

一类离散时变系统的在线无限脉冲响应滤波逆控制

刘建昌^{1,2}, 于霞¹, 李鸿儒^{1,2}

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819;

2. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 针对一类离散时变系统, 提出了一种基于自适应惯性权重合作粒子群(AIW-CPSO)算法的在线无限脉冲响应(IIR)滤波自适应系统辨识方法, 实现零极点实时跟踪的全匹配控制. IIR滤波器可解决有限脉冲响应(FIR)滤波器在辨识时变系统时因其相关矩阵的特征值会无规律变大而被迫离线训练的问题. 同时又降低了在线训练所需的权值向量长度, 提升了优化与建模效率. 本文设计的自适应惯性权重合作粒子群(AIW-CPSO)算法可在传统粒子群优化(PSO)算法的基础上更好地解决因选用IIR滤波器所带来的全局优化问题. 通过仿真分析可以看出, 对于此类离散时变系统, 基于在线AIW-CPSO-IIR滤波器的自适应逆控制方法可以快速有效的实现未知对象的在线建模, 同时实时跟踪时变系统的特征值变化.

关键词: 离散时变系统; 自适应逆控制; 无限脉冲响应滤波器; 粒子群优化算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Online infinite-duration impulse response filtering inverse control for a class of discrete time-varying systems

LIU Jian-chang^{1,2}, YU Xia¹, LI Hong-ru^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China;

2. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

Abstract: For a class of discrete time-varying systems, we proposed an online infinite-duration impulse response(IIR) filtering adaptive system identification method based on the adaptive inertia-weighted cooperated particle swarm optimization(AIW-CPSO) algorithm. This approach achieves the perfect matching of zero-pole for the real-time tracking control. The IIR filter avoids the enforced off-line training problem induced by the irregular variation in the eigenvalues of the correlation matrix in finite-duration impulse response(FIR) filter when identifying a time-varying system. It also reduces the weighting vector length in the online training process, and improves the efficiency of optimization and modeling. On the basis of the traditional standard particle swarm optimization(PSO) algorithm, the designed AIW-CPSO algorithm provides a better solution to the global optimization problem in selecting the proper IIR than the traditional standard PSO algorithm. Simulation analysis shows that, for discrete time-varying systems, the adaptive inverse control method based on the online AIW-CPSO-IIR filter can realize the fast online modeling of unknown plants effectively, and track the real-time variation of eigenvalues of time-varying systems.

Key words: discrete time-varying system; adaptive inverse control; infinite impulse response filter; particle swarm optimization algorithm

1 引言(Introduction)

实际工程应用中, 被控系统的时变现象普遍存在. 例如在复杂系统过程控制、航空航天以及机器人运动控制等领域, 都或多或少的需要解决系统的时变问题. 以复杂系统的过程控制为例, 在轧钢过程中, 轧机的参数随着轧制过程的不断进行而实时变化, 而且变化范围往往较大(常用最大最小值之比来衡量). 又如机器人的机械臂做轨迹跟踪时, 其惯性

参数也是时变的, 从而使系统的动力学参数甚至结构发生变化^[1]. 除此之外, 在许多系统中, 干扰噪声的时变也成为系统不确定性时变因素. 因此, 针对这些时变系统辨识与控制的研究越来越被近些年的控制界所关注, 成为被广泛讨论的热点问题之一^[2~4].

根据系统的实际运行情况, 现将时变系统分为参数时变、结构时变以及扰动不确定3类. 其中结构时变在某些情况下可用切换控制等方法解决; 扰动

不确定则常常被归为鲁棒控制研究范畴并取得了很好的效果;而本文将重点讨论广泛存在于控制系统中、并常常引起系统的动态或静态性能很大变化的参数时变系统控制问题。

近年来,对参数时变系统的自适应控制研究非常活跃,早期往往将对象设定为慢时变系统,其参数的变化则当作未知扰动。虽然这样处理可以简化系统稳定性分析,但对于被控对象的参数变化速度以及变化范围都有非常严格的限制^[5,6]。同时,自适应控制方法往往对于参数定常不确定系统具有很好的收敛性与稳定性,但当参数时变不确定时,往往达不到很好的控制效果。为此,很多学者也提出了一些具备鲁棒性能的自适应控制以及自适应迭代学习等控制方法^[4,7],此类控制方法虽然对于具有扰动噪声的时变控制系统与具有周期特性的时变控制系统均有很好的控制效果,但对于时变特征完全不确定的一类时变系统,控制系统的整体表现还远远不能令人满意。

