一定的影响<sup>[1,8]</sup>.

对于一个矩阵 $E$ ,它的条件数 $C(E)$ 为

$$C(E) = \|E^{-1}\| \cdot \|E\|,$$

如果考虑 $\|\cdot\|$ 是 $l_2$ 矩阵范数,那么 $C(E)$ 为

$$C(E) = \frac{|\sigma_{\max}(E)|}{|\sigma_{\min}(E)|}. \quad (6)$$

式中: $\sigma_{\max}(E)$ 与 $\sigma_{\min}(E)$ 分别表示 $E$ 的最大和最小奇异值.

数值分析中,一个数值问题的条件数是该数量在数值计算中的容易程度的衡量,也就是该问题的适定性.一个高条件数的问题是病态的.在实际控制问题中,预测模型总是无法做到完全刻画被控对象的动态特性,模型失配总是会发生,只是程度大小问题而已.预测控制的控制律中,需求逆部分的条件数决定了模型误差被放大的倍数的上限.如果需求逆部分条件数过大,模型稍有不准也将导致控制律大大偏离最优控制律,造成控制效果急剧变差.

预测控制基本算法中(参考表1),最优解中需求逆部分一般都包含2项,第1项与系统模型和误差加权阵有关,第2项是控制量/控制增量的加权矩阵.第1项中,系统模型参数在控制器设计之前就已

确定,误差加权阵表示目标函数中对于未来时刻误差的重视程度,简便起见可将其设计为单位阵,因此,第1项一般为确定常数.第2项控制量/控制增量加权矩阵可根据需要设计,因此控制量/控制增量加权矩阵的选取直接影响了需求逆部分的条件数.以GPC为例,最小化目标函数得到的控制增量为

$$\Delta u(k) = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (\omega - f). \quad (7)$$

需求逆部分为 $G^T G + \lambda I$ ,它的条件数可以表示为

$$C(G^T G + \lambda I) = \frac{|\sigma_{\max}(G^T G)| + \lambda}{|\sigma_{\min}(G^T G)| + \lambda}. \quad (8)$$

如果需求逆部分的期望条件数为 $c^*$ ,那么为使系统矩阵的条件数达到期望条件数,控制增量加权因子 $\lambda$ 可以取为

$$\lambda = \frac{\sigma_{\max}(G^T G) - c^* \sigma_{\min}(G^T G)}{c^* - 1}. \quad (9)$$

以下的仿真将说明系统矩阵条件数对于预测控制效果的影响.考虑被控对象模型与系统动态存在误差,假设被控对象由式(5)描述,转化为如式(1)描述的系统.预测模型中 $A$ 阵与实际对象存在偏差,并且假设 $A$ 中各元素的最大误差绝对值不超过 $A$ 的最大元素的10%.仿真中,取控制器参数 $H_p = 5, H_u = 2, \alpha = 0.8$ ,当 $\lambda = 0.65$ 和 $\lambda = 0.3$ 时的仿真结果如图2和图3所示.

图2中,通过计算可以得到 $\lambda = 0.65$ 对应的控制器系统矩阵条件数为2.1, $\lambda = 0.3$ 对应的控制器系统矩阵条件数为3.5.仿真中所用到的预测模型中 $A$ 阵按照上述误差要求给定, $A$ 阵2条对比曲线分别为

200次随机给定A阵结果的平均值.当控制器预测模型存在失配时,对比图3,明显看到条件数较小的系统(即 $\lambda$ 较大的系统)对于模型失配的敏感度低于条件数较大的系统(即 $\lambda$ 较小的系统),因此在模型失配时,条件数较小的系统的鲁棒性也较强.

