

文章编号: 1001-0920(2012)05-0777-04

基于高速收敛粒子群优化算法的非线性系统无模型预测控制

李秀英, 王光辉, 韩志刚

(黑龙江大学 黑龙江省普通高等学校电子工程重点实验室, 哈尔滨 150080)

摘要: 基于无模型控制、粒子群优化和预测控制的思想, 提出一种新型非线性无模型预测控制器, 并对该控制器的收敛性进行了分析. 该控制器以带误差修正的泛模型为预测模型, 以高速收敛的粒子群优化算法为滚动优化策略, 不仅避免了非线性预测控制中复杂的矩阵求逆运算, 而且提高了算法的收敛速度, 增强了实时性. 仿真研究表明了该控制器的有效性.

关键词: 无模型预测控制; 非线性系统; 粒子群优化; 高速收敛

中图分类号: TP273

文献标识码: A

A nonlinear model-free predictive controller based on PSO algorithm with high speed convergence

LI Xiu-ying, WANG Guang-hui, HAN Zhi-gang

(Key Laboratory of Electronic Engineering of College of Heilongjiang Province, Heilongjiang University, Harbin 150080, China. Correspondent: LI Xiu-ying, E-mail: xiuxiu4480@sina.com)

Abstract: A new nonlinear predictive controller is proposed, which combines the idea of model-free control, particle swarm optimization(PSO) and predictive control, and the convergence is also analyzed. The controller takes the universal model with error correction as predictive model and the PSO algorithm with high speed convergence as online optimization. It not only avoids calculating the complicated inverse matrix in the nonlinear predictive control, but also improves the speed of convergence and enhances the real-time implement. The simulation results show the effectiveness of the proposed controller.

Key words: model-free predictive controller; nonlinear system; particle swarm optimization; high-speed convergence

1 引言

预测控制的控制原理包括: 模型预测、滚动优化、反馈修正3个部分. 该控制机理使其具有优良的控制性能和对参数、环境变化的强鲁棒性, 已在工业过程中获得了广泛的应用^[1]. 线性预测控制理论已非常成熟, 然而在实际的工业过程控制系统中, 被控对象往往具有高度非线性. 为了进一步满足日益提高的控制需求, 对非线性预测控制的研究越来越受到关注^[2-5]. 目前的研究成果主要集中在两个方面: 一是针对非线性预测模型的研究, 文献[2]基于Takagi-Sugeno模糊模型提出一种非线性多输入多输出系统预测控制方法, [3]研究了一类非线性系统预测控制中的建模问题; 二是针对滚动优化策略的研究, [4]以神经网络作为预测模型, 以混沌优化算法作为滚动优化策略提出一种新型非线性预测控制器, [5]将最小

二乘支持向量机作为预测模型, 采用粒子群优化算法提出一种非线性系统单步预测控制器. 然而由于预测模型的多样性, 以上算法都没有对收敛性进行分析.

粒子群优化(PSO)算法是一种随机的、并行的优化算法, 其思想源于对鸟群觅食行为的模拟, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优. PSO算法自1995年由Kenney和Eberhart^[6]提出后被广泛应用于科学和工程领域, 在解决带有约束的优化问题时可得到较为理想的结果. 很多学者致力于PSO算法改进的研究^[7-8].

本文针对单入单出非线性被控对象, 提出一种新型非线性预测控制器. 该控制器将带误差修正的泛模型^[9]作为非线性系统的预测模型, 采用改进的高速收敛的粒子群算法作为滚动优化策略, 在提高收敛速度的基础上, 增强了实时性. 通过对算法收敛性的分析

收稿日期: 2010-10-23; 修回日期: 2011-04-23.

基金项目: 黑龙江省普通高等学校电子工程重点实验室基金项目(DZZD20100023); 黑龙江大学学生创新实验室项目(CX11143).

作者简介: 李秀英(1978—), 女, 讲师, 博士生, 从事非线性系统的建模与控制、无模型控制理论与应用等研究; 韩志刚(1934—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的控制、无模型控制理论与应用等研究.

以及仿真研究,表明了该算法的有效性.

2 无模型预测控制基本原理

考虑如下单入单出离散时间非线性动态系统:

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n_y), u(k), \dots, u(k-n_u)). \quad (1)$$

其中: $f(\dots)$ 为任意非线性函数; $y(k)$, $u(k)$ 分别为系统的输出和输入; n_y , n_u 为阶次.

