

基于 CSA-SQP 的预测控制器参数整定研究

陈 杨¹, 姜文丽², 史旭华², 赵 均³, 徐祖华³

(1. 宁波大学 科学技术学院, 浙江 宁波 315211; 2. 宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;
3. 浙江大学 工业控制技术国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘要: 针对预测控制器参数整定困难, 提出了一种基于克隆选择和序列二次规划的预测控制器参数整定算法, 建立了一个基于免疫原理和序列二次规划算法进行控制器参数整定的机制, 并给出了参数整定问题中的抗原、抗体及亲和力的定义. 在此基础上, 针对系统的不确定性干扰, 构造了基于事件触发的参数调整框架. 最后, 将算法应用于仿真实验, 通过与设定值控制结果的对比, 证明所提出的预测控制器参数整定方法是有效的.

关键词: 模型预测控制; 克隆选择算法; 序列二次规划; 事件触发; 抗体

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2017) 04-0051-07

预测控制具有较强的适应性和鲁棒性, 在工业控制领域获得了广泛的应用, 被认为是过程控制最有效的控制策略之一^[1-2]. 模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)是一系列能够利用显式过程模型来预测实际对象的未来响应的控制算法, 解决了约束优化控制问题, 在先进制造业、能源等领域已取得了很好的效果^[3-5].

预测控制器参数整定是控制系统设计最关键部分, 由于预测控制器内部机理复杂, 参数之间互相影响, 整定其参数较为困难, 因此控制器参数整定问题一直得到普遍关注和广泛研究^[6-7]. 早期预测控制器参数的整定必须依靠有经验的技术人员, 根据先验或者经过大量的离线仿真和在线调整确定. 随着控制理论和技术的不断发展, 已有的参数整定方法可归纳为: (1) 基于智能优化算法的控制器参数整定^[6-8]; (2) 基于模糊逻辑、自适应学习等先进控制理论的调节器参数整定^[9-10]; (3) 基于经典控制理论的频域参数整定^[9]. 这些方法为控制器参数整定提供了方便, 但也存在一些问题, 比如经典的算法参数整定过程复杂, 且对经验要求较高; 一些智能优化算法计算量大, 而且容易陷入局部最优. 比如近几年由 Eberhart 和 Kennedy 提出的粒子群优

化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[11], 虽然收敛速度有所提高, 但容易出现早熟现象, 随着迭代次数的增加, 种群在搜索空间中多样性容易丢失, 局部寻优能力较差.

人工免疫算法是一种受生物免疫系统启发而设计的新型智能优化算法^[12-13], 在信息处理和搜索寻优过程中应用广泛. 近年来, 受人工免疫系统信息处理机制启发, 加上人工免疫系统中克隆选择原理使免疫算法具有抗体多样性、自适应性、记忆开发和学习等功能. 克隆选择算法已经在非线性优化、模式识别和数据挖掘等领域取得了令人瞩目的成果^[13-15]. 这些特点使得免疫克隆选择算法在参数整定方面有着强大的理论优势.

克隆选择算法解决了预测控制器的参数难以整定的问题, 预测控制面临的另一问题是滚动优化中的求解有限时域优化控制序列问题. 序列二次规划(Sequential Quadratic Programming, SQP), 具有迭代精度高、收敛速度快等优点, 广泛应用于求解带有等式和不等式约束的最优问题^[16-17].

本文基于生物免疫原理, 利用克隆选择算法和二次规划算法进行预测控制器的参数整定. 为了克服克隆选择算法在寻优过程中速度较慢的缺

收稿日期: 2016-03-12.

宁波大学学报(理工版) 网址: <http://journal.lg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61273146); 工业控制国家重点实验室项目(ICT1237); 浙江省自然科学基金(LY14F030004); “十二五”浙江省高校重点学科计划(20121114).

第一作者: 陈杨(1977-), 女, 湖南岳阳人, 博士/讲师, 主要研究方向: 预测控制. E-mail: chenyang@nbu.edu.cn

陷,我们设计了基于事件触发的算法框架,避免了克隆选择算法时刻在线寻优调整控制参数,解决了在线寻优过程慢的问题,提高了效率.