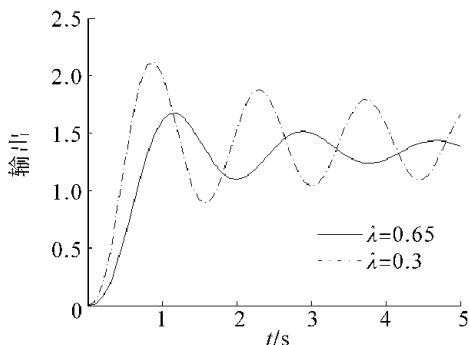


图2 模型失配时不同 $\lambda$ 值的控制效果比较

Fig. 2 The control results comparison of different  $\lambda$  with model mismatch

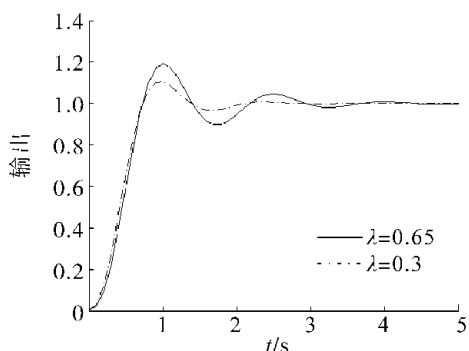


图3 无模型失配时不同 $\lambda$ 值的控制效果对比

Fig. 3 The control results comparison of different  $\lambda$  without model mismatch

#### 4 控制器参数 $\alpha$ 的在线调整

文献[15]指出,控制量/控制增量加权因子 $\lambda$ 直接影响控制系统的调节品质,并且调整 $\lambda$ 对于调节系统的超调量和调节时间是相互矛盾的.因此,可以将 $\lambda$ 设计成一个动态可调整的参数来解决上述问题.

通过上面的分析可以明显看到,控制器参数 $\alpha$ 与 $\lambda$ 对于系统的动态响应都起到至关重要的作用.控制量/控制增量加权因子 $\lambda$ 还直接影响了控制量/控制增量中系统矩阵的条件数.因此,本文考虑将控制增量加权因子 $\lambda$ 设计成满足系统矩阵条件数要求的参数,而将设定值柔化因子 $\alpha$ 设计成动态可调整的参数来满足不同控制品质的需要.

借鉴文献[15]中控制目标模糊满意度的概念,对控制目标(例如上升时间、超调量等)进行模糊化处理,得到系统对控制目标的满意度指标 $\mu_{t_s}$ ,并在

控制系统运行过程中根据 $\mu_{\min}$ 动态地对参数 $\alpha$ 进行调整.

系统响应的性能指标有很多,本文着重讨论参数调整对系统上升时间和超调量的影响.对于系统上升时间的估计,可以通过定义变量 $t_s(t)$ 来描述, $t_s(t)$ 的取值定义如下:

$$t_s(t) = \begin{cases} \frac{e(t)}{|\dot{e}(t)|}, & \dot{e}(t) < 0; \\ 0, & \dot{e}(t) = 0, e(t) = 0; \\ M, & \dot{e}(t) \geq 0, e(t) \neq 0. \end{cases} \quad (10)$$

式中: $e(t)$ 表示系统输出与设定值之间的误差, $\dot{e}(t)$ 表示 $t$ 时刻误差的变化率.当 $\dot{e}(t) < 0$ 时,表示在 $t$ 时刻检测到的系统输出与设定值之间的误差正在减小,这时对于系统上升时间的估计就可以用 $t$ 时刻的误差 $e(t)$ 比上 $t$ 时刻误差的变化率来表示;当 $\dot{e}(t) = 0, e(t) = 0$ 时,表示系统输出已经达到并且稳定在设定值, $t_s(t)$ 取为0;当 $\dot{e}(t) \geq 0, e(t) \neq 0$ 表示系统输出与设定值之间的误差正在增大,这时可以认为系统输出需要经过很长时间的调整才能达到设定值,因此上升时间的估计值 $t_s(t)$ 取一个很大的正数 $M$ .

对于 $t_s(t)$ ,可以定义如式(11)的满意隶属度函数,其隶属度函数图如图4所示.

