

DOI: 10.3969/j.issn.1673-4785.201303001

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130515.0935.008.html>

采用改进粒子群算法的非线性大时滞系统无模型控制

李秀英¹, 李桂英², 毛琳¹, 薛荆岩¹, 孟华¹

(1. 黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080; 2. 黑龙江大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 针对一类非线性大时滞系统, 提出了一种不需要精确已知系统的数学模型的无模型控制方法和一种改进的粒子群算法。该控制方法是在泛模型的基础上增加误差反馈修正项, 将改进泛模型作为系统模型, 根据二次型性能指标设计最优控制律, 利用改进的粒子群算法优化控制律中的未知参数, 粒子的取值范围通过对闭环系统的收敛性分析来确定。仿真研究表明, 闭环控制系统的输出具有较好的响应速度和较小的跟踪误差的优点, 证明了所提出方法的有效性。

关键词: 粒子群优化; 非线性系统; 无模型控制; 大时滞

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2013)03-0254-07

中文引用格式: 李秀英, 李桂英, 毛琳, 等. 采用改进粒子群算法的非线性大时滞系统无模型控制[J]. 智能系统学报, 2013, 8(3): 254-260.

英文引用格式: LI Xiuying, LI Guiying, MAO Lin, et al. Model-free control method for a nonlinear system with large time-delay based on IPSO[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(3): 254-260.

Model-free control method for a nonlinear system with large time-delay based on IPSO

LI Xiuying¹, LI Guiying², MAO Lin¹, XUE Jingyan¹, MENG Hua¹

(1. School of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080, China; 2. School of Mechanical & Electrical Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080, China)

Abstract: A model-free control scheme and improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm have been proposed for a class of nonlinear large time-delay systems, where the precise mathematical models of the controlled systems do not need to be known. The universal model was improved by adding an error feedback correction term, thus, allowing the improved universal model to be used as a system model. On the basis of the improved universal model, the optimal control law was designed according to a quadratic type performance index. The unknown parameters in the control law are optimized by IPSO and the range of particles was determined by analyzing the convergence of the closed-loop system. The simulation research shows that the outputted close-loop control system has the advantages of fast response speed and a small tracking error, proving the effectiveness of the proposed method.

Keywords: particle swarm optimization; nonlinear system; model-free control; large time-delay

在实际的控制工程中, 被控对象往往是非线性的, 而且信号传输和计算时间都会产生时滞。时滞和非线性现象的存在, 往往导致控制系统的性能变坏, 甚至失稳。对于非线性大时滞系统(特别是在化工系统中), 采用传统的 PID 控制器难以获得满意的控

制效果。为了进一步满足日益提高的控制需求, 对非线性时滞系统的研究越来越受到关注, 许多先进的控制理论和技术, 如模糊控制、神经网络控制等方法得到了广泛应用^[1-3]。无模型控制方法不依赖被控对象的数学模型, 是在泛模型的概念下, 采用建模与控制一体化的思想而设计的, 在很多实际的控制工程中得到了成功的应用^[4-5]。应用的成功推动了无模型控制理论的进一步发展^[6-8]。

从理论上可以证明, 很大一类非线性系统都能

收稿日期: 2013-03-01 网络出版日期: 2013-05-15

基金项目: 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(11544036)。

通信作者: 李桂英. E-mail: lgy996032@163.com.

在输入输出等价的意义下进行模型线性化描述.此模型也称为泛模型,但其特征参量必须在线实时地进行估计(如最小二乘法),这一点是该模型具有可用性的先决条件.文献[6]将泛模型推广到了时滞不为零的情况,并基于此模型设计了无模型控制律,其中特征参量采用某种估计算法而得到.文献[7]将标准 PSO 算法应用到特征参量的估计中,但是所设计的控制器只适用于时滞为零的情况.

针对一类离散时间非线性大时滞系统,本文借鉴预测控制中的误差反馈校正思想,将泛模型进行改进.并基于二次型性能指标提出了一种控制算法,控制算法中的未知参数采用一种新的改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO)进行优化,将控制器设计问题转化为参数优化问题.