1 克隆选择算法

克隆选择算法(Clonal Selection Algorithm, CSA)是在生物免疫原理基础上结合克隆选择思想提出的^[18-19]. CSA 作为一种全局智能寻优算法,具有良好的搜索能力,因此成为信息处理过程中优先选用的方法^[20]. 由于 CSA 来源于人体克隆选择的原理,其大部分术语借鉴生物免疫中的概念. 在生命科学中抗原的功能是刺激和诱导生命体的免疫系统产生免疫应答. 在此 CSA 中抗原是所要求解的问题,而抗体是问题的可行解,亲和力用目标函数值来衡量.

CSA 最核心部分是克隆算子. 克隆选择的原理是在整个过程中只克隆复制那些被抗原识别的抗体,所以在 CSA 中要根据抗体浓度和抗体亲和力选择出那些适应性强、亲和力大的抗体,适应性越强,亲和力越大,这些抗体被复制的数目越多,相反则被复制的数目越少. 根据该原理产生新的种群. 随着对 CSA 的深入研究,对其改进也日益增多,但是 De Castro 等^[21]提出的 CSA 已成为基本且典型的算法,其具体流程如图 1 所示.

为了增加抗体多样性,增加收敛速度,在传统

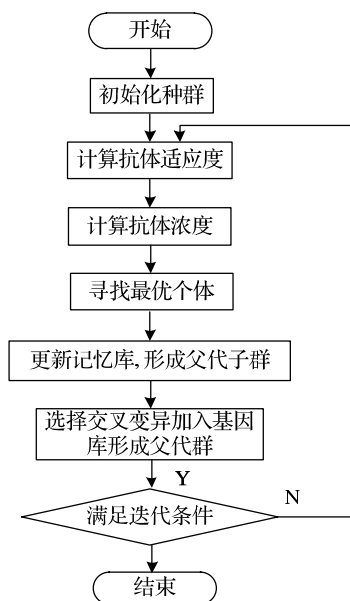


图 1 CSA 流程图

CSA 基础上,文献[22]提出了一种新克隆选择法,在免疫克隆原理的基础上,重新定义抗体亲和度,在抗体克隆机制中增加浓度的概念,改进超变异概率和算子,进而解决收敛速度慢、精度低等问题.

2 基于 CSA-SQP 的预测控制器参数整定研究

在预测控制的滚动优化中,通常采用目标函数来使系统在未来 $N(M \leq P \leq N)$ 个时刻的输出值尽可能地接近设定值. 第 k 个时刻的二次型目标函数为:

$$\min J_1 = Q \sum_{j=1}^P [y(k+j) - SP(k+j)]^2 + R \sum_{r=1}^M \Delta u^2(k+r-1),$$

其中: Q 是误差权矩阵; R 是控制权矩阵; M 是控制时域; P 是预测时域; $SP(k+j)$ 表示在第 j 个时刻的设定值; $y(k+j)$ 在第 j 个时刻的预测输出; $\Delta u(k+r-1)$ 表示操作变量的变化. 由预测控制原理以及二次性能指标函数可知,预测控制结果的好坏取决于很多因素,比如预测时域、控制时域、误差权矩阵、控制权矩阵以及采样周期(T_s)、模型时域(N)等. 本文选择 Q, R 为优化参数进行优化.

整定参数 Q, R 的控制器结构如图 2 所示.

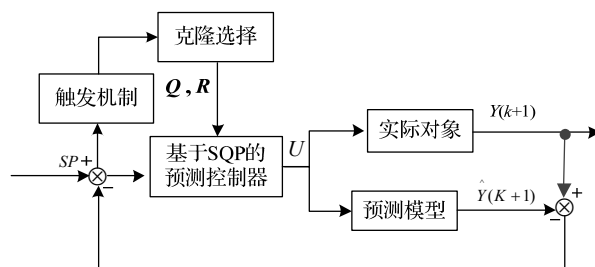


图 2 克隆预测控制器结构

2.1 参数整定流程

参数整定过程为:

(1)通过克隆选择算法离线调整控制器参数,获得 Q, R . (2)利用基于 SQP 的预测控制器进行滚动优化. (3)计算触发函数值,如果满足触发条件,即系统出现干扰,这时就跳到步骤(1),重新调整 Q, R ,否则就执行步骤(4). (4)继续滚动优化. (5)如果到达仿真时间就结束,否则就执行步骤(4). 流程如图 3 所示.