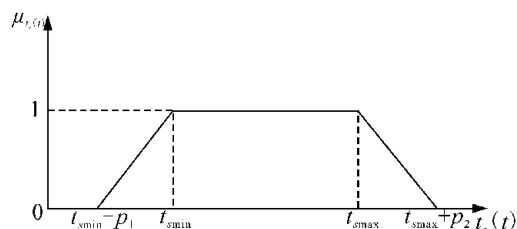


图4  $t_s(t)$ 的隶属度函数图

Fig. 4 The membership function for  $t_s(t)$

$$\mu_{t_s(t)} = \begin{cases} 1 - \frac{t_{smin} - t_s(t)}{p_1}, & t_{smin} - p_1 \leq t_s(t) < t_{smin}; \\ 1, & t_{smin} \leq t_s(t) < t_{smax}; \\ 1 - \frac{t_s(t) - t_{smax}}{p_2}, & t_{smax} \leq t_s(t) < t_{smax} + p_2; \\ 0, & t_s(t) < t_{smin} - p_1; \\ 0, & t_s(t) \geq t_{smax} + p_2; \\ 1, & t_s(t) = 0; \\ 0, & t_s(t) = M. \end{cases} \quad (11)$$

式中 $t_{smin}$ 和 $t_{smax}$ 分别表示期望上升时间的最大值和最小值.当 $t_s(t)$ 在这2个值之间,满意度为0,超出这个范围满意度逐渐增加;当 $t_s(t)$ 大于 $t_{smax} + p_2$ 或

者小于  $t_{\min} - p_1$  时 ( $p_1, p_2$  为模糊宽度, 由设计者给定), 满意度为 1.

在  $t$  时刻, 对于预测时域中的各个未来时刻的预测输出值  $\hat{y}(t+i)$  也可以定义满意隶属度函数如式(12), 其隶属度函数如图 5 所示.

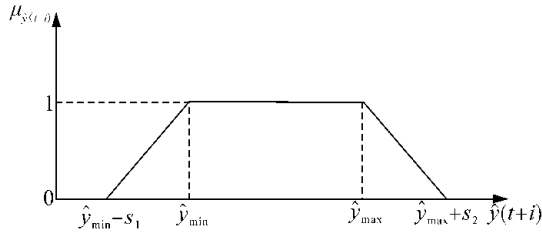


图 5  $\hat{y}(t+i)$  的隶属度函数图

Fig. 5 The membership function for  $\hat{y}(t+i)$

$$\mu_{\hat{y}(t+i)} = \begin{cases} 0, & \hat{y}(t+i) < \hat{y}_{\min} - s_1; \\ 1 + \frac{\hat{y}(t+i) - \hat{y}_{\min}}{s_1}, & \hat{y}_{\min} - s_1 \leq \hat{y}(t+i) < \hat{y}_{\min}; \\ 1, & \hat{y}_{\min} < \hat{y}(t+i) < \hat{y}_{\max}; \\ 1 - \frac{\hat{y}(t+i) - \hat{y}_{\max}}{s_2}, & \hat{y}_{\max} \leq \hat{y}(t+i) < \hat{y}_{\max} + s_2; \\ 0, & \hat{y}_{\max} + s_2 \leq \hat{y}(t+i). \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, H_p$ .

当  $\hat{y}(t+i)$  在  $\hat{y}_{\min}$  和  $\hat{y}_{\max}$  之间时, 满意度为 1; 当  $\hat{y}(t+i)$  超出这个范围时, 满意度逐渐降低; 当  $\hat{y}(t+i)$  大于  $\hat{y}_{\max} + s_2$  或者小于  $\hat{y}_{\min} - s_1$  ( $s_1, s_2$  为模糊宽度, 由设计者给定), 满意度为 0.

对以上 2 个模糊变量进行模糊推理, 得到  $t$  时刻控制系统对控制目标的满意度函数为

$$\mu_{\min} = \mu_{y_s(t)} \wedge (\min\{\mu_{\hat{y}}(1), \mu_{\hat{y}}(2), \dots, \mu_{\hat{y}}(H_p)\}).$$

根据文献[15]的讨论, 模糊满意度指标  $\mu_{\min}$  增大表示系统上升时间较长, 而超调量较小, 这时需要加快系统的上升速度; 反之,  $\mu_{\min}$  减小表示系统上升时间较短, 超调量较大, 这时需要减慢系统的上升速度.