粒子群优化(PSO)是由 Kenney 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种进化计算方法^[9].它的概念起源于对鸟群觅食行为的模拟,通过集体协作使群体达到最优.与遗传算法相比,PSO 具有流程简单、容易实现等优点,而且收敛速度快、鲁棒性强,自提出后被广泛应用于科学和工程领域,包括控制器的设计^[10-12].然而,标准粒子群优化算法在很大程度上依赖于初始值,往往容易陷入局部最优,导致算法的早熟收敛^[13],因此很多学者致力于 PSO 改进算法的研究^[14-16].

为了在控制算法参数优化问题中避免出现标准粒子群算法的一些缺点,本文从提高种群的多样性角度出发,提出了一种改进粒子群算法(IPSO),并采用 3 个测试函数对算法有效性进行验证,表明了该算法的收敛速度快且搜索成功率高.将 IPSO 应用于不依赖于系统具体数学模型的控制参数优化中,得到了粒子中各参数的取值范围,给出了闭环控制系统的 BIBO 稳定性分析.最后进行了仿真实验研究,结果表明了所提出的算法是有效的.

1 粒子群优化算法

1.1 基本粒子群算法

PSO 算法采用速度-位置搜索模型.优化问题的每一个可行解都有一个由优化函数决定的适应值,解的优劣程度由适应值决定.PSO 初始化为一群随机粒子(随机解),在每一次迭代中,粒子通过跟踪 2 个“极值”来更新自己.一个是粒子本身所找到的最优解(个体极值),另一个极值是整个种群目前找到的最优解(全局极值).假设在一个 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:

$$\mathbf{z}_i^k = (z_{i1}^k, z_{i2}^k, \dots, z_{iD}^k),$$

$$\mathbf{v}_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{iD}^k).$$

此时,粒子的个体极值与种群的全局极值分别为:

$$\mathbf{p}_i^k = (p_{i1}^k, p_{i2}^k, \dots, p_{iD}^k),$$

$$\mathbf{p}_g^k = (p_{g1}^k, p_{g2}^k, \dots, p_{gD}^k).$$

则在第 $k+1$ 次迭代中,粒子根据式(1)和(2)更新速度和位置:

$$\begin{aligned} v_{id}^{k+1} = & wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - z_{id}^k) + \\ & c_2r_2(p_{gd}^k - z_{id}^k); \end{aligned} \quad (1)$$

$$v_{id}^{k+1} = \begin{cases} v_{\max}^k, & v_{id}^{k+1} \geq v_{\max}^k; \\ -v_{\max}^k, & v_{id}^{k+1} \leq -v_{\max}^k; \end{cases}$$

$$z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (2)$$

式中: $d=1, 2, \dots, D, i=1, 2, \dots, m$, m 被称为群体规模,通常取 20~40,过大的 m 会影响算法的速度和收敛性; w 为惯性权重, w 取大值可使算法具有较强的全局搜索能力, w 取小值则算法倾向于局部搜索; c_1, c_2 为 2 个学习因子,使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力; r_1, r_2 为 2 个 $[0, 1]$ 的随机数,用来保持群体的多样性.

1.2 改进粒子群算法

从式(1)可以看出,当粒子的个体极值与种群极值相等时,粒子的速度将不再发生变化,从而导致粒子的位置也不再变化,搜索过程将由于粒子的早熟而停滞,从而使算法陷入局部最优.针对该问题,本文在文献[16]的基础上,提出一种改进粒子群算法(IPSO).

1) IPSO 关键技术.

首先,采用混沌序列初始化粒子位置,通过嵌入粒子间位置信息来去掉位置特别相近的粒子,以增强搜索多样性;其次,在算法中增加梯度信息,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,使种群进入其他区域进行搜索,从而跳出局部最优.