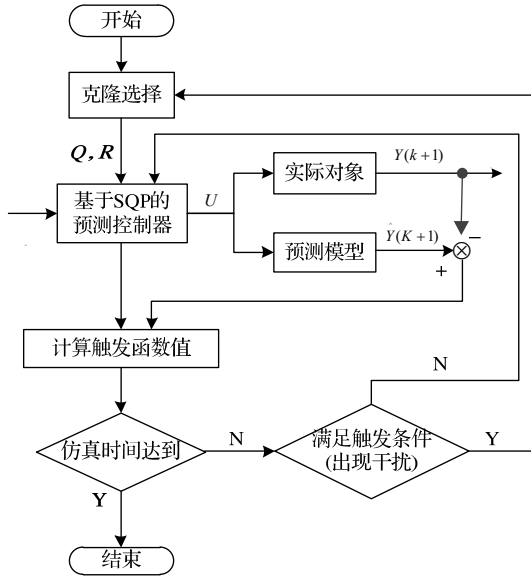


图3 预测控制器参数整定流程

2.2 基于克隆选择算法的参数寻优

设计克隆选择算法中的抗原、抗体以及在克隆选择算法中需要的一些参数。

(1) 抗原与抗体定义及编码。将目标函数作为抗原, Q, R 作为抗体。

(2) 初始化。初始时必须选取合适的算法参数并对抗体初始化, 抗体 Q, R 在各个参数的取值范围内随机初始化即可。对免疫算法中参数, 如种群规模的设定, 种群规模很大虽然可以使问题的求解精度更高, 但是相应算法的计算量也随之增大, 如果选取过小, 又会使求解误差过大, 得不到合适的解。因此, 结合本文的问题, 种群规模选择为 25~30。

(3) 目标函数设定。目标函数为:

$$J_2 = \sum_{i=1}^N [y(i) - SP(i)]^2, \quad (2)$$

其中: $y(i)$ 为 i 时刻的实际输出; $SP(i)$ 为 i 时刻对应的设定输出。

(4) 亲和力函数。抗体与抗原之间的亲和力反映抗体与抗原之间的匹配程度, 亲和力越高的抗体对应的预测控制量越满足控制要求, 抗体与抗原亲和力函数定义为:

$$aff = \exp(-J_2), \quad (3)$$

当目标函数值 $J_2 \rightarrow 0$ 时, $aff \rightarrow 1$; $J_2 \rightarrow \infty$, $aff \rightarrow 0$ 。

(5) 抗体克隆。根据每个抗体可以计算出其对应的 J_2 及 aff 。从群体中选择 $N \times ps$ 个亲和力较高

的优良个体进行克隆, 其中 ps 是抗体选择率。

(6) 抗体变异。以变异概率 pm 来选择克隆后的子群体的基因, 对被选中的基因进行变异操作, pm 的计算方法来源于新克隆选择算法:

$$pm_{i,t} = \frac{\rho}{\log_2 \left(\frac{checkFunction(i,1)}{checkFunction(i,1)+1} \right)}, \quad (4)$$

其中: ρ 为超变异概率常数, 用来调整整体变异概率, 取值范围为 $[0.2, 1]$; $checkFunction(i, t)$ 为第 t 次迭代的函数值。

(7) 抗体的选择。重新计算克隆变异后的每个子抗体的 J_2 及 aff , 选择亲和力更好的子体替代原有抗体。抗体选择率 ps 指在种群中选取参与克隆的优良抗体的比例, 基本 CSA 是选择 50%~80% 可以保证保留优良个体。按照文献[20]介绍的新的克隆选择算法, 重新定义抗体选择率为:

$$ps(i) = A_i / \sum_{i=1}^{popsize} A_i, \quad (5)$$

其中: $A_i = A_g / \sqrt{A_a}$, A_i 是第 i 个抗体的适应度值(亲和力), A_g 是对应的目标函数值, A_a 是抗体浓度, 与种群多样性有关。