本文提出的依据模糊满意度动态调整控制器参数  $\alpha$  的表达式为

$$\alpha = \alpha_{\max} e^{-\mu_{\min} \cdot b}, \quad 0 < \alpha_{\max} < 1. \quad (13)$$

式中:  $\alpha_{\max}$  是参数  $\alpha$  允许达到的最大值;  $b$  是依据实际系统由设计者选择的增益参数.

这样的调节规律是直观并且容易理解的. 根据上面的分析, 当  $\mu_{\min}$  增大, 表示系统的上升时间长而超调量较小, 这时, 需要加快系统的动态响应速度, 则  $\alpha$  需要减小; 反之, 当  $\mu_{\min}$  减小, 则表示系统上升时间短而超调量大, 这时, 需要使系统的上升变得柔和以抑制超调, 则需要增大  $\alpha$ .

对于式(5)描述的系统, 若系统矩阵期望条件

数为 5, 则根据式(9)计算得到  $\lambda = 0.1869$ . 在控制过程中, 设定值柔化因子  $\alpha$  按照式(13)在线动态调整, 获得的控制效果如图 6 所示.

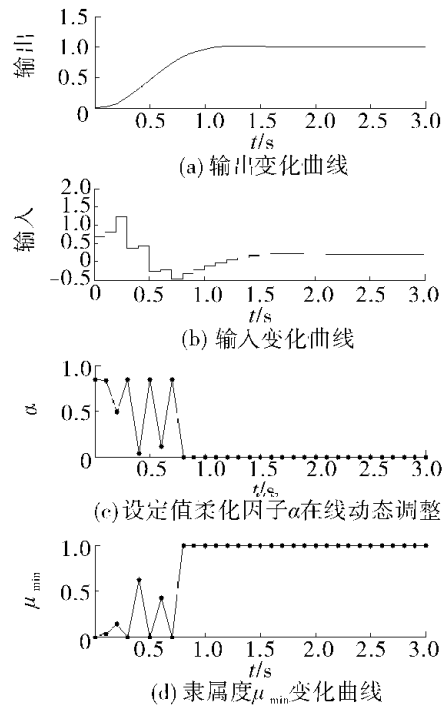


图 6 采用动态调整  $\alpha$  方法的仿真曲线 ( $\lambda = 0.1869$ )

Fig. 6 Simulation results using the method of dynamical tuning  $\alpha$  with  $\lambda = 0.1869$

图 7 是采用  $\alpha$  动态调整与固定  $\alpha$  值控制效果的比较, 可以看出, 系统上升时间和超调量得到满意折衷. 图中实线为动态调整  $\alpha$  的控制曲线, 其余 4 条虚线为固定  $\alpha$  的控制效果, 它们对应的  $\alpha$  值分别为 0.1、0.5、0.75、0.9.

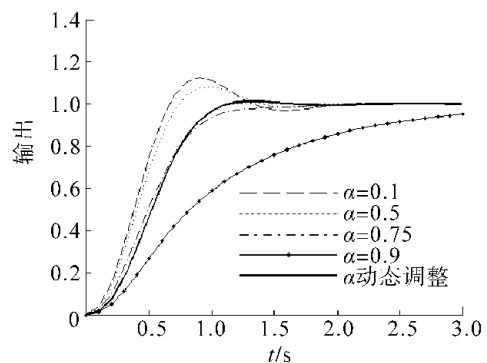


图 7  $\lambda = 0.1869$  时, 动态调整  $\alpha$  与固定  $\alpha$  值控制效果的比较

Fig. 7 The control results comparison of dynamical tuning  $\alpha$  and fixed  $\alpha$  with  $\lambda = 0.1869$

## 5 结束语

本文提出了一种预测控制器参数在线调整方法, 通过设计合适的控制量/控制增量加权因子  $\lambda$  可以满

足条件数的要求,使得系统对于模型失配的鲁棒性提高.同时,根据模糊满意度在线动态调整设定值柔化因子,用以满足不同控制品质的要求.这种方法具有很强的直观性,易于理解.通过计算机仿真实验验证了所提出的参数调整方法的有效性,为预测控制在实际控制工程中的应用增添了新的方法.