2) 算法的具体步骤如下:

①初始化.

a) 确定种群规模 m , 粒子维数 D , 设全局最优值 $f(\mathbf{p}_g)$ 连续未更新次数的计数器为 SG, 令 $SG=0$.

b) 随机产生一组粒子,取值区间为 $(0, 1)$ 的初始位置向量 $\mathbf{z}_1 = (z_{11}, z_{12}, \dots, z_{1D})$, 利用 Logistic 映射产生其余 $m-1$ 组混沌序列 \mathbf{z}_j , 满足 $\cos \beta(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j) < \varepsilon$,

其中 $\cos \beta(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j) = \frac{\mathbf{z}_i^T \mathbf{z}_j}{\|\mathbf{z}_i\|_2 \cdot \|\mathbf{z}_j\|_2} (i, j = 1, 2, \dots, m; i \neq j)$ 称为粒子间位置信息.若 2 个粒子向量越靠近,则 $\cos \beta$ 就越大,反之, $\cos \beta$ 就越小, ε 为预先选

定的阈值。

c) 将这 m 组位置向量映射到位置的取值区间 $[z_{\min}, z_{\max}]$ 上。

②评价粒子群。

选取与优化问题有关的适应值函数, 根据适应值函数计算每个粒子的适应值。

③更新过程。

a) 根据粒子群当前状态, 更新粒子的个体极值 p_i 和全局极值 p_g 。

b) 利用式(1)更新粒子的速度, 利用式(2)更新粒子的位置。

④早熟判断与克服。

a) 若 $f(p_g)$ 连续 2 代未得到更新时, $SG = SG + 1$, 当 SG 达到上限值 MAX (一般取 $5 \sim 10$) 时, 则说明算法可能陷入早熟收敛。

b) 若算法停滞, 则对 p_g 沿其负梯度方向作变异调整, 使种群进入其他区域进行搜索, 从而使算法跳出局部最优。 p_g 的负梯度方向为

$$-\nabla f(p_g) = \frac{f(p_g^{\text{old}}) - f(p_g)}{p_g - p_g^{\text{old}}}.$$

式中: p_g^{old} 是 p_g 最近一次更新前的 p_g 。

⑤结束条件判断。

如果达到最大迭代次数, 则寻优结束; 否则, $t = t + 1$, 转至步骤②。

1.3 改进粒子群算法测试

本节采用 3 个基准测试函数^[14], 这些函数都具有多极小、常规算法求解困难等特点, 并与实数编码遗传算法 (simple genetic algorithms, SGA) 和基本粒子群算法进行比较。

$$f_1(x) = -(3\ 905.93 - (x_1^2 - x_2)^2 - (1 - x_1)^2),$$

$$x_1, x_2 \in [-2.048, 2.048], \min F = -3\ 905.93;$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^5 (i \cos((i-1)x_1 + i)) \times$$

$$\sum_{j=1}^5 (j \cos((j+1)x_2 + j)) +$$

$$(x_1 + 4.425\ 13)^2 + (x_2 + 0.800\ 32)^2,$$

$$x_1, x_2 \in [-10, 10], \min F = -176.137\ 5;$$

$$f_3(x) = \sin^2(\pi y_1) +$$

$$\sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 (1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})) + (y_n - 1)^2,$$

$$y_i = 1 + \frac{x_i - 1}{4}, x_1, x_2, x_3 \in [-10, 10], \min F = 0.$$

由于 IPSO、PSO 和 SGA 都是随机搜索算法, 它们每次搜索的结果可能不同。因此各算法采取各自独立运行 20 次, 群体规模 m 均取 60, 最大迭代次数

N 取 200。SGA 算法中交叉概率为 0.9, 并采用自适应变异概率。仿真结果分别如表 1 和 2 所示。

表 1 优化测试结果 1

函数	理论最优	平均最优解		
		IPSO	PSO	SGA
f_1	-3 905.93	-3 905.93	-3 905.93	-3 905.93
f_2	-173.128 4	-176.137 5	-176.136 7	-173.124 7
f_3	0	0.000 3	0.002	0.004

表 2 优化测试结果 2

函数	寻找成功率		
	IPSO	PSO	SGA
f_1	20/20	20/20	20/20
f_2	20/20	16/20	10/20
f_3	19/20	15/20	12/20

