粒子群优化算法在非线性模型预测控制中的研究应用

关圣涛 楚纪正* 邵 帅
(北京化工大学信息科学与技术学院 ,北京 100029)

摘 要: 提出了一种基于粒子群优化算法(PSO)的非线性模型预测控制(NMPC)。作为 NMPC 重要组成的滚动优化部分对控制效果的好坏起着关键的作用 ,因而寻求一种可靠的优化算法十分必要。PSO 算法是一种群集智能方法 ,通过粒子之间的合作与竞争及进化实现对多维复杂空间的高效搜索 ,属于一类随机全局优化技术 ,已成功应用于各科学和工程领域。本文在滚动优化部分应用粒子群优化算法来求解预测控制律 ,对非线性系统施加优化控制 ,此外 ,对常规线性递减加权因子ω策略进行了讨论 ,提出了非线性递减策略 ,可进一步缩短优化时间和优化精度。仿真实验效果良好 ,验证了这种优化算法的正确性和有效性。

关键词: 粒子群优化算法; 群体智能; 非线性模型预测控制
中图分类号: TP13

引 言

模型预测控制(MPC)是 20 世纪 70 年代后期产生的一类新型控制算法 ,是一种基于预测模型、滚动优化和反馈校正的控制方法[1-2]。Qin 和 Badgwell 对 MPC 的历史和工业应用作了概述[3]。在许多成功应用的预测控制中 ,系统的模型都是线性的 ,然而 ,大多数的工业对象都是非线性的 ,对于这些对象用线性预测控制方法来设计系统 ,对于强非线性系统 ,据此来设计预测控制器则可能导致系统控制性能的恶化 ,因而出现了非线性模型预测控制(NMPC) ,采用非线性模型进行预测和优化 ,已成为当前预测控制研究领域中的热点[1-3]。然而由于被控对象模型的非线性和优化目标函数非凸性 ,带来了系统建模预测和优化求解的困难性 ,已成为模型预测控制实用化的主要障碍。本文在优化求解问题上引入了粒子群优化算法(PSO)[4] ,它是美国学者 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出的基于对鸟群、鱼群的模拟而演化出来的群体智能(swarm intelligence)优化算法。PSO 与其他进化计算方法相比 ,主要特点为可用于求解大量非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题 ,并且算法实现简单 ,功能强大 ,已成功应用于许多科学和工程领域 ,并在理论上作了研究分析[5] ,但在控制领域研究应用甚少。本文针对 NMPC 优化求解问题上引入 PSO 算法 ,对非线性系统进行优化控制 ,提高控制质量 ,因此对扩大 PSO 应用在控制领域有着重要的实际意义和价值。

1 非线性模型预测控制

NMPC 基本原理与 MPC 相同 ,三大方法机理为:基于模型的预测 ,滚动优化和反馈校正。具体工作原理参见文献[1-3] ,本文着重讲述其优化求解部分。

NMPC 在 t 时刻初始条件为 $x(t)$ 的优化问题一般可描述为

$$\min_{u\in U} J(x(t), u, T) \tag{1}$$

$$J(x(t), u, T) = \int_t^T F(x(\tau), u(\tau))\,\mathrm{d}\tau \tag{2}$$

$$\mathrm{st}: \dot{x}(\tau) = f(x(\tau), u(\tau)) \tag{3}$$

$$x(\tau) \in X,\ t \le \tau \le t + T \tag{4}$$

其中, U 为所有允许控制序列(即满足控制约束的控制序列) 的集合, X 为状态约束集。NMPC 与线性 MPC 不相同的地方在于预测模型(3) 和/或目标函数(2) 是非线性的。根据系统的非线性模型,已知 t 时刻初始状态 $x(t)$ 及未来时刻控制作用 $\{u(t), u(t+1), \cdots\}$ 便可预测对象未来时刻的模型输出 y_m ,针对性能指标 $J(x(t), u, T)$ 进行优化便可求出最优控制集合 $\{u^*(t), u^*(t+1), \cdots,$

收稿日期: 2007-04-18
第一作者: 男 ,1982 年生 ,硕士生
*通讯联系人
E-mail: Chujz @mail. buct. edu. cn

$u^*(t+C+1)\}$,其中 C 为控制水平。在 t 时刻实施控制 $u^*(t)$,下一时刻重复滚动优化。在 MPC 控制中,全局优化求解的速度和可靠性是限制其应用的一个主要因素[3],因而寻求一种有效的优化算法显得尤为重要,是 MPC 应用成功的重要保证。

