

基于改进 DE-NMPC 的 酸碱中和反应 pH 值控制

朱 腾¹ 王京春¹ 熊智华¹

摘要 将一种改进的基于差分进化算法的非线性预测控制应用到酸碱中和反应 pH 值控制系统. 算法充分利用滴定曲线模型, 指导优化过程搜索的初始化空间. 同时, 在变异和选择等操作中改进了差分进化算法, 解决了一类有边界约束的非线性优化问题. 在发酵罐实验装置中进行了测试实验, 取得了较好的效果.

关键词 差分进化, 非线性预测控制, 酸碱中和反应, 滴定曲线, 发酵罐

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00159

DE-based Nonlinear Model Predictive Control of a pH Neutralization Process

ZHU Teng¹ WANG Jing-Chun¹ XIONG Zhi-Hua¹

Abstract Differential evolution (DE)-based nonlinear model predictive control (NMPC) is applied to a pH neutralization system. The algorithm fully makes use of the titration curve model to obtain the appropriate initial values of nonlinear optimization problem. Meanwhile, a modified DE algorithm is proposed to solve a boundary constrained optimization problem in the NMPC. The proposed method is validated in a real fermentation reactor, and the testing results show its effectiveness.

Key words Differential evolution (DE), nonlinear model predictive control (NMPC), pH neutralization, titration curve, fermentation reactor

线性预测控制理论已经成功应用在石油、化工等很多行业中^[1]. 但是由于其使用线性模型, 当被控对象存在强非线性特征或者工作点频繁变动时, 线性预测控制难以满足控制要求. 对于复杂的非线性对象, 可以采用局部线性化模型或者基于非线性模型的非线性预测控制方法 (Nonlinear model predictive control, NMPC)^[2]. 线性化方法用一组线性模型来表达整个过程动态, 用权函数来得到最佳模型^[3]. 非线性预测控制的关键在于选择适当的非线性模型和合适的非线性优化方法, 其中非线性模型则包括机理模型、经验模型等.

由于非线性模型的引入使得优化问题失去凸性, 以及过程变量存在各种约束等原因, 非线性预测控制通常需要使用非线性优化方法求解控制量^[4], Cannon 等^[5]采用传统的 Pontryagin 方法来求解 NMPC 中的优化问题. 目前基于差分进化 (Differential evolution, DE) 算法的非线性优化方法在非线形预测控制中得到了广泛的应用. 王毓栋等^[6]则采用 DE 算法求解非线性优化问题, 从而得到非线性预测控制的控制量.

DE 算法^[7]是一种基于实数编码的具有保优思想的贪婪遗传算法, 在求解非凸、多峰、非线性函数优化问题时具有很

强的稳健性.

DE 算法处理约束优化的主要进展可以分为三类: 罚函数法, 设定特定的进化操作或约束修正因子, 混合方法. 实际的工业控制一般都存在约束条件, 包括各个控制量的边界约束, 各控制量之间线性、非线性约束等. 近年来, DE 算法在多目标、约束、离散和噪声等复杂环境下的优化也得到了发展. Mezura-Montes 等^[8]提出了三种选择标准来对解进行选择, 从而指导搜索趋向于可行域; Storn^[9]提出了一种自适应机制来松弛问题约束, 使得所有初始解均可行, 同时仍可行域随着进化逐渐收敛到真实可行域, 并使用衰老因子来控制每个解在种群中的存活时间; Sarimveis 等^[10]提出一种排列 DE 算法, 采用增广拉格朗日方法来处理约束, 罚因子和拉格朗日乘子随着算法的进程进行调节, 个体的交叉变异程度取决于个体的适应值. Lee 等^[11]提出了一种基于改进 DE 的动态优化方法来确定连续聚合反应过程的最优控制变量轨迹. DE 算法还在化工^[12]、电力系统^[13]的优化中得到了应用.