IPSO、PSO 和 SGA 对目标函数寻优的优化性能曲线分别如图 1~3 所示。

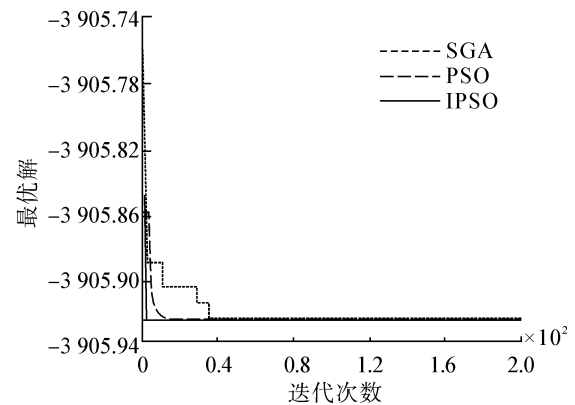


图 1 对测试函数 $f_1(x)$ 的优化性能曲线

Fig.1 The curve of optimization performance for $f_1(x)$

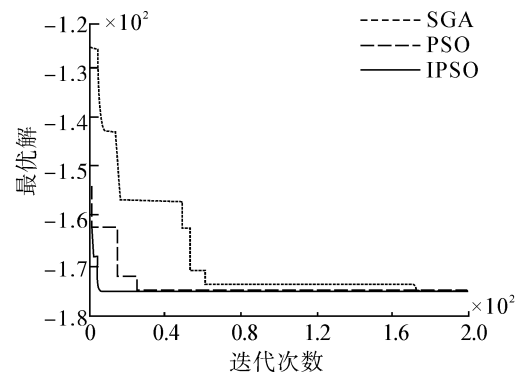
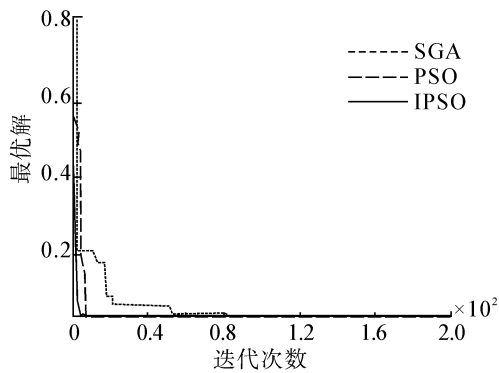


图 2 对测试函数 $f_2(x)$ 的优化性能曲线

Fig.2 The curve of optimization performance for $f_2(x)$

图3 对测试函数 $f_3(x)$ 的优化性能曲线[Fig.3 The curve of optimization performance for $f_3(x)$]

从优化目标函数的收敛速度上看,对于3个基准测试函数来说,IPSO算法均高于PSO算法,并远高于SGA算法;从求解3个基准测试函数的平均最优解上看,与PSO算法和SGA算法相比,IPSO算法均有所提高.因此,IPSO算法有利于优化控制律中的未知参数.

2 无模型控制器设计

2.1 非线性时滞系统的动态线性化

考虑离散时间SISO非线性时滞动态系统:

$$\begin{aligned} y(k+1) = & f(y(k), y(k-1), \dots, y(k-n_y), \\ & u(k-\tau), u(k-\tau-1), \dots, \\ & u(k-\tau-n_u)). \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $f(\cdot)$ 是任意非线性函数, $y(k)$ 为系统的输出, $u(k)$ 表示系统的输入, τ 是时滞, n_y 与 n_u 分别为输出和输入的阶次.

对于非线性系统(3),给出如下假设:

假设1 系统(3)是输出可控的.

假设2 系统(3)是广义Lipschitz的,即满足对任意的 k 和 $\Delta u(k-\tau)$,有 $|\Delta y(k+1)| \leq b|\Delta u(k-\tau)|$,其中, b 是常数, $\Delta u(k-\tau) = u(k-\tau) - u(k-\tau-1)$, $\Delta y(k+1) = y(k+1) - y(k)$.

引理1^[6] 对于满足假设1和假设2的非线性时滞系统(3),当 $u(k) \neq u(k-1)$ 即 $\Delta u(k) \neq 0$ 时,一定存在一个伪导数 $\varphi(k)$ 满足 $|\varphi(k)| < b$,使得系统(3)的动态模型可以线性化表示为

$$y(k+\tau+1) = y(k+\tau) + \varphi(k)\Delta u(k). \quad (4)$$

当 $\tau=0$ 时,模型(4)即为文献[17]中所定义的泛模型.文献[17]指出,在输入输出等价的意义下,对于 $\tau=0$ 时的非线性系统(3),可以描述为式(4)的形式,其中 $\varphi(k)$ 称为特征参量,必须在线实时地