(8) 抗体的淘汰。在抗体集中选择 $N \times per$ 个抗体, 将其淘汰且重新初始化, per 是死亡率。

(9) 终止条件。当到达设定的最大迭代次数、目标函数达到某一精度或者抗体亲和力不再有大的变动时则停止寻优。

2.3 克隆寻优的触发机制

考虑到克隆选择算法的迭代寻优过程较耗时, 有必要设计触发函数, 当系统出现干扰, 即系统的实际输出不按照既定的轨迹或预测值输出时, 此时触发免疫机制, 重新调整控制器参数, 否则就按照原来的控制参数继续滚动优化, 这样避免了克隆选择算法持续在线寻找控制器参数, 节约了时间。本文设计基于趋势预测的触发函数为:

$$G(t) = \{Y(k) - Y(k-1)\} \times \{Yp(k) - Yp(k-1)\}, \quad (6)$$

其中: $Y(k)$ 表示系统的当前输出; $Y(k-1)$ 表示系统上一时刻的输出; $Yp(k)$ 表示系统 k 时刻的预测输出; $Yp(k-1)$ 为系统上一时刻的预测输出。如果 $G(t) < 0$, 则说明实际输出不按照既定的轨迹或预测值输出, 此时触发免疫克隆机制进行控制器参数调整, 否则, 不触发继续滚动优化。

3 仿真实例

根据 2.2 节中参数的取值范围, 我们设定克隆选择算法中各个参数, 并进行仿真试验. 种群规模选择为 30; 记忆库容量取 5; 迭代次数取 50.

3.1 仿真实例 1

考虑非最小相位系统^[22]:

$$G(s) = \frac{-3s+1}{(4s+1)(3s+1)} e^{-3s},$$

其中: y 是最小相位系统的实际输出; 给定输出设定值, $SP(1)=SP(2)=\dots=SP(i)=\dots=SP(P)=1$, 利用第 2 节介绍的算法, 获得最优 MPC 的 Q, R 序列, 进而对该简单系统进行 MPC 控制, 使系统实际输出能够尽快平稳地到达设定值, 达到较优的控制效果. 设置 $P=10, M=5$, 本文离线整定的控制器参数和仿真结果为以下矩阵及图 4.

$$\begin{pmatrix} P \\ M \\ Q \\ R \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 30 \\ 5 \\ 0.019 \\ 0.007 \end{pmatrix}.$$

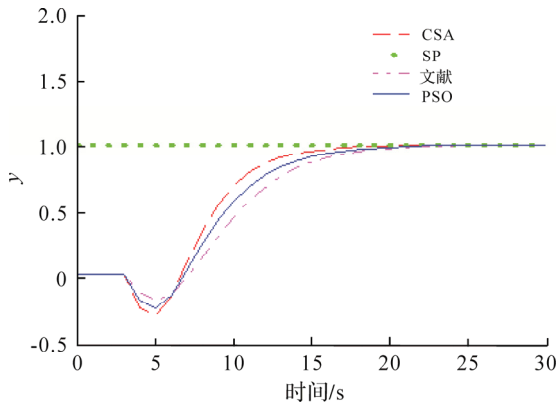


图 4 非最小相位系统输出

图 4 中文献表示文献[22]的优化结果, 根据经验确定控制器参数, 然后用免疫克隆选择算法在线优化控制变量. 从图 4 可看出, 本文的算法应用到带有滞后的非最小相位系统模型中后, 实际输出很快接近设定值, 并且没有误差, 没有超调出现, 短时间内达到稳定. 考虑到本文和文献[22]都是利用智能算法进行控制器参数整定, 因此, 增加利用 PSO 进行参数整定对比实验, PSO 内部学习因子 $C1$ 和 $C2$ 取 $[0, 2]$ 之间的随机数据, 其他参数定义与设定按照文献[18]. 其余与 CSA 相同的一些参数,

比如种群规模, 迭代次数等与 CSA 相同. 与 CSA 对比, 证明本文方法是有效的.