本文针对以 SY3010E 发酵罐为实验平台的酸碱中和反应控制系统, 将改进的 DE 算法用于求解 pH 值非线性预测控制. 在实验中, 还根据滴定曲线反映的静态增益变化情况, 指导优化过程搜索的初始化空间, 大大缩短了优化求解时间.

1 酸碱中和反应 pH 值的非线性预测控制

1.1 酸碱中和反应过程

酸碱中和反应时, 在 pH 值的不同变化区间, 过程的静态增益变化明显, 表现出强非线性特征, 为此经常被用来研究非线性系统的控制问题^[3, 14]. 本文对以 SY3010E 发酵罐为实验平台的强酸 (HNO₃) 强碱 (NaOH) 中和反应进行 pH 值的控制. 该发酵罐是 10 立升带搅拌的釜式反应罐, 包括酸路、碱路、消泡和补料四路输入, 各路输入均由蠕动泵挤压软管将软管中的溶液加到罐体. 其中酸路和碱路的调节是由同一个执行机构采用分程控制方式来实现. 实验中消泡回路以恒定的流速向罐体加入 HNO₃, 碱路向罐体中加入 NaOH. 通过调节碱路的控制量来控制罐体溶液的 pH 值, 溶液的 pH 值用 pH 电极实时测量得到. 在试剂加入罐体的同时, 罐内搅拌机构不断转动, 近似认为整个过程中离子完全可溶, 试剂完全混合.

建立酸碱中和反应的模型对于非线性预测控制至关重要. 许多研究人员都采用酸碱中和反应的机理模型对其进行分析^[15-16], 因此本文在文献 [14] 的基础上, 也采用基于机理的方法来建立模型. 酸碱中和反应的机理模型通常采用反应不变量 ($[\text{NO}_3^-] - [\text{Na}^+]$) 作为状态变量来描述. 在中和反应的每个时刻, 若反应速度足够快, 该反应处于化学平衡状态, 反应不变量是不变的; 而在整个反应过程中, 不同时刻的反应不变量是变化的. 通过中和反应过程中的守恒等式和平衡关系, 可以建立该中和反应的机理模型^[14]:

$$x(k+1)V(k+1) = x(k)V(k) + q_1 T_s W_{a1} + q_2 T_s W_{a2} \quad (1)$$

$$x(k) = 10^{y-14} - 10^{-y} \quad (2)$$

$$50 \leq U \leq 100 \quad (3)$$

其中, x 为罐体内酸和碱的 ($[\text{NO}_3^-] - [\text{Na}^+]$) 值; y 是罐体溶液的 pH 值; $V(k)$ 表示时刻 k 罐内溶液体积; T_s 为采样时间; q_1 为酸的流速, 实验中保持恒定; q_2 为碱的流速, 碱路控制量为 50~100. U 是碱路的控制量; 控制量与流速的线性

收稿日期 2008-10-21 录用日期 2009-04-16
Manuscript received October 21, 2008; accepted April 16, 2009
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2007AA041402), 国家自然科学基金 (60874049) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA041402), and National Natural Science Foundation of China (60874049)
1. 清华大学自动化系 北京 100084
1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084

比例系数,由多次试验测量求平均值得到. W_{a_1} 和 W_{a_2} 为相应支路单位体积溶液中的电荷数. 本实验中,考虑酸 (HNO_3) 的 NO_3^- 电荷数,碱 (NaOH) 的 Na^+ 电荷数,因此 $W_{a_1} = -[\text{NO}_3^-]$, $W_{a_2} = [\text{Na}^+]$. 对于上述中和反应过程,参数 W_{a_1} 和 W_{a_2} 将影响到模型的准确性,需要结合滴定曲线、实际响应曲线等来确定.

1.2 酸碱中和反应 pH 值的非线性预测控制

根据由式 (1) 和 (2) 描述的酸碱中和反应非线性模型,该反应的 pH 值非线性预测控制问题描述如下:

$$X_{k+1} = f(X_k, U_k, v_k) \quad (4)$$

$$y_k = g(X_k) + w_k \quad (5)$$

其中, k 为采样时刻, X 为状态向量, U 为操作变量(即碱路的控制量), y 为被控变量(即 pH 值), v 和 w 为噪声.