进行估计(如最小二乘法),这一点是该模型可用的先决条件.当系统在设定值处于稳定状态时, $\varphi(k)$ 实际上是 $y(k)$ 关于 $u(k-1)$ 的梯度(或是它的某种近似),故也可称之为伪导数.从理论上可以证明,很大一类非线性系统都能在输入输出等价的意义下用式(4)描述,因此模型(4)也称为泛模型.文献[6]将泛模型推广到了时滞 $\tau \neq 0$ 时的情况,并基于此模型设计了无模型控制律,其中 $\varphi(k)$ 采用某种估计算法而得到.文献[7]将标准PSO算法应用到 $\varphi(k)$ 的估计中,但是所设计的控制器只适用于时滞 $\tau=0$ 时的情况.

本文借鉴预测控制中的误差反馈校正思想,将泛模型进行改进,即

$$\begin{aligned} y(k+\tau+1) = & y(k+\tau) + \\ & \varphi(k)\Delta u(k) + h e(k+\tau). \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $e(k) = y_r(k) - y(k)$ 是系统 k 时刻的输出误差, h 是误差修正系数.

对于非线性系统,特征参量 $\varphi(k)$ 是时变的,可以用一个AR模型来估计它,即

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}(k) = & \theta_1 \hat{\varphi}(k-1) + \theta_2 \hat{\varphi}(k-2) + \dots + \\ & \theta_p \hat{\varphi}(k-p) = \Phi^T \Theta. \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $\Theta = [\theta_1 \theta_2 \dots \theta_p]^T$ 是系数向量, p 是适当的阶数.

2.2 无模型控制器设计

基于模型(5),根据某个性能指标设计一个控制器,使得系统(3)的输出能够跟踪给定的参考输入信号 $y_r(k)$.于是,选取如下的二次型性能指标:

$$\begin{aligned} J(u(k)) = & (y_r(k+\tau+1) - y(k+\tau+1))^2 + \\ & \lambda (u(k) - u(k-1))^2. \end{aligned} \quad (7)$$

将式(5)代入式(7),并且对 $u(k)$ 求导,令导数为零,可以得到如下的控制算法:

$$\begin{aligned} u(k) = & u(k-1) + \frac{\hat{\varphi}(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \times (y_r(k+\tau+1) - \\ & y(k+\tau) - h(y_r(k+\tau) - y(k+\tau))). \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $\hat{\varphi}(k)$ 可以由式(6)估计得到.

在上面的控制律中共有 $p+2$ 个未知参数,如果将未知参数看成粒子向量,可以采用IPSO算法进行优化.于是关于控制器的设计问题可以转化为未知参数的优化问题.选取适应值函数为

$$\begin{aligned} f(z_i) = & \sum_{k=1}^N (y_r(k) - y(k))^2 + \\ & \sum_{k=1}^N (u(k) - u(k-1))^2. \end{aligned}$$

控制器的结构如图4所示.

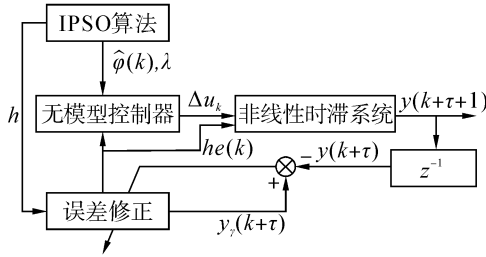


图4 基于 IPSO 的无模型控制结构

Fig.4 The block diagram of model free control based on IPSO

2.3 控制器的收敛性分析

定理 当参考轨迹 $y_r(k)$ 是常数时,适当选择参数 $\theta_1 \sim \theta_p, h, \lambda$ 后,在控制律(8)作用下,系统(3)是 BIBO 稳定的,并且收敛于设定值。

证明 1 首先证明系统是 BIBO 稳定的. 令 $y_r(k) = y_r$, 由式(8)可得

$$\Delta u(k) = \frac{\hat{\varphi}(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \times (1-h)(y_r - y(k+\tau)). \quad (9)$$