2 粒子群算法在优化求解中的实施应用

2.1 PSO 算法设计实施

由于系统的模型是高度非线性的,因此,用来求解预测控制信号序列的优化问题也是非线性约束优化问题。目前还没有十分有效的多变量寻优算法,尤其是全局最优解往往很难求出。以生物学的进化与群体智能为机制的粒子群优化算法可用于求解大量非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题,已成功应用于众多优化问题。实现如下

第 1 步:种群随机初始化

假设搜索空间为 D 维,第 i 个粒子可以用一个 D 维向量表示为:$X_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})^T$,粒子的速度可表示为:$V_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iD})^T$,粒子中每个位置的动态范围为:$x_{\min}\le x_{ij}\le x_{\max}$, $j\in[1,D]$,同样速率范围为 $v_{\min}\le v_{ij}\le v_{\max}$, $j\in[1,D]$。

第 2 步:选取适应值函数

对种群内的每一个粒子,根据适应值函数 J,根据适应值函数,求出每一个粒子达到的最优位置 $P_i=(p_{i1},p_{i2},\cdots,p_{iD})^T$,进一步求种群中到达的最优位置为 $P_g=(p_{g1},p_{g2},\cdots,p_{gD})^T$。

本文选用的目标函数或适应值函数具体离散数学形式为

$$\min J(t,u)=\sum_{j=1}^{M_y}\sum_{k=1}^{N_y}(r(t+k)-\hat{y}(t+k|t))^2+\sum_{j=1}^{M_u}\alpha\sum_{k=1}^{N_u}(u(t+k-1)-u(t+k-2))^2) \tag{5}$$

约束条件为

$$\hat{y}(t+N_y)=f(y(t+N_y-1),\cdots y(t+N_y-n),u(t+N_y-1),\cdots u(t+N_y-m)) \tag{6}$$

$$u_{\min}\le u(t+i)\le u_{\max},\ i\in[1,N_u] \tag{7}$$

其中,M_y 是被控变量个数,M_u 是操纵变量个数,r 为设定值轨迹,y 为模型输出,u 为操纵变量,α 为一常数,取值范围是 $(0,1)$。约束条件是:N_y 是被控变量预测步长数,N_u 是操纵变量预测步长数。

第 3 步:粒子群中每个粒子更新速率和位置

$$\bar{v}_{id}^h=\omega v_{id}^h+C_1 rand_1(P_{id}-x_{id}^h)+C_2 rand_2(P_{gd}-x_{id}^h) \tag{8}$$

$$v_{id}^h=\begin{cases} v_{\max} & \bar{v}_{id}^h>v_{\max} \\ \bar{v}_{id}^h & -v_{\max}\le\bar{v}_{id}^h\le v_{\max} \\ -v_{\max} & \bar{v}_{id}^h\le -v_{\max}\end{cases} \tag{9}$$

$$x_{id}^{h+1}=x_{id}^h+v_{id}^{h+1} \tag{10}$$

其中,$i=1,2,\cdots,N$; $d=1,2\cdots,D$; C_1, C_2 为加速度因子; $rand_1$, $rand_2$ 为相互独立的 $[0,1]$ 区间内均匀分布随机数。当 $\omega=1$ 时,就是基本的 PSO 算法。

第 4 步:寻优终止

如果终止条件满足,则停止,最优参数即为 x。否则转到第 2 步。

2.2 ω 值递减策略的讨论

基本 PSO 算法虽是函数优化的有力工具,但缺点是易陷入局部极小点,耗时长。对于一般的函数优化或离线优化,这种问题并不突出,但是用于在线优化控制确是不容忽视的问题,必须寻求快速有效的优化算法。粒子群优化算法凸函数,直线函数,凹函数递减策略依次为

$$\omega_1=\omega_{\max}-(\omega_{\max}-\omega_{\min})(L/L_{\max})^2 \tag{11}$$

$$\omega_2=\omega_{\max}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})(L_{\max}-L)/L_{\max} \tag{12}$$

$$\omega_3=\omega_{\min}(\omega_{\max}/\omega_{\min})^{1/(1+C_1L/L_{\max})} \tag{13}$$

其中,$L_{\max}$ 为总迭代次数,L 为当前迭代次数,$\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别是初始惯性权值和最终迭代次数的取值。其图形如图 1 所示。