经过模型校正后的未来 j 步模型预测输出为

$$y_{k+j} = g(X_k) + b_k \quad (6)$$

其中 $b_k = y_k^m - y_k$ 为输出预测值 y_k 和测量值 y_k^m 之差.

定义如下的非线性预测控制目标函数式^[6]:

$$J = \sum_{j=1}^P \|e_{k+j}^y\|_{Q_j} + \sum_{j=1}^{M-1} \|\Delta U_{k+j}\|_{S_j} + \sum_{j=1}^{M-1} \|e_{k+j}^u\|_{R_j} + \|S\|_T \quad (7)$$

其中, $e_{k+j}^y = y_{k+j} - y_s$ 为预测输出与期望输出之间的偏差, $e_{k+j}^u = U_{k+j} - U_s$ 为预测输入与期望稳态输入之间的偏差, P 为预测序列长度, M 为控制序列长度, ΔU_{k+j} 为输入变量的增加量, S 为模型预测的约束值且有 $S > 0$, Q_j 、 S_j 、 R_j 和 T 为时变加权系数,均选择为正定矩阵.

预测控制存在的等式约束包括由式 (1) 和 (2) 构成的非线性模型,不等式约束条件则如下式所示:

$$y_j - S \leq y_{k+j} \leq \bar{y}_j + S \quad (8)$$

$$\underline{U} \leq U_{k+j} \leq \bar{U} \quad (9)$$

$$\Delta \underline{U} \leq \Delta U_{k+j} \leq \Delta \bar{U} \quad (10)$$

根据上述非线性预测控制的目标函数和约束条件,通过优化方法求解得到预测控制的输入序列 $U^M = \{U_k, U_{k+1}, \dots, U_{k+M-1}\}$. 在预测控制执行过程中,输入序列 U^M 的第一个分量施加到系统中,随后整个过程在每个采样周期重复进行. 由于在酸碱中和反应的非线性预测控制中引入了非线性模型和不等式约束,使得求解控制量的优化问题变成了一个非凸问题,很难求得全局最优解.

2 基于差分进化算法的非线性优化求解

本文采用差分进化算法在线求解上述多约束非线性动态优化问题. 将目标函数式 (7) 作为 DE 算法的评价函数,通过 DE 算法使得 J 最小,同时引入惩罚函数使控制量满足约束式 (8)~(10).

2.1 改进的差分进化算法

DE 算法的主要特点在于变异操作是基于种群内个体间的差异向量进行的. 近年来,DE 算法在多目标、约束等复

杂环境下的优化也得到了一些发展. DE 算法处理约束优化的方法包括罚函数法,设定特定的进化操作或约束修正因子,混合方法等^[7]. 这些方法主要针对既有边界约束,又有各控制量之间的线性、非线性约束的情况提出的. 对于只存在边界约束的优化问题,这些方法显得比较复杂. 比如,罚函数法的应用需要仔细调节罚因子.

针对上述问题,本文结合酸碱中和反应过程的特点,对 DE 算法进行了改进,主要体现在:

1) 算法初始化中,在可行解空间内初始化种群.

2) 在变异操作中增加变异操作结果的检查. 若超出可行解空间,重新选择个体进行变异. 重新变异时缩放因子 F 按指数衰减,而且设置了重新变异的次数.

3) 在选择操作中总是选择可行解.

需要说明的是在变异操作中,为防止出现多次重新变异后的结果仍然超出可行解空间,导致重新变异次数太大且占用过多的算法时间,改进的算法中设置了重新变异的次数 n_K ,这有利于改进的 DE 算法可以在控制周期内计算出控制量.