3.2 仿真实例 2

考虑如下不确定系统, 加热炉对象^[23]

$$G(s) = \frac{2+0.6\varepsilon_1}{(5+1.5\varepsilon_2)s+1} e^{-(3+0.9\varepsilon_3)s},$$

其中, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 表示模型的不确定度, 其取值范围是 $[-1, 1]$; y 是不确定模型的实际输出; 给定输出设定值 $SP(1)=SP(2)=\dots=SP(i)=\dots=SP(P)=1$, 利用第 2 节介绍的算法, 获得最优 MPC 的 Q, R 序列, 进而对该不确定系统进行 MPC 控制, 使系统实际输出能够尽快平稳地到达设定值, 达到较优的控制效果. 设置 $P=10, M=5$, 本文离线整定的控制器参数和仿真结果为以下矩阵和图 5.

$$\begin{pmatrix} P \\ M \\ Q \\ R \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 29 \\ 4 \\ 0.0016 \\ 0.018 \end{pmatrix}.$$

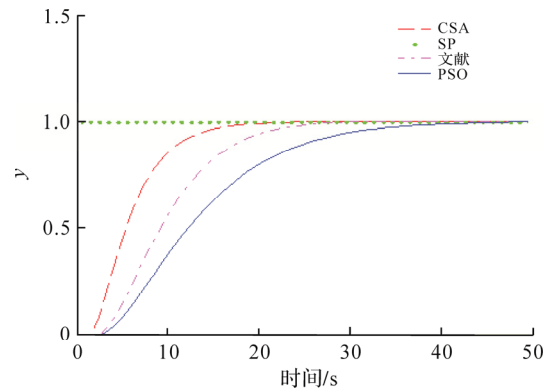


图 5 加热炉对象输出

工业控制中模型的不确定性是不可避免的, 本文充分考虑了模型的不确定性, 对模型进行控制优化. 图 5 中文献表示文献[23]的优化结果, 文献[23]利用基于 Min-Max 预测控制器参数整定, 采用嵌套遗传算法寻优, 参数整定速度比较慢. 从图 5 可知, 本文方法的收敛速度比文献[23]显著加快, 而且考虑了不确定性参数, 增加了模型的鲁棒性, 控制输出和文献[23]中的最优整定结果几乎吻合, 达到了预期的效果, 此处也加入了 PSO 参数整定的对比试验.

考虑到算法的随机性, 进行 10 次实验. 由于适应度的大小反应了抗体的适应性, 适应度越高,

求解越准确. 统计 10 次实验结果的平均适应度值进行对比, 结果见表 1.

表1 实验数据对比

实例	算法		
	CSA	PSO	文献[23]
实例 1	0.205 4E-4	0.036 1E-4	0.002 3E-4
实例 2	6.837 0E-4	0.003 0E-4	7.752 5E-4

实例 1 中 3 种方法都是采用智能算法进行优化控制, 耗时相当. 但是 CSA 的适应度明显低于其他 2 种. 实例 2 中, CSA 和文献[23]中适应度相当, 但是文献[23]中采用的方法是嵌套的双层智能算法, 耗时明显比 CSA 多.

3.3 仿真实例 3

考虑非线性系统, 如连续搅拌釜反应器(CSTR)模型是常见强非线性对象. 假设在连续搅拌釜反应器内产生放热、不可逆反应, 反应物 A, 生成物 B, 反应过程中保持物料平衡和能量平衡, 三级反应器的物料平衡方程为:

$$\begin{aligned}
 V \frac{dC_A^{(i)}}{dt} &= FC_A^{(i-1)} - FC_A^{(i)} - VC_A^{(i)} k_0 e^{-E/RT^{(i)}}, \\
 C_P \rho V \frac{dT^{(i)}}{dt} &= C_P \rho FT^{(i-1)} - C_P \rho FT^{(i)} - \\
 &\quad \Delta H VC_A^{(i)} k_0 e^{-E/RT^{(i)}} + K_T A (T_C^{(i)} - \\
 &\quad C_{PC} \rho_C V_C \frac{dT_C^{(i)}}{dt} = C_{PC} \rho_C F_C T_C^{(i+1)} - \\
 &\quad C_{PC} \rho_C F_C T_C^{(i)} + K_T A (T_C^{(i)} - T_C^{(i)}). \quad (7)
 \end{aligned}$$