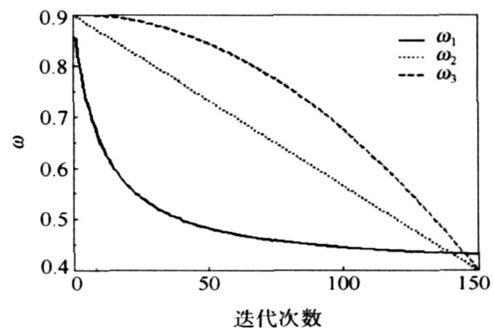

图 1 ω 3 种递减策略图示

Fig. 1 Three inertia weight (ω) strategies

Shi 等[6]发现较大的 ω 值有利于跳出局部极小点,较小的 ω 值有利于算法的收敛,提出了 LDIW 策略,如(12)式,一定程度上缩短了优化时间和精度。并经过大量的实验计算,发现 $\omega_{\min}=0.4$, $\omega_{\min}=0.95$ 时,PSO 算法性能会大大提高,它对大

多数测试函数都比基本 PSO 算法收敛速度快且求解精度高。但是还有没有更好的递减策略了呢?本文又分别提出凸函数(11)和凹函数(13)两种非线性递减策略,寻求更为迅速有效的搜索,以适应在线优化控制的实时性。并对这三种策略进行了验证。

3　仿真实例

下面通过实例分别检验粒子群优化算法在 NMPC 中的优化效果以及三种 ω 递减策略的区别。

3.1　单输入单输出连续搅拌反应器 pH 值控制

pH 值控制属强非线性系统,属于非线性优化问题,因此本文选择这个模型来验证 PSO 算法的有效性。机理模型为

$$q_A c_{AcH,A} = q c_{AcH} + V \frac{dc_{AcH}}{dt} \tag{14}$$

$$q_A c_{PrH,A} = q c_{PrH} + V \frac{dc_{PrH}}{dt} \tag{15}$$

$$q_B c_{NaOH,B} = q c_{NaOH} + V \frac{dc_{NaOH}}{dt} \tag{16}$$

$$\frac{c_{AcH}}{1 + \frac{10^{-pH}}{K_{AcH}}} + \frac{c_{PrH}}{1 + \frac{10^{-pH}}{K_{PrH}}} + 10^{(pH-14)} = c_{NaOH} + 10^{-pH} \tag{17}$$

工艺过程:两股酸,碱物料在固定反应釜内进行中和反应,保持一定酸碱度 pH。

其中, q_A 为进料酸流量; q_B 为进料碱流量; q 为反应后出口物料流量,并假定有 $q = q_A + q_B$,流量单位 L/s。q_A 物料含酸 PrH, AcH 浓度分别为 $c_{PrH,A}$, $c_{AcH,A}$, mol/L, q_B 含碱 NaOH, 浓度为 $c_{NaOH,B}$, mol/L, $V = 1.75$ L 为反应器体积, $K_{AcH} = 10^{-4.75}$, $K_{PrH} = 10^{-4.87}$ 为常数。从控制角度上讲, pH 为被控变量。q_B 为操纵变量。

针对式(5)性能指标,采用上述的搜索算法来求最优预测控制信号序列,在这里选择性能指标中控制作用的变化率的权重 $\alpha = 0.05$, 采样周期为 2 s, 预测控制序列为 1,即, $N_u = 1$,预测输出序列为 20,即 $N_y = 20$,控制作用的约束为 $0.0015 < q_B < 0.0045$, 种群数量为 10, 粒子最大进化代数 50 代。

3.2　检验三种 ω 递减策略优劣

设定目标函数 $\min J \le 0.01$, 记录每次优化过程中满足目标函数的对应进化代数, 50 代仍不满足 $\min J$, 则记为 50,最后求取整个优化过程中平均优化迭代次数,结果如表 1 所示。凸函数 ω_1 平均进化代数最少,线性函数 ω_2 其次,凹函数 ω_3 进化代数最多。

表 1　进化代数比较图

Table 1　Generation comparison of three inertia strategies

权值	平均进化代数/次		
	设定值增加 5 %	设定值减少 5 %	加白噪声干扰
ω_1	20.05	12.47	11.80
ω_2	21.22	16.16	13.15
ω_3	24.33	19	15.15