基于上述改进的 DE 算法步骤如下:

步骤 1. 选择初始化参数: 种群大小 N_p , 优化问题的维数 D , 缩放因子 F , 交叉概率 C_R , 最大重新变异次数 n_K .

步骤 2. 在可行解空间随机产生含有 N_p 个个体的种群 $X_i(t)$, $i = 1, \dots, N_p$. 计算种群的适配值,即目标函数 $f(x_i^t)$.

步骤 3. 变异操作: 选择个体根据式 (11) 进行变异

$$V_i^{t+1} = X_{r_1}^t + F e^{-n} (X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) \quad (11)$$

其中, $r_j = 1, \dots, N_p$, 且 $r_j \neq i$; $j = 1, 2, 3$; n 是重新变异的次数. 检查变异结果,若为不可行解,重新选择个体进行变异;若为可行解,则进入步骤 4;若 $n > n_K$,则取 $V_i^{t+1} = X_{r_1}^t$,再进入步骤 4.

步骤 4. 交叉操作: 根据式 (12) 产生试验个体 $u_{i,j}^{t+1}$.

$$u_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} V_{i,j}^{t+1}, & \text{若 } \text{rand}(j) \leq C_R \text{ 或 } j = r(D(i)) \\ X_{i,j}^t, & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\text{rand}(j)$ 是 $[0, 1]$ 均匀分布随机数, $\text{rand}(D(i))$ 为 $1, 2, \dots, D$ 之间的随机取值.

步骤 5. 选择操作: 根据式 (13) 选择可行解 R 中的新种群

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} u_i^{t+1}, & \text{若 } f(u_i^{t+1}) < f(x_i^t) \text{ 且 } u_i^{t+1} \in R \\ x_i^t, & \text{否则} \end{cases} \quad (13)$$

步骤 6. 重复步骤 3~5,直到最大进化代数或目标函数到达指定精度.

2.2 用滴定曲线指导 DE 算法优化搜索

图 1 为强酸强碱中和滴定曲线,它反映了过程静态增益变化情况,可以看出在 pH 值等于 7 的附近,过程静态增益很大,少量的酸或碱都会引起 pH 值的剧烈变化,具有明显的非线性特征. 为了提高算法求解速度,防止基于随机搜索的 DE 算法陷入局部极小而使求解误差大,本文利用酸碱中和反应的静态模型来帮助确定 DE 算法优化的初始化空间.

该中和反应中,酸的流速恒定,可以计算出正好中和酸所需的碱的流速和碱泵控制量 U_e . 很明显,如果 pH 测量值小于设定值,优化结果应该在 $[U_e, U_h]$ 范围内;反之,如果 pH 测量值大于设定值,优化结果应该在 $[U_l, U_e]$ 之间. 为了

加快优化算法的求解速度, 可以根据滴定曲线反应的过程静态增益大小, 选择 $[U_l, U_e]$ 或 $[U_e, U_h]$ 中的一小段作为优化算法搜索的初始化范围, 其示意图如图 2 所示.

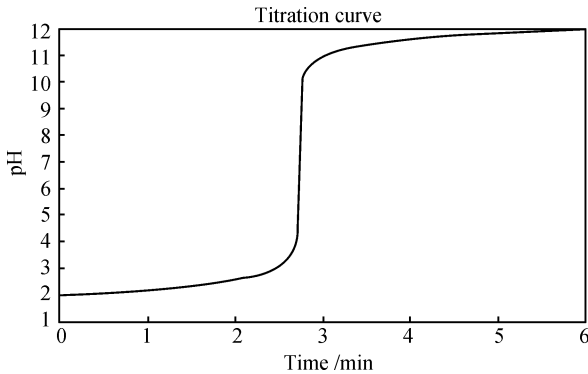


图 1 强酸强碱中和滴定曲线
Fig.1 Titration curve

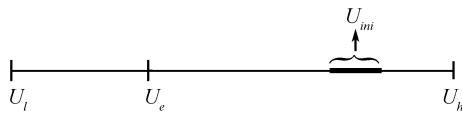


图 2 优化搜索的初始化范围
Fig.2 Initial space of optimization programming

根据上述分析, 基于以下两点来选择搜索的初始化范围:

1) 当 pH 测量值逐渐接近设定值时, 算法优化的初始化范围逐渐接近 U_e .