将式(9)代入式(5),然后等式两边同时用 y_r 相减,可得

$$\begin{aligned} y_r - y(k+\tau+1) &= \\ \left(1 - \frac{\hat{\varphi}(k)\varphi(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2}\right) \times (1-h)(y_r - y(k+\tau)) &= \\ \left(1 - \frac{\hat{\varphi}(k)\varphi(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2}\right) \times \frac{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2}{\hat{\varphi}(k)} \Delta u(k) &= \\ \left(\frac{\lambda}{\hat{\varphi}(k)} - \tilde{\varphi}(k)\right) \Delta u(k). \end{aligned}$$

下面说明 $\hat{\varphi}(k)$ 与 $\tilde{\varphi}(k)$ 均有界.由式(6),有

$$\begin{aligned} |\hat{\varphi}(k)| &\leq |\theta_1| |\hat{\varphi}(k-1)| + \\ |\theta_2| |\hat{\varphi}(k-2)| + \dots + |\theta_p| |\hat{\varphi}(k-p)|. \end{aligned} \quad (10)$$

当 $k=1, 2, \dots, r-1$ 时,给系统一个外输入信号,测得系统的相应输出,令

$$\hat{\varphi}(k) = \varphi(k) = \frac{y(k+1) - y(k)}{u(k) - u(k-1)},$$

$$k = 1, 2, \dots, p-1,$$

即为 $\hat{\varphi}(k)$ 的初值,由此可知, $|\hat{\varphi}(k)|$ ($k=1, 2, \dots, p-1$) 有界.适当选择参数 $\theta_1 \sim \theta_p$ 的范围(如 $|\theta_i| \leq 1$, $i=1, 2, \dots, p$),则由式(10)可知,当 $k=r$ 时, $|\hat{\varphi}(k)|$ 也有界.以此类推,可以得到结论 $\hat{\varphi}(k)$ 有界.因为 $|\varphi(k)| < b$, 由 $\tilde{\varphi}(k) = \varphi(k) - \hat{\varphi}(k)$ 可知, $\tilde{\varphi}(k)$ 亦有界.因此,适当选择 λ 值,如令 $0 < \lambda < 1$,就有

$$|y_r - y(k+\tau+1)| \leq \left(\frac{\lambda}{\hat{\varphi}(k)} \right) +$$

$$|\tilde{\varphi}(k)| |\Delta u(k)| \leq M |\Delta u(k)|.$$

式中: M 为 $\left| \frac{\lambda}{\hat{\varphi}(k)} \right| + |\tilde{\varphi}(k)|$ 的上界.

由此可知,系统的输出是有界的.下面说明系统的输入也是有界的.由式(9)可得

$$|\Delta u(k)| \leq \left| \frac{\hat{\varphi}(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \right| \times$$

$$|1-h| |y_0 - y(k)| \leq N |y_0 - y(k)|.$$

式中: N 为 $\left| \frac{\hat{\varphi}(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \right| \times |1-h|$ 的上界.而输入 $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$, 则

$$|u(k)| \leq |u(k-1)| + |\Delta u(k)| \leq$$

$$|\Delta u(k)| + |\Delta u(k-1)| + \dots + |\Delta u(2)| + |u(1)|.$$

由此可以说明控制输入也是有界的.因此系统是 BIBO 稳定的.

证明 2 系统的收敛性.将控制律(8)代入式(5),并用 y_r 相减,可得

$$\begin{aligned} y_r - y(k+\tau+1) &= \left(1 - \frac{\hat{\varphi}(k)\varphi(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2}\right) \times \\ &\quad (1-h)(y_r - y(k+\tau)). \end{aligned}$$

于是有

$$\begin{aligned} |y_r - y(k+\tau+1)| &\leq \left| 1 - \frac{\hat{\varphi}(k)\varphi(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \right| \times \\ |1-h| |y_r - y(k+\tau)| &= \left| \frac{\lambda + \hat{\varphi}(k)\tilde{\varphi}(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \right| \times \\ &\quad |1-h| |y_r - y(k+\tau)|. \end{aligned}$$

由于 $\tilde{\varphi}(k) = \varphi(k) - \hat{\varphi}(k)$ 为 $\varphi(k)$ 的估计误差,当 k 充分大时,可保证 $|\tilde{\varphi}(k)| < |\hat{\varphi}(k)|$, 即

$$\left| \frac{\lambda + \hat{\varphi}(k)\tilde{\varphi}(k)}{\lambda + \hat{\varphi}(k)^2} \right| < 1. \text{ 因此只需令 } 0 < h < 2 \text{ 就可得}$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |y_0 - y(k+\tau+1)| = 0.$$

即系统是收敛的.证毕.