3.3　仿真结果对比

图 2～4 分别为设空值跟踪与噪声抑制仿真曲线。

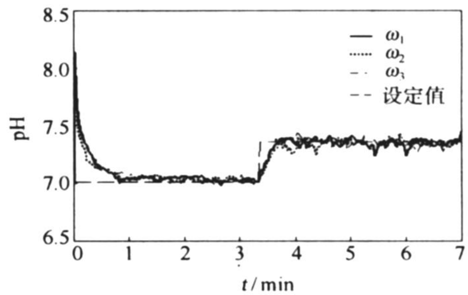

图 2　设定值增加 5 %,3 种 ω 控制曲线输出对比

Fig. 2　Step response for a 5 percent increase in set points

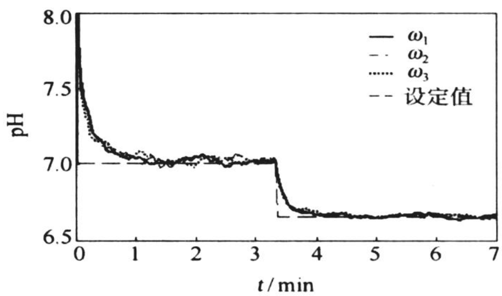

图 3　设定值减少 5 %,3 种 ω 控制曲线输出对比

Fig. 3　Step response for a 5 percent decrease in set points

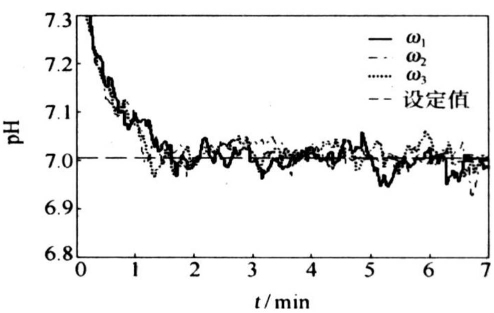

图 4　加白噪声干扰,3 种 ω 控制曲线对比

Fig. 4　Output response with added white noise

从图 2～4 的仿真控制曲线对比看出,实施了 3

种 ω 值递减策略的 PSO 算法都能对操纵变量 u 进行很好的优化,经过一定代数的进化寻优找到当前时刻最优值,实施到 pH 值控制系统中去。仿真分别针对设定值跟踪和噪声抑制两种情况来对 PSO 算法进行检验,结果表明:尽管 pH 值中和反应过程的强非线性,PSO 算法都能尽快地找到当前时刻的最优操纵变量值 u 使得控制输出曲线跟踪迅速,超调量小,控制效果十分满意。这也验证了 PSO 算法在非线性系统优化控制问题中的有效性,正确性,扩大了该算法的应用领域范围。

4 结束语

本文在 NMPC 滚动优化部分中提出应用 PSO 优化方法求解预测控制信号,并达到了满意的控制效果。文章还讨论了三种不同 ω 的递减策略:凸函数 ω_1 在最初递减缓慢,仍保有较大的 ω 值,因而能很快搜索到最优值范围附近,满足目标函数 $\min J$,要比其他两种递减策略使用时间要短,这与文献[6]发现较大的 ω 值有利于全局寻优相一致,而控制系统的实时性就是要求优化算法尽快找到最优值,并应用到控制当中去。ω_1 方案比较适合这类控制系统。然而仅仅从 ω 上解决全局寻优及实时性问题,还远远不够,应该从算法本身其它地方进行改进,这是今后亟待研究的问题。

参考文献:

[1] 陈希平, 梁敏. 非线性模型预测控制的理论及应用综述[J]. 控制工程, 2003, 10(增刊): 17 - 19.

[2] 李书臣, 徐心和, 李平. 预测控制最新算法综述[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(6): 1314 - 1319.

[3] QIN S J, BADGWELL T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11: 733 - 764.

[4] 王书亭, 王战江. 粒子群优化算法求解非线性问题的应用研究[J]. 华中科技大学学报, 2005, 33(12): 4 - 7.

[5] 潘峰, 陈杰, 甘明刚, 等. 粒子群优化算法模型分析[J]. 自动化学报, 2006, 32(3): 368 - 377.

[6] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53 - 61.

Application of nonlinear model predictive control based on particle swarm optimization

GUAN ShengTao CHU JiZheng SHAO Shuai

(College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: The objective of nonlinear model predictive control (NMPC) is to select a set of future control moves in order to minimize the function, based on a desired output trajectory over a prediction horizon. Thus it is necessary to seek a highly efficient optimization method. A new NMPC based on particle swarm optimization (PSO) is presented here. The PSO algorithm employed exhibits good optimization performance. Furthermore the effect of different kinds of inertia weight ω in the PSO is also discussed in this paper. Satisfactory experimental results are obtained and demonstrate the efficacy of the PSO algorithm employed.

Key words: swarm intelligence; particle swarm optimization; nonlinear model predictive control