## 参考文献:

- [1] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993: 1-30.
- [2] CLARKE D W, MOHTADI C, TUFFS P S. Generalized predictive control-part I. The basic algorithm[J]. Automatica, 1987, 23(2): 137-148.
- [3] CLARKE D W, MOHTADI C, TUFFS P S. Generalized predictive control-part II. Extensions and interpretations[J]. Automatica, 1987, 23(2): 149-160.
- [4] CLARKE D W, MOHTADI C. Properties of generalized predictive control[J]. Automatica, 1989, 25: 859-875.
- [5] RAWLINGS J, MUSKE K. The stability of constrained receding horizon control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1993, 38(10): 1512-1516.
- [6] LEE JH, YU Z H. Tuning of model predictive controllers for robust performance[J]. Computers & Chemical Engineering, 1994, 18(1): 15-37.
- [7] SHRIDHAR R, COOPER D J. A tuning strategy for unconstrained SISO model predictive control[J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 1997, 36: 729-746.
- [8] SHRIDHAR R, COOPER D J. A novel tuning strategy for multivariable model predictive control[J]. ISA Transactions, 1998, 36(4): 273-280.
- [9] TRIERWEILER J O, ENGELL S. The robust performance number; a new control tool for control structure design[J]. Computers & Chemical Engineering, 1997, 21(S1): 409-414.
- [10] TRIERWEILER J O, FARINA L A. RPN tuning strategy for model predictive control[J]. Journal of Process Control, 2003, 13(7): 591-598.
- [11] ABU-AYYAD M, DUBAY R, KEMBER G C. SISO extended predictive control-formulation and the basic algorithm[J]. ISA Transactions, 2006, 45(1): 9-20.
- [12] DUBAY R, ABU-AYYAD M. Properties of extended predictive control[J]. ISA Transactions, 2007, 46(1): 103-110.
- [13] AL-GHAZZAWI A, ALI E, NOUH A, et al. On-line tuning strategy for model predictive controllers[J]. Journal of Process Control, 2001, 11(3): 265-284.
- [14] ALI E. Heuristic on-line tuning for nonlinear model predictive controllers using fuzzy logic[J]. Journal of Process Control, 2003, 13(5): 383-396.
- [15] 李少远, 杜国宁. 基于模糊满意度的广义预测控制器参数的在线调整[J]. 控制与决策, 2002, 17(6): 852-862.
- [16] L. Shaoyuan, DU Cuoning. On-line parameter tuning of generalized predictive controller based on fuzzy satisfying degree function[J]. Control and Decision, 2002, 17(6): 852-862.
- [17] 丁宝苍. 预测控制的理论与方法[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 1-25.
- [18] ROUHANI R, MEHRA R K. Model predictive algorithmic control(MAC): basic theoretical properties[J]. Automatica, 1982, 18(4): 404-414.
- [19] OU Jing, RHINEHART R R. CV damping versus MV suppression for MPC tuning[C]//Proceedings of American Control Conference. Anchorage, USA, 2002: 2695-2700.

作者简介:



蒋 闻, 男, 1983年生, 2009年6月在上海交通大学获得硕士学位, 现在美国伊利诺斯大学电机与计算机工程系攻读博士学位, 主要研究方向为工业系统约束预测控制器、智能控制。



李少远, 男, 1965年生, 教授、博士生导师. 主要研究方向为预测控制、自适应控制、模糊智能控制的理论和应用, 主要提出了基于模糊模型的非线性系统的多模型预测控制和基于模糊目标的约束满意优化控制. 承担了包括国

家自然科学基金、国家“863”计划在内的国家级科研项目10余项. 2006年获得上海市自然科学一等奖(第一完成人), 在国内外重要学术会议和期刊上发表学术论文200余篇, 其中被SCI、EI收录150余篇, 出版专著3部。