对于非线性系统(1),给出如下假设:

假设 1 系统(1)是输入输出可测、可控的,即对某一致有界的期望输出信号 $y_r(k)$, 存在一致有界的可行控制输入信号 $u(k)$, 使系统在此控制输入信号的作用下, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 有 $y(k) \rightarrow y_r(k)$.

假设 2 系统(1)是广义 Lipschitz 的, 即满足对任意的 k 和 $\Delta u(k)$, 有 $|\Delta y(k+1)| \leq b|\Delta u(k)|$. 其中: b 为常数,

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1),$$

$$\Delta y(k+1) = y(k+1) - y(k).$$

引理 1^[9] 对于任意一步时滞非线性动态系统, 若满足假设 1 和假设 2, 则当 $u(k) \neq u(k-1)$, 即 $\Delta u(k) \neq 0$ 时, 一定存在一个伪梯度向量 $\varphi(k)$, 且 $|\varphi(k)| < b$, 使非线性系统(1)的动态模型可以线性化表示为

$$y(k+1) = y(k) + \varphi(k)[u(k) - u(k-1)] + he(k). \quad (2)$$

其中: $\varphi(k)$ 为特征参量, 在非线性的情形, 它是时变的; $e(k) = y_r(k) - y(k)$ 为 k 时刻模型的输出误差; h 为误差修正系数.

式(2)相当于在泛模型的基础上引入误差反馈修正机制, 文献[9]指出该模型对非线性系统(1)具有良好的逼近性能. 将式(2)作为非线性系统(1)的预测模型, 则该系统在 $k+1$ 时刻的输出预测值为

$$y_p(k+1) = y_p(k) + \hat{\varphi}(k)\Delta u(k) + \hat{h}e(k), \quad (3)$$

其中 $e(k) = y_r(k) - y_p(k)$ 为 k 时刻系统的预测输出误差. 由式(3)递推可得 k 时刻系统 d 步超前输出预测. 设预测时域为 N , 则有

$$Y_p(k+1) = Y_p(k) + G(k)\Delta U(k) + He(k). \quad (4)$$

其中

$$Y_p(k+1) = [y_p(k+1) \ y_p(k+2) \ \dots \ y_p(k+N)]^T,$$

$$Y_p(k) = [y_p(k) \ y_p(k) \ \dots \ y_p(k)]^T,$$

$$\Delta U(k) = [\Delta u(k) \ \Delta u(k+1) \ \dots \ \Delta u(k+N-1)]^T,$$

$$G(k) = \begin{bmatrix} \hat{\varphi}(k) & 0 & \dots & 0 \\ \hat{\varphi}(k) & \hat{\varphi}(k+1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\varphi}(k) & \hat{\varphi}(k+1) & \dots & \hat{\varphi}(k+N-1) \end{bmatrix},$$

$$H = [\hat{h}_1 \ \hat{h}_2 \ \dots \ \hat{h}_N]^T.$$

因为未来时刻预测误差未知, 所以仍用 k 时刻的预测误差来修正. 在设计控制律时, 希望式(4)表示的预测模型可跟踪输入参考轨迹

$$Y_r(k+1) = [y_r(k+1) \ y_r(k+2) \ \dots \ y_r(k+N)]^T.$$

由此可得控制律 $U(k)$ 的一个递推算法, 即

$$U(k) = U(k-1) + \frac{G(k)^T \varepsilon(k+1)}{1 + \|G(k)\|^2}, \quad (5)$$

其中

$$\varepsilon(k+1) = Y_r(k+1) - Y_p(k) - He(k),$$

$$\|G(k)\|^2 = \text{trace}(G(k)G(k)^T).$$

式(5)是控制时域为 N 的向量, 取第 1 个分量作用于当前系统, 即 $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$, 其中

$$\Delta u(k) = [1 \ 0 \ \dots \ 0] \Delta U(k).$$

由于控制律(5)不是基于优化二次型目标函数而设计的, 所得到的控制律无法保证最优, 但可避免复杂的矩阵求逆运算. 损失的最优性可通过粒子群算法优化控制律中未知参数来补偿. 该非线性预测控制器的结构如图 1 所示.