为此,本文拟采用自适应逆控制方法来解决此类问题。自适应逆控制^[8]是由Widrow教授提出的一种控制系统设计方法,该方法用对象模型的逆作为系统的开环动态控制器,并由此避免了闭环系统以及参数时变所引起的不稳定现象^[9]。与自适应控制方法相比,自适应逆控制可以自动跟踪对象的动态变化并减少系统的动态噪声,而不需要对控制器和被控对象做过多的要求与限制。目前,离散系统的自适应逆控制多是基于有限脉冲响应(finite-duration impulse response, FIR)自适应滤波器^[10,11]进行设计的,但此类滤波器不得不在收敛速度与稳态误差上进行折中,同时对象的动态特征也可能引起控制器的输入相关矩阵特征值变长,这样不仅使算法的收敛速度降低而且训练序列也不得不加长。这种不利因素对于那些不得使用在线训练过程的时变系统来说(如电信系统,伺服系统等),都是一个严重的缺陷。

针对FIR滤波器的这种局限性,现采用自适应无限脉冲响应(infinite-duration impulse response, IIR)滤波器进行对象在线辨识,以避免特征值变长对算法收敛速度的影响。但IIR滤波器的性能曲面与FIR不同(不是标准的二次型曲面),这就要求训练算法具备很好的全局优化能力。为此,本文将最近提出的合作粒子群(CPSO)算法^[12]加以改进,在保持其全局优化性能的基础上进一步提高算法优化速度,设计出具有惯性权重的合作粒子群(AIW-CPSO)算法,用以在线训练IIR滤波器的权值向量。随后将这种新的AIW-CPSO-IIR滤波器用于一类时变系统的在线逆控制,并通过仿真分析验证了控制系统的有效性。

2 AIW-CPSO-IIR滤波器结构与算法(The structure and algorithm of AIW-CPSO-IIR filters)

2.1 用于时变系统辨识的IIR滤波器(The IIR filters for time-varying systems identification)

在自适应滤波理论中,自适应IIR滤波器在系统辨识的应用中的优势要明显高过其他滤波器。实际上,IIR滤波器的基本结构与自回归滑动平均(ARMA)模型的结构相同,其输入输出关系定义为^[13]

$$y(n) = \sum_{i=0}^P a_i(n)u(n-i) + \sum_{i=1}^Q b_i(n)y(n-i), \quad (1)$$

其中: $a_i(n)$ 和 $b_i(n)$ 是ARMA模型的可调参数, $y(n)$ 为输出向量, $u(n)$ 为自适应滤波器的输入向量, P 与 Q 分别为滤波器零极点个数($P \leq Q$)。当IIR滤波器的系数固定不变时,可用如下转移函数等效地表征ARMA模型:

$$\hat{P}(z) = \frac{A(z)}{1 - B(z)}, \quad (2)$$

其中 $A(z)$ 与 $B(z)$ 分别为

$$A(z) = \sum_{i=0}^P a_i z^{-i}, \quad B(z) = \sum_{i=1}^Q b_i z^{-i}. \quad (3)$$

该IIR滤波器用于在线时变系统辨识的原理如图1所示。

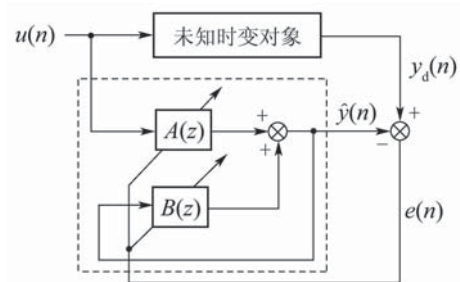


图1 IIR滤波器时变系统辨识原理图

Fig. 1 The structure of IIR filter for time-varying system identification

图1中误差信号为 $e(n) = y_d(n) - \hat{y}(n)$, $y_d(n)$ 为期望响应信号。在这个系统辨识应用中,输入信号 $u(n)$ 同时加到未知系统和自适应滤波器上,由此分别产生期望响应 $y_d(n)$ 和实际滤波器的输出 $\hat{y}(n)$ 。自适应滤波器的合成权向量 $\hat{w}(n)$ 定义为两组系数 $\{a_i(n)\}_{i=0}^P$ 和 $\{b_i(n)\}_{i=1}^Q$ 一起组成的向量,即

$$\hat{w}(n) = [a_0(n) \ a_1(n) \ \cdots \ a_P(n) \ b_1(n) \ b_2(n) \ \cdots \ b_Q(n)]^T. \quad (4)$$