2) 根据静态增益的变化, 调节初始化范围接近 U_e 的程度. 静态增益越大则选择接近 U_e 的初始化范围, 静态增益小就选择远离 U_e 的初始化范围. 具体的初始化范围计算如下. 记对应于设定值 sv 时的测量值 pv 为 pv_0 .

$$f = \eta \times \frac{sv - pv}{|sv - pv_0|} \quad (14)$$

其中 η 为正的实系数.

优化算法的初始化范围 U_{ini} 为

$$U_{ini} = \begin{cases} U_e + (U_h - U_e)[(f - \beta) + 2\alpha\beta], & \text{若 } pv < sv \\ U_e, & \text{若 } pv = sv \\ U_e + (U_e - U_l)[(f - \beta) + 2\alpha\beta], & \text{若 } pv > sv \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\alpha = \text{rand}(\cdot)$ 是 (0,1) 间的随机数, β 用以调节初始化范围的大小.

由式 (15) 可知, 参数 η 可以调节初始化范围落在 $[U_l, U_e]$ 或 $[U_e, U_h]$ 之间的位置. 如果过程的静态增益大, 则使用较小的 η 值, 使得优化解在靠近 U_e 附近, 即用比较小的控制量, 防止过程超调过大或产生振荡等. 对于静态增益较小的 pH 值区间, 可以用大的 η 值, 使得优化解远离 U_e , 即用比较大的控制量, 提高反应速度. 此外, 若计算出的范围超出控制量的边界条件, 则选择与之接近的边界值.

3 基于改进 DE 算法的非线性预测控制算法步骤

用改进的 DE 算法在线求解非线性预测控制的约束优化问题, 得出控制量序列. 算法步骤如下:

步骤 1. 采样控制系统当前输出, 计算上一步预测值与实际值误差 e .

步骤 2. 利用改进的 DE 算法最小化目标函数, 求满足约束要求的控制量序列:

- 1) 初始化种群, 使其个体大小满足控制量约束;
- 2) 使用种群中的每个个体作为当前控制量分别预测输出变量, 并使用 e 进行校正;
- 3) 对于每个输出变量预测序列计算目标函数值, 选出其中最佳值;
- 4) 对种群进行变异、交叉、选择操作, 生成新的种群;
- 5) 重复 2)~4), 直到最大进化代数或目标函数到达指定精度.

步骤 3. 将步骤 2 得出的当前时刻控制量输出, 根据系统模型来预测系统的输出序列, 等待下一个采样时刻.

4 实验结果

在强酸 (HNO_3) 与强碱 (NaOH) 中和反应实验中, 初始条件如下: HNO_3 浓度为 0.20 mol/L , NaOH 浓度为 0.20 mol/L , 发酵罐罐体内溶液的初始体积 $V = 3 \text{ L}$, $q_1 = 0.18715 \text{ mL/s}$, q_2 与 U 的线性比例关系为: $U = 0.0101867 \times q_2 + 50$.

在本实验系统中, 参数 W_{a1} 和 W_{a2} 的确定将影响到中和反应模型的准确性. 经过大量实验, 并结合该实验条件下的滴定曲线和实际响应曲线, 我们大致确定了如下参数: $W_{a1} = -0.0002 \text{ mol/mL}$, $W_{a2} = 0.0002 \text{ mol/mL}$.

经过多次实验, 确定了 DE 算法的参数为: 进化代数为 35, $F = 0.8$, $C_R = 0.8$, $\beta = 0.1$, 最大重新变异次数 n_K 为 10. 设定值在 7 附近时, $\eta = 0.3$, 其余部分 $\eta = 0.6$. 算法执行时间约为 1 秒. 为了让算法能在控制周期内计算出控制量, 控制周期应比算法执行时间长, 并考虑到控制周期长些可以使溶液充分搅拌, 因此控制周期取为 3 秒.