3 仿真试验与分析

为验证所提算法的有效性,选择如下的非线性大时滞系统,其模型为^[6]

$$\begin{aligned} y(k+1) &= \frac{y(k)y(k-1)}{1 + y(k)^2 + y(k-1)^2 + y(k-2)^2} + \\ &\quad u(k-9) + 1.1u(k-10). \end{aligned}$$

在仿真中,IPSO 算法的参数设置如下:种群总数为 5, 惯性权重 $w = 0.7298$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.4962$, 粒子向量的维数为 6(对应于 $\theta_1 \sim \theta_4, h, \lambda$ 6 个变量), 最大迭代次数为 10, 微粒速度范围为

$[-10, 10]$. 设定值选用方波函数, 仿真结果如图 5 和 6 所示.

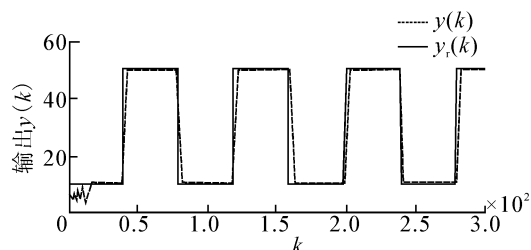


图 5 控制结果

Fig.5 Control results

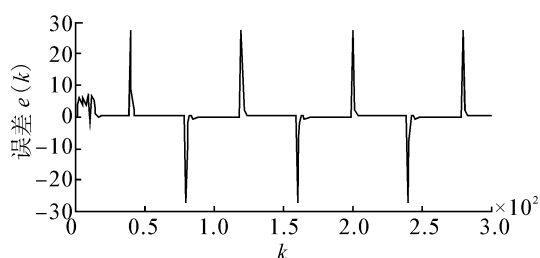


图 6 控制误差

Fig.6 Control error

图 5 是系统的输出跟踪曲线,从系统响应速度方面来看,系统的输出具有较快的响应速度,体现了采用 IPSO 的无模型控制系统具有很好的动态性能.图 6 是系统跟踪误差曲线,从中可以看出,系统输出的跟踪误差能够控制在非常理想的范围内.从整个仿真结果看,所提方法特别适用于具有非线性大时滞的过程控制系统中.

4 结束语

本文针对非线性离散时间时滞系统,基于改进粒子群算法提出了一种无模型控制方法,数值仿真表明了所提出的算法是有效的.该方法的主要优点在于:1)控制器的设计不依赖于被控对象的具体数学模型(3),而是在改进泛模型(5)的基础上设计的,除了系统的输入输出数据外,不再需要任何有关系统的信息,因此所设计的算法也可以理解为基于数据驱动的控制方法;2)控制器中的未知参数采用 IPSO 算法优化,与基本 PSO 相比,搜索成功率更高,同时通过对闭环系统的收敛性分析来设定粒子群参数的取值范围,使得算法的收敛速度更快,因此可以提高实时性,便于实际应用;3)传统的无模型控制器参数需要现场人为组态,而本文的未知参数采用 IPSO 在线实时优化,具有一定的鲁棒性,而且减小了传统无模型控制器在控制现场对人为参数组

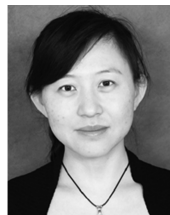
态的依赖.