一般情况下,代价函数常用均方误差(MSE)表示,本文也将选取该指标来表征在线PSO算法的粒子适

应度函数. 对于图1所示的自适应系统辨识来说, 系统基于MSE的代价函数如下:

$$J_i(n) = E[\|e_i(n)\|^2]. \quad (5)$$

当 $J_i(n)$ 达到极小值时, 滤波器参数即表征了未知动态系统的最优权值参数.

本文拟采用粒子群(PSO)算法优化IIR滤波器权向量, 因其具有很好的全局优化能力. 而对于PSO算法来说, 粒子当前位置的好坏由适应度函数来确定, 因此粒子状况的好坏应根据代价函数 $J_i(n)$ 来衡量. 由此可见, 对于IIR滤波器的设计而言, 可选择式(5)作为适应度函数. 由该公式可以看出, 当前粒子的MSE变小时, 表示 $J_i(n)$ 正逼近最优值, 也就是说, 该粒子所表征的滤波器参数优于其他粒子. 通过算法迭代, 可以得出当算法搜索到最优解时, 适应度函数最小的粒子所得的参数向量即为IIR滤波器的最优权向量.

下面介绍用于在线训练IIR滤波器权系数的AIW-CPSO算法.

2.2 自适应惯性权重合作粒子群算法(The adaptive inertia weight cooperated particle swarm optimization algorithm)

标准PSO算法^[4]在初始时刻存在 N 个随机粒子, 每个粒子有 M 个待优化的未知参数. 每个粒子代表解空间中的一个点, 每个粒子的关系适应度取决于一个预先设定好的适应度函数的迭代过程. 适应度函数可以表示出这些粒子与唯一一个期望最优解的距离. 每个迭代时刻 n , 第 i 个粒子可以由多维空间中的一个位置向量 $X_i(n)$ 和一个速度向量 $V_i(n)$ 表示. 因此, PSO算法可以由以下一组位置和速度向量定义:

$$X_i(n) = [x_1(n) \ x_2(n) \ \cdots \ x_M(n)], \quad (6)$$

$$V_i(n) = [v_1(n) \ v_2(n) \ \cdots \ v_M(n)]. \quad (7)$$

随后PSO算法给出每个粒子在解空间中的状态向量和速度向量的迭代更新公式:

$$\begin{cases} V_i(n+1) = \omega V_i(n) + c_1 r_1 [P_{\text{best}} - X_i(n)] + \\ \quad c_2 r_2 [G_{\text{best}} - X_i(n)], \\ X_i(n+1) = X_i(n) + V_i(n+1), \end{cases} \quad (8)$$

其中: P_{best} 代表单个粒子在过去时刻的最优位置向量, 称为个体最优位置; G_{best} 代表所有粒子中的最优位置, 称之为群体最优位置. 其中设种群数量 $\mathbf{X} = [X_1 \ X_2 \ \cdots \ X_M]$; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 间的随机变量; c_1, c_2 为加速系数; ω 因子为惯性权重. 一般情况下, 速度 v_i 的取值范围为 $[-v_{\text{max}}, v_{\text{max}}]$, 目的是避免粒子脱离解空间. 随后根据公式(8), 粒子向最优位置移动, 且这个过程将被循环直到满足停止条件.

在合作搜寻模式下, 文献[15]提出了PSO的改进算法——随机合作粒子群(CRPSO)算法, 该算法的目标是使用多个种群来搜寻解空间的不同部分, 通过采用随机合作机制来平衡全局搜索与局部搜索能力. 其中, 每一子群中的粒子通过随机方式选择其他子群发现的最优位置用于更新粒子的速度与位置. CRPSO算法的更新公式为

$$\begin{cases} V_i(n+1) = \omega V_i(n) + c_1 r_1 [P_{\text{best}} - X_i(n)] + \\ \quad c_2 r_2 [G_{\text{best}}(r) - X_i(n)], \\ X_i(n+1) = X_i(n) + V_i(n+1), \end{cases} \quad (9)$$

其中: $i = 1, \dots, N$ 为CRPSO算法中子群的数目, r 为介于1