实验装置的下位机中已具备传统 PID 控制算法, 因此可以方便地实施 PID 控制. 在采用 PID 控制来实现中和反应的控制时, 由于中和反应具有比较强的非线性特征, 因此可以采用分段线性化的办法, 即采用分段 PID 控制, 针对不同的操作区域分别设定不同的 PID 参数, 从而可以通过分段 PID 控制实现较好的控制效果. 与其他 NMPC 算法相比, 本文的算法比较简单, 可以比较方便地在上位机中进行实现. 为此, 将本文提出的 DE-NMPC 和分段 PID 控制方法进行比较来分析控制性能.

实验过程中分别对不同区域设定值的变化情况进行实际测试, 其中 pH 值设定值的变化包括了 $7 \sim 3$, $3 \sim 7$, $7 \sim 10$ 和 $10 \sim 7$ 四个过程. 对于分段 PID 控制, 为了获得较好的控制效果, 在实验过程中, 针对不同的设定值变化过程 (即不同的操作区域), 对 PID 参数进行了设置. 经过大量的试验, 得到了在相应操作区域达到较好控制效果的 PID 参数. 相应的 PID 参数分别为:

当 pH 值为 $7 \sim 3$ 时, $K_p = 80$, $T_i = 3600$, $D = 0$;

当 pH 值为 $3 \sim 7$ 时, $K_p = 22$, $T_i = 200$, $D = 0$;

当 pH 值为 $7 \sim 10$ 时, $K_p = 80$, $T_i = 3600$, $D = 0$;

当 pH 值为 $10 \sim 7$ 时, $K_p = 24$, $T_i = 80$, $D = 0$.

在上述四种变化过程中, 非线性预测控制采用了相同的参数. 两种方法的控制效果如图 3~6 所示.

与传统的分段 PID 控制相比, NMPC 方法不需要根据不同的设定值变化来修改参数, 也可以获得较好的控制效果. 此外, 从实验效果可以看出, NMPC 的控制效果在超调量的大小和控制量的波动等方面都明显优于传统的分段 PID 控制. 在 pH 设定值 $3 \sim 7$ 的变化过程中, 与 PID 控制相比,

NMPC 控制的控制量一直都保持在比较低的范围, 这种保守的策略使得 pH 测量值到达设定值所用的时间比较长. 随着实验的进行, 由于蠕动泵的密封不是很好, 软管中会进入气体而形成气泡. 当软管中的气泡比较大并且位于软管靠近罐体的出口时, 蠕动泵挤压软管挤进罐体的是气体, 不是溶液, 因而造成罐体溶液的 pH 值不会变化. 图 4 和图 5 中的 PID 控制效果的时滞就是这样产生的. 这也是在实验中需要进一步解决的问题.