参考文献:

- [1] SU Chengli, WANG Shuqing. Robust model predictive control for discrete uncertain nonlinear systems with time-delay via fuzzy model[J]. Journal of Zhejiang University—Science A: Applied Physics & Engineering, 2006, 7(10): 1723-1732.
- [2] GE S S, HONG F, LEE T H. Adaptive neural network control of nonlinear systems with unknown time-delays [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(11): 2004-2010.
- [3] TSENG Chungshi. Model reference output feedback fuzzy tracking control design for nonlinear discrete-time systems with time-delay[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2006, 14(1): 58-70.
- [4] 薛荆岩,韩志刚.用无模型控制方法改善 DCS 的基础控制[J].控制工程, 2008, 15(5): 519-522.
XUE Jingyan, HAN Zhigang. Improvement of basic control of DCS via model free control method[J]. Control Engineering of China, 2008, 15(5): 519-522.
- [5] 韩志刚,汪国强.无模型控制律串级形式及其应用[J].自动化学报, 2006, 32(5): 345-352.
HAN Zhigang, WANG Guoqiang. Cascade scheme of model free control law and its application[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(5): 345-352.
- [6] 金尚泰,侯忠生.一类非线性大滞后系统的改进无模型自适应控制[J].控制理论与应用, 2008, 25(4): 623-626.
JIN Shangtai, HOU Zhongsheng. An improved model-free adaptive control for a class of nonlinear large-lag systems[J]. Control Theory & Application, 2008, 25(4): 623-626.
- [7] 李秀英,王光辉,韩志刚.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[J].控制与决策, 2012, 27(5): 777-780.
LI Xiuying, WANG Guanghui, HAN Zhigang. A nonlinear model-free predictive controller based on PSO algorithm with high speed convergence[J]. Control and Decision, 2012, 27(5): 777-780.
- [8] 于志刚,赵杰.无模型控制律的基本形式收敛性分析[J].控制工程, 2009, 16(2): 130-132.
YU Zhigang, ZHAO Jie. Convergence analysis of model free control law with primary patten[J]. Control Engineering of China, 2009, 16(2): 130-132.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, USA, 1995, 4: 1942-1948.
- [10] LIN L H, WANG F C, YAN J Y. Robust PID controller

- design using particle swarm optimization[C]//Proceedings of 7th Asian Control Conference. Hong Kong, China, 2009: 1673-1678.
- [11] 李秀英, 韩志刚. 基于 PSO 优化的非线性系统无模型控制方法[J]. 控制工程, 2011, 18(6): 861-863, 965.
LI Xiuying, HAN Zhigang. Model free control method based on partical swarm optimization for nonlinear systems [J]. Control Engineering of China, 2011, 18(6): 861-863, 965.
- [12] 乔俊飞, 逢泽芳, 韩红桂. 基于改进粒子群算法的污水处理过程神经网络优化控制[J]. 智能系统学报, 2012, 7(5): 429-436.
QIAO Junfei, PANG Zefang, HAN Honggui. Neural network optimal control for wastewater treatment process based on APSO[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7(5): 429-436.
- [13] ANGELINE P J. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: philosophy and performance differences[J]. Lecture Notes in Computer Science, 1998, 1447: 601-610.
- [14] 李静, 王京. 一类求解复杂优化问题的改进粒子群算法[J]. 控制工程, 2011, 18(6): 841-844, 909.
LI Jing, WANG Jing. An improved particle swarm algorithm for complex optimization problems[J]. Control Engineering of China, 2011, 18(6): 841-844, 909.
- [15] WEN Lei, XI Zhaocai. The research of PSO algorithms with non-linear time-decreasing inertia[C]//Proceedings of the Conference on Intelligent Control and Automation. Chongqing, China, 2008: 4002-4005.
- [16] 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): 560-564.
ZHU Haimei, WU Yongping. A PSO algorithm with high speed convergence[J]. Control and Decision, 2010, 25(1): 560-564.
- [17] 韩志刚, 蒋爱平, 王洪桥. 自适应辨识、预报和控制—多层递阶途径[M]. 哈尔滨: 黑龙江教育出版社, 1995: 102-133.

作者简介:



李秀英, 女, 1978 年生, 讲师, 中国自动化学会会员, 主要研究方向为智能控制、无模型控制理论和应用. 曾获 2005 年第 24 届中国控制会议的“固高应用研究奖”, 2006 年黑龙江省科技进步一等奖. 发表学术论文 20 余篇, 其中被 SCI 检索 2 篇, EI 检索 10 篇.



李桂英, 女, 1974 年生, 工程师, 主要研究方向为智能控制、优化算法.



毛琳, 女, 1977 年生, 副教授, 主要研究方向为多传感器信息融合、状态估计和信号处理.