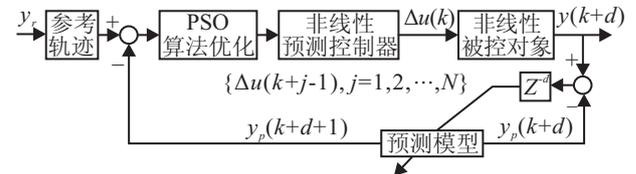


图 1 非线性无模型预测控制器结构

上述预测控制律是基于带误差修正的泛模型(2)来设计的, 与被控对象(1)具体的非线性函数关系 $f(\cdot)$ 无关, 因此称之为无模型预测控制律.

3 改进高速收敛粒子群优化算法

3.1 标准粒子群算法

PSO 算法采用速度-位置搜索模型, 是一种基于迭代的优化工具. 优化问题的每一个可行解在搜索空间中被称为粒子, 所有粒子都有一个由被优化函数决定的适应值, 解的优劣程度由适应值决定.

设在一个 D 维的目标搜索空间中, 在第 k 次迭代时, 第 i 个粒子的位置与速度矢量分别为

$$z_i^k = (z_{i1}^k, z_{i2}^k, \dots, z_{iD}^k), \quad v_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{iD}^k).$$

此时, 粒子的个体极值与种群的全局极值分别为

$$p_i^k = (p_{i1}^k, p_{i2}^k, \dots, p_{iD}^k), \quad p_g^k = (p_{g1}^k, p_{g2}^k, \dots, p_{gD}^k).$$

在第 $k+1$ 次迭代时, 粒子根据下式更新速度和位置:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - z_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd}^k - z_{id}^k), \quad (6)$$

$$z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (7)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, m$, m 称为群体规模; $d = 1, 2, \dots, D$; w 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之

间随机数.

3.2 改进高速收敛粒子群算法

标准粒子群算法中, 当个体极值与种群极值相等时, 粒子的速度将不再发生变化, 搜索过程将由于粒子的早熟而停滞. 针对该问题, 本文提出一种改进的高速收敛的粒子群算法. 采用混沌初始化, 并嵌入粒子间位置信息以增强搜索多样性; 同时一旦检索到早熟迹象, 便对当前的全局最优值沿其负梯度方向作变异调整, 从而跳出局部最优. 算法的具体步骤如下:

Step 1: 初始化.

Step 1.1: 确定种群规模 m , 粒子维数 D , 并设置计数器 $SG = 0$.

Step 1.2: 随机产生一组取值区间为 $(0, 1)$ 的初始粒子位置向量 $z_1 = (z_{11}, z_{12}, \dots, z_{1D})$, 利用 Logistic 映射产生其余 $m - 1$ 组混沌序列 z_j , 满足 $\cos \beta(z_i, z_j) \leq \varepsilon$, $i, j = 1, 2, \dots, m, i \neq j$. 其中

$$\cos \beta(z_i, z_j) = \frac{z_i^T z_j}{\|z_i\|_2 \|z_j\|_2}$$

称为粒子间位置信息, 即粒子越靠近, $\cos \beta$ 越大, 反之, $\cos \beta$ 越小; ε 为预先选定的阈值.

Step 1.3: 将这 m 组位置向量映射到取值区间 $[z_{\min}, z_{\max}]$ 上.

Step 2: 评价粒子群. 选取适应值函数为

$$J(z_i) = \sum_{k=1}^N [y_r(k) - y_p(k)]^2 + \sum_{k=1}^N [u(k) - u(k-1)]^2,$$

根据适应值函数计算每个粒子的适应值.

Step 3: 更新过程.

Step 3.1: 根据粒子群当前状态, 更新粒子的个体极值 p_i 及种群的全局极值 p_g .

Step 3.2: 利用式 (6) 更新粒子的速度, 利用式 (7) 更新粒子的位置.

Step 4: 早熟的判断与克服.

Step 4.1: 若 $J(p_g)$ 连续两代未得到更新时, $SG = SG + 1$. 当 SG 达到上限值 (一般取 $5 \sim 10$) 时, 则说明算法可能陷入早熟收敛.

Step 4.2: 若算法停滞, 则对 p_g 沿其负梯度方向作变异调整. p_g 的负梯度方向为^[8]

$$-\nabla J(p_g) = \frac{J(p_g^{\text{old}}) - J(p_g)}{p_g - p_g^{\text{old}}},$$

其中 p_g^{old} 为 p_g 最近一次更新前的 p_g .