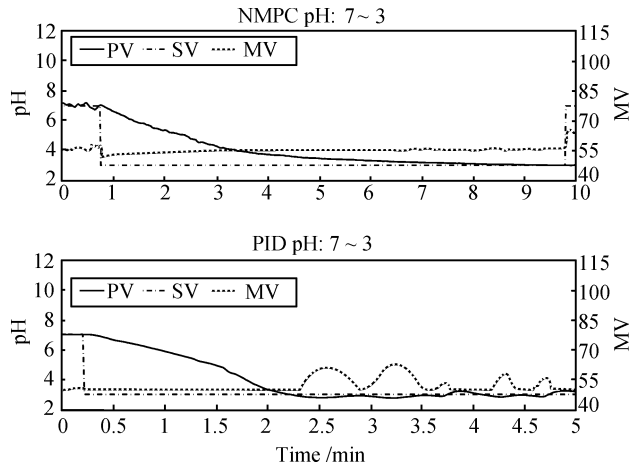


图 3 pH: 7~3 控制效果

Fig. 3 pH: 7~3 curves

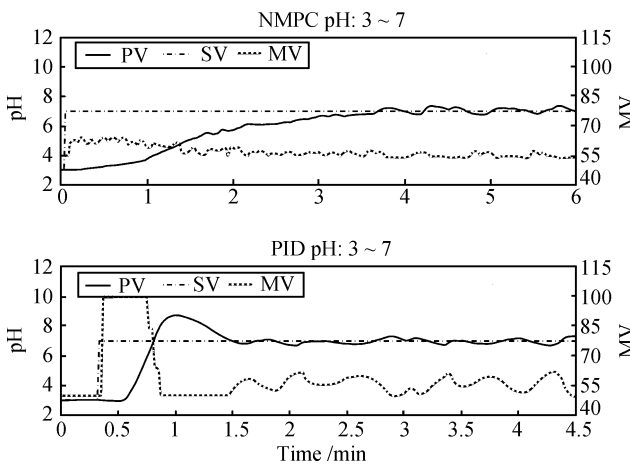


图 4 pH: 3~7 控制效果

Fig. 4 pH: 3~7 curves

5 结论

本文将基于改进 DE 算法的非线性预测控制用于酸碱中和反应 pH 值控制系统. 针对实际反应实验, 建立了滴定曲线模型, 并充分利用该模型来指导优化过程搜索的初始化空间, 从而用较少的进化代数就可以获得良好的控制效果. 由于酸碱中和过程中 pH 值的变化具有强非线性特征, 为了获得好的控制效果, 传统的 PID 控制需要精心调整参数, 对于不同的设定值, 如果对应的静态增益变化, 就需要采用不同的 PID 参数. 针对所有的 pH 设定值的变化, NMPC 的参数保持不变, 就能获得较好的控制效果. 此外, 实验结果还表明在超调量和控制量的波动方面, NMPC 的控制效果也比传统 PID 好.