其中: i 为第 i 个反应器; $T^{(i)}$ 是第 i 个反应器混合物的出口温度; $T_C^{(i)}$ 是第 i 个反应器冷却水出口温度; $C_A^{(i)}$ 是第 i 个反应器混合物出口浓度; 其他参数的物理意义及取值见表 2.

考虑三级串联的反应釜, 得到如图 6 所示的反应过程模型(状态空间描述)^[24].

状态变量: $[C_A(i), T(i), T_C(i) / i = 1, 2, 3]^T$,

输出变量: $[T(1), T(2), C_A(3)]$,

控制变量: $[T_C(4), T(0), F_C]$

对三级串联 CSTR 模型进行非线性预测控制, 整个过程分 3 个阶段: (1) 0~50 s, 在第 1 秒时进料流量由原来的 100% 变为 70% 进行变负荷控制. (2) 50~100 s, 气体常数变化 3% 进行控制. 气体常数 R_1 是模型中的一个重要参数, 通常取气体常数 $R_1 =$

表2 三级串联 CSTR 模型中各参数

参数	值	物理意义
r		反应速度
k_0/s^{-1}	2 000	Arrhenius 反应率系数
A/m^2	0.09	每个反应器的传热面积
V/m^3	0.8	反应器容积
V_C/m^3	0.1	冷却套管容积
$C_p/(kJ \cdot (kg \cdot K)^{-1})$	0.565	混合物的热容
$C_{pc}/(kJ \cdot (kg \cdot K)^{-1})$	4.186 8	冷却剂的热容
$\rho/(kg \cdot m^{-3})$	850	混合物密度
$\rho_c/(kg \cdot m^{-3})$	1 000	冷却剂密度
$F/(m^3 \cdot s^{-1})$	0.002 5	系统进料流量
$F_C/(m^3 \cdot s^{-1})$	0.002	冷却剂流量
$KT/(W \cdot (m^2 \cdot K)^{-1})$	167.5	总传热系数
$C_{A0}/(kg \cdot mol \cdot m^{-3})$	0.6	初始进料浓度
$\Delta H/(kJ \cdot (kg \cdot mol)^{-1})$	146 538	反应热
$E/(kJ \cdot (kg \cdot mol)^{-1})$	42 287	活化能
$R_1/(kJ \cdot (kg \cdot mol \cdot K)^{-1})$	8.314	气体常数

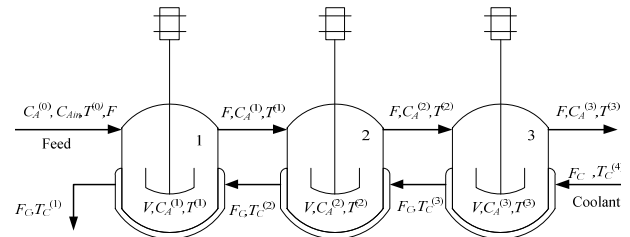


图6 三级串联 CSTR 模型中各参数

8.314 kJ·(kg·mol·K)⁻¹. 但是实际上气体常数是变化的, 它与密度成正比, 与热力学温度的平方成反比, 而且该参数的微小变化对系统影响很大. 因此, 我们假设气体常数有 3% 的变动, 进行控制优化. (3) 100~150 s, 压强加入干扰 5% 进行控制. 实际反应釜中压强也不可能是定值, 因此在此处也给压强 5% 的变动, 对系统进行控制. 因扰动出现, 要重新调整控制器参数, 使系统能够很快地到达稳态, 克隆选择算法优化结果见表 3. 仿真输出曲线如图 7~9 所示.