Step 5: 结束条件判断. 如果达到最大迭代次数, 则寻优结束; 否则, $t = t + 1$, 转至 Step 2.

4 算法收敛性分析

引理 2 根据文献 [10], 控制算法 (5) 满足

1) $U(k-1)$ 有界;

2) $\lim_{k \rightarrow \infty} \|U(k) - U(k-1)\| = 0$;

3) $\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^k \frac{\|\varepsilon(i+1)\|^2}{1 + \text{trace}(G(k)G(k)^T)} < \infty$;

4) $\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|\varepsilon(i+1)\|^2}{1 + \text{trace}(G(k)G(k)^T)} = 0$.

引理 3 若 Y_r 为常值, 则适当选取粒子范围, 即当 $\hat{\varphi}(k+j)$ ($j = 0, 1, \dots, N-1$) 有界, 且 $0 < h_i < 1$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 时, 非线性系统 (1) 在控制算法 (5) 的作用下, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 有预测输出误差 $e(k) \rightarrow 0$.

证明 用 Y_r 与式 (4) 相减, 则当 Y_r 为常值时, 有 $Fe(k+1) = Ae(k)$. 其中: $F = [1, 1, \dots, 1]^T$, $A = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]$. 这里 λ_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 由下式给出:

$$\lambda_i = 1 - h_i - \frac{1}{\rho} \sum_{j=1}^i \rho_j \hat{\varphi}(k+j-1)^2.$$

其中

$$\rho = \sum_{j=1}^N (N-j+1) \hat{\varphi}(k+j-1)^2,$$

$$\rho_j = (N-j+1) - \sum_{i=j}^N h_i, \quad j = 1, 2, \dots, N.$$

若要使当 $k \rightarrow \infty$ 时, 有 $e(k) \rightarrow 0$, 只需满足 $\hat{\varphi}(k+j)$ ($j = 0, 1, \dots, N-1$) 有界, 且 $0 < h_i < 1$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 即可.

下面说明 $\hat{\varphi}(k)$ 的有界性. 由文献 [8] 可知, 标准 PSO 算法微粒轨迹对任意初始微粒群收敛的一个充分必要条件是: $-1 < w < 1$, $0 < c_1 r_1 + c_2 r_2 < 2 + 2w$. 因此只要适当设定 w 以及 c_1, c_2 的值, 便有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |\varphi(k) - \hat{\varphi}(k)| < \varepsilon$$

成立. 由假设 2 可知 $|\varphi(k)| < b$, 由此可得 $|\hat{\varphi}(k)|$ 有界. \square

定理 1 对于满足式 (1) 的非线性被控对象, 采用无模型预测控制器 (5) 进行控制, 在适当设定粒子参数的取值范围时, 可保证闭环系统稳定, 且系统输出渐进跟踪给定参考轨迹.

5 仿真研究

为了验证本文算法的有效性, 选择文献 [4] 中的非线性被控对象作为仿真例子. 仿真中, 各参数设置如下: 种群规模 $m = 5$, 惯性权重 $w = 0.7298$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.4962$, 微粒速度范围为 $[-10, 10]$, 最大迭代步数为 20.

例 1 非线性被控对象为

$$y(k) = \frac{y(k-1)y(k-2)[y(k-1)+2.5]}{1+y(k-1)^2+y(k-2)^2} + u(k-1).$$

预测时域与控制时域均为 3, 粒子向量的维数为 6, 即 $[\varphi(k), \varphi(k+1), \varphi(k+2), h_1, h_2, h_3]$, 混沌变量的初值为 $(0.45, 0.14, 0.21, 0.12, 0.01, 0.32)$, 设定值选用方波