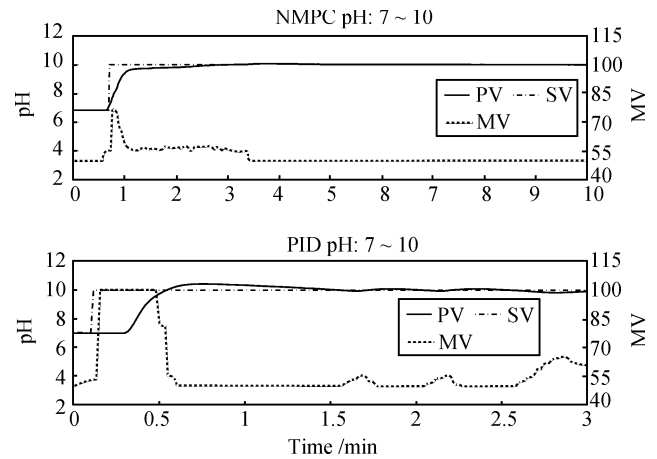


图 5 pH: 7~10 控制效果

Fig. 5 pH: 7~10 curves

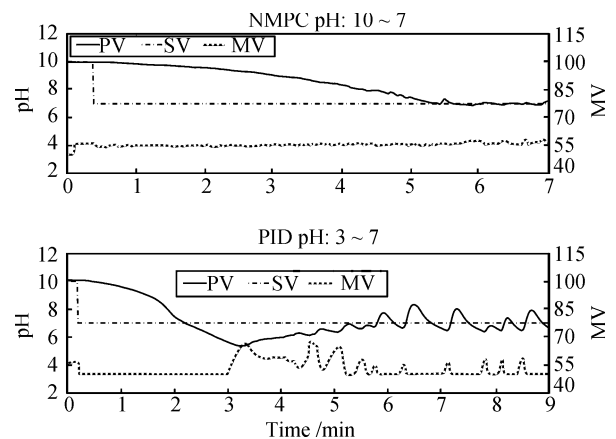


图 6 pH: 10~7 控制效果

Fig. 6 pH: 10~7 curves

References

- 1 Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology. *Control Engineering Practice*, 2003, **11**(7): 733-764
- 2 Bao Z J, Pi D Y, Sun Y X. Nonlinear model predictive control based on support vector machine with multi-kernel. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2007, **15**(5): 691-697
- 3 Galan O, Romagnoli J A, Palazoglu A. Real-time implementation of multi-linear model-based control strategies - an application to a bench-scale pH neutralization reactor. *Journal of Process Control*, 2004, **14**(5): 571-579
- 4 Huang G S, Dexter A L. Realization of robust nonlinear model predictive control by offline optimisation. *Journal of Process Control*, 2008, **18**(5): 431-438
- 5 Cannon M, Liao W H, Kouvaritakis B. Efficient MPC optimization using Pontryagin's minimum principle. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2008, **18**(8): 831-844
- 6 Wang Yu-Dong, Wang Jing-Chun. DE-based nonlinear predictive control and its application in the pH neutralization system. *Control Engineering of China*, 2008, **15**(1): 25-27 (王毓栋, 王京春. 基于 DE 算法的非线性预测控制及其应用. *控制工程*, 2008, **15**(1): 25-27)

- 7 Liu Bo, Wang Ling, Jin Yi-Hui. Advances in differential evolution. *Control and Decision*, 2007, **22**(7): 721–729
(刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展. 控制与决策, 2007, **22**(7): 721–729)
- 8 Mezura-Montes E, Coello C A C, Tun-Morales E I. Simple feasibility rules and differential evolution for constrained optimization. In: Proceedings of the 3rd Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Mexico City, Mexico: Springer, 2004. 707–716
- 9 Storn R. System design by constraint adaptation and differential evolution. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, **3**(1): 22–34
- 10 Sarimveis H, Nikolakopoulos A. A line up evolutionary algorithm for solving nonlinear constrained optimization problems. *Computers and Operations Research*, 2005, **32**(6): 1499–1514
- 11 Lee M H, Han C H, Chang K S. Dynamic optimization of a continuous polymer reactor using a modified differential evolution algorithm. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 1999, **38**(12): 4825–4831
- 12 Srinivas M, Rangaiah G P. Differential evolution with Tabu list for solving nonlinear and mixed-integer nonlinear programming problems. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2007, **46**(22): 7126–7135
- 13 Cai H R, Chung C Y, Wong K P. Application of differential evolution algorithm for transient stability constrained optimal power flow. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2008, **23**(2): 719–728
- 14 Alvarez H, Londono C, DI Sciascio F, Carelli R. pH neutralization process as a benchmark for testing nonlinear controllers. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2001, **40**(11): 2467–2473
- 15 Gustafsson T K, Waller K V. Dynamic modeling and reaction invariant control of pH. *Chemical Engineering Science*, 1983, **38**(3): 389–398
- 16 Waller K V, Makila P M. Chemical reaction invariants and variants and their use in reactor modeling, simulation, and control. *Industrial and Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1981, **20**(1): 1–11

朱 腾 清华大学自动化系硕士研究生. 主要研究方向为非线性预测控制. E-mail: zhuteng2009@gmail.com
(**ZHU Teng** Master student in the Department of Automation, Tsinghua University. His main research interest is nonlinear model predictive control.)

王京春 清华大学自动化系副教授. 主要研究方向为流程行业生产系统综合自动化. 本文通信作者. E-mail: wang-jc@tsinghua.edu.cn
(**WANG Jing-Chun** Associate professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers process modeling, process control theory and engineering. Corresponding author of this paper.)

熊智华 清华大学自动化系副教授. 主要研究方向为模型预测控制和迭代学习控制. E-mail: zhxiong@tsinghua.edu.cn
(**XIONG Zhi-Hua** Associate professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers nonlinear model predictive control and iterative learning control.)