从实时仿真输出图 7~9 可以看出, 在 50 s 时气体常数 R_1 变化 3% 作为干扰, 发现气体常数 R_1 的变化对系统影响较大, 触发克隆选择算法重新调整控制器参数, 控制权矩阵 R 减小, 误差权矩阵 Q 增大, 使系统尽快地抑制干扰, 到达稳定. 在 101 s 时压强变动 5% 作为干扰, 此时系统出现很小的波动,

触发克隆选择算法,重新调整参数后,系统很快恢复稳定,抑制了干扰.图7~9中NO-TRIGGER表示的只是整定1次参数的情况,从图7~9中可以明显看到输出偏离了设定值.总之,本文的方法对于系统出现扰动时能够及时调整控制器参数,准确、稳定、快速地使其到达系统稳定状态.

表3 三级串联反应釜的控制整定的参数

参数	进料变化 30%	气体常数变化 3%	压强变化 5%
Q	$\begin{pmatrix} 100.9500 \\ 254.2473 \\ 196.6222 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1720.3072 \\ 1200.4203 \\ 2500.7048 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1012.799 \\ 215.7343 \\ 1624.0513 \end{pmatrix}$
R	$\begin{pmatrix} 389.1740 \\ 694.3159 \\ 545.2314 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.1967 \\ 0.0934 \\ 0.3074 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.0729 \\ 0.00885 \\ 0.07984 \end{pmatrix}$

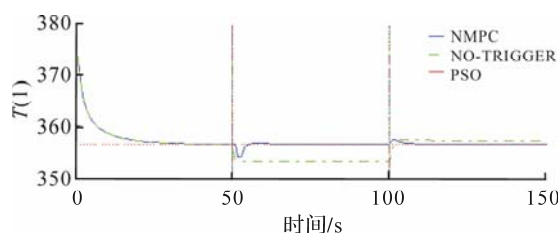


图7 CSTR 的输出变量 $T(1)$

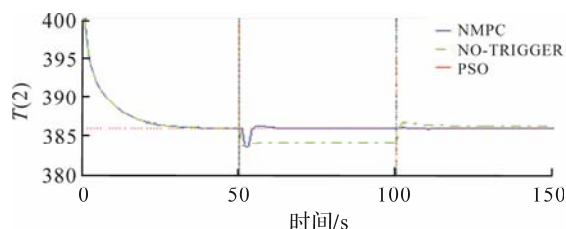


图8 CSTR 的输出变量 $T(2)$

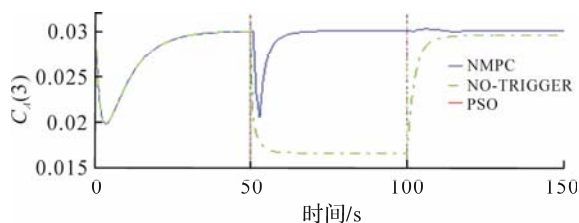


图9 CSTR 的输出变量 $C_A(3)$

4 结语

提出了CAS-SQP的整定预测控制器的参数方法,避免了靠先验或者人为给定来确定控制器参数的方法.该参数整定方法不但使输出迅速接近给定值,而且控制变量变化平滑.基于预测趋势的

事件触发方法,避免了克隆选择算法连续寻优,提高了算法效率.实例证明,我们提出的对预测控制器参数整定的方法合理有效,具有通用性.

参考文献:

- [1] 席裕庚,李德伟,林姝.模型预测控制——现状与挑战[J].自动化学报,2013(3):222-236.
- [2] GARRIGA J L, SOROUGH M. Model predictive control tuning methods: A review[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2010, 49(8):3505-3515.
- [3] SALSURY T, MHASKAR P, QIN S J. Predictive control methods to improve energy efficiency and reduce demand in buildings[J]. Computers and Chemical Engineering, 2013, 51(13):77-85.
- [4] CAMACHO E F, ALBA C B. Model predictive control [M]. New York: Springer Science & Business Media, 2013:1-13.
- [5] MORARI M, BARI' C M. Recent developments in the control of constrained hybrid systems[J]. Computers and Chemical Engineering, 2006, 30(10/12):1619-1631.
- [6] WANG J H, GAO X W. Design of multivariable PID controller of electrosag remelting process based on improved shuffled frog leaping algorithm[J]. Control and Decision, 2011, 26(11):1731-1734.
- [7] LI C J, GUO Y N, ZHANG Y H. Parameter tuning for the attitude control algorithm of wheel controlled spacecraft based on time and frequency domain analysis[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(11):3319-3322.
- [8] HAO Q, GUAN L W, WANG L P. GA-based control parameter tuning of parallel machine tool motor servo systems[J]. Journal of Tsinghua University (Sci & Tech), 2010, 50(11):1081-1086.
- [9] CHEN X S, YANG Y M. A novel adaptive PID controller based on actor-critic learning[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(8):1187-1192.
- [10] CHU J Z, DU B. Performance analysis and online fuzzy self-tuning of RTD-a controller's parameters[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2011, 45(8):1167-1170.
- [11] WANG W B, FENG Q Y, LIU D. Synthesis of thinned linear and planar antenna arrays using binary PSO algorithm[J]. Progress in Electromagnetics Research, 2012, 127:371-387.
- [12] TAO X M, LIU F R, LIU Y, et al. Clone selection optimization algorithm with directional multi-scale mutation[J]. Control and Decision, 2011, 26(2):175-181.
- [13] MOLLA-ALIZADEH-ZAVARDEHI S, HAJIAGHAELI-KESHTALI M, TAVAKKOLI-MOGHADDAM R.

- Solving a capacitated fixed-charge transportation problem by artificial immune and genetic algorithms with a Prüfer number representation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8):10462-10474.
- [14] AYDIN I, KARAKOSE M, AKIN E. A multi-objective artificial immune algorithm for parameter optimization in support vector machine[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1):120-129.
- [15] LIU H Q. Semisupervised immune clone selection graph partition algorithm[J]. *Computer and Applications*, 2014, 50(22):11-16.
- [16] ZHANG D N, LIU Y. Reentry trajectory optimization based on an improved genetic algorithm and sequential quadratic programming[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2014, 48(1):161-167.
- [17] LUO J. The Sequential Quadratic Programming (SQP) algorithm and applying to pursuit-evasion of the spacecraft[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012.
- [18] ZHAO F F. Improved clonal selection algorithm and its application in parameters tuning of controller[D]. Changsha: Hunan University, 2013.
- [19] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Transaction on Evolution Computation*, 2002, 6(3):239-251.
- [20] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. The clonal selection algorithm with engineering applications[EB/OL]. [2016-01-10]. http://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/research/lnunes_dout/artigos/gecco00.pdf.
- [21] XU Y, ZHANG G H, QIAN F. New clonal selection algorithm application in kinetic parameter estimation[J]. *Computers and Applied Chemistry*, 2008, 10:1175-1179.
- [22] 龚固丰, 章兢, 王炼红. 基于克隆选择的免疫预测控制方法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2008, 35(6):36-40.
- [23] 徐祖华, 赵均, 钱积新. 基于 Min-Max 的预测控制鲁棒参数设计[J]. *化工学报*, 2004(4):613-617.
- [24] 陈杨, 邵之江, 游江洪, 等. 一类非线性系统的变负荷预测控制[J]. *化工学报*, 2011(8):2253-2257.

Tuning parameters for model predictive controller based on CSA-SQP

CHEN Yang¹, JIANG Wen-li², SHI Xu-hua², ZHAO Jun³, XU Zu-hua³

(1.College of Science & Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

2.Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China

3.State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: A hybrid algorithm is presented to solve the difficulty of tuning the parameters of a model predictive controller (MPC). The algorithm is based on both the immune clonal selection algorithm and sequential quadratic programming. Antibodies, antigens, and affinity are also defined. The framework of tuning parameters based on events trigger is introduced in case of uncertain disturbance. Finally, the simulation is conducted using the presented algorithm. Comparison with the results of set point control indicates that the proposed method is more efficient than other tuning methods and can be used to solve the problems with the predictive controller parameter tuning.

Key words: model-predictive control; clonal selection algorithm; sequential quadratic programming; events trigger; antibody

(责任编辑 史小丽)