函数,控制结果及控制误差分别如图2和图3所示。

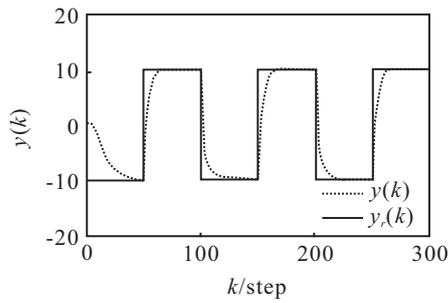


图2 例1的控制结果

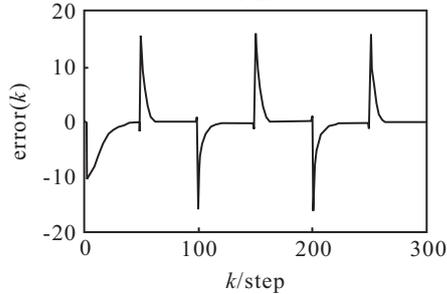


图3 例1的控制误差

例2 非线性被控对象为

$$y(k) = (0.8 - 0.5e^{-y(k-1)^2})y(k-1) - (0.3 + 0.9e^{-y(k-1)^2}) + y(k-2) + u(k-1) + 0.2u(k-2) + 0.1u(k-1)u(k-2).$$

预测时域与控制时域以及粒子向量维数均不变,混沌变量的初值选为(0.15, 0.04, 0.11, 0.32, 0.21, 0.02),设定值为方波函数,控制结果及控制误差分别如图4和图5所示.从仿真结果可以看出,系统的实际输出可很好地跟踪参考轨迹。

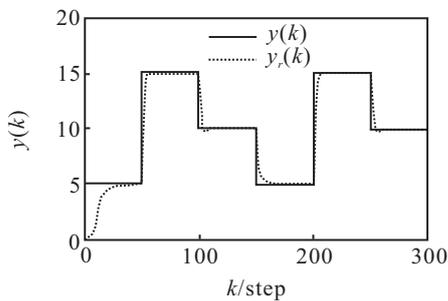


图4 例2的控制结果

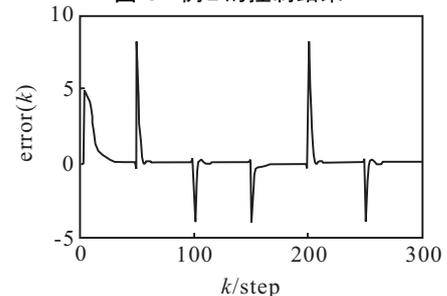


图5 例2的控制误差

6 结论

本文以带误差修正的泛模型为预测模型,以改进的高速收敛粒子群算法作为滚动优化策略,提出一种

新型非线性无模型预测控制器.该控制器具有以下特点:1)在控制律的计算过程中避免了矩阵求逆;2)滚动优化策略选用改进后的混沌粒子群优化算法,只用几十步迭代便能达到全局最优值,这样大大提高了算法的收敛速度;3)粒子向量中各参数范围的设置保证了算法的收敛性.仿真实验表明该非线性预测控制器具有较好的实时性及跟踪性能。

预测控制是一种实用性很强的控制算法,如何设计高效高能的非线性预测控制器,缩小理论研究成果和实际应用间的差距,平衡在线计算量及控制性能间的矛盾,成为当前及今后预测控制研究的主要热点。

参考文献(References)

- [1] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11(7): 733-764.
- [2] Roubos J A, Mollov S, Babuska R, et al. Fuzzy model-based predictive control using Takagi-Sugeno models[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1999, 22(1-2): 3-30.
- [3] 罗秋滨. 一类非线性系统预测控制中的建模问题[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008. (Luo Q B. Modeling problems in a class of nonlinear system predictive control[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.)
- [4] 宋莹, 陈增强, 袁著祉. 基于混沌优化的非线性预测控制器[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 561-564. (Song Y, Chen Z Q, Yuan Z Z. A nonlinear predictive controller based on chaos optimization[J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(4): 561-564.)
- [5] 穆朝絮, 张瑞民, 孙长银. 基于粒子群优化的非线性系统最小二乘支持向量机预测控制方法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(2): 164-168. (Mu Z X, Zhang R M, Sun C Y. LS-SVM predictive control based on PSO for nonlinear systems[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(2): 164-168.)
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks. New York: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [7] 朱海梅, 吴永萍. 一种高速收敛粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(1): 20-24. (Zhu H M, Wu Y P. A PSO algorithm with high speed convergence[J]. Control and Decision, 2010, 25(1): 20-24.)
- [8] 肖健梅, 李军军, 王锡淮. 梯度微粒群优化算法及其收敛性分析[J]. 控制与决策, 2009, 24(4): 560-564. (Xiao J M, Li J J, Wang X H. Convergence analysis of particle swarm optimization and its improved algorithm based on gradient[J]. Control and Decision, 2009, 24(4): 560-564.)

(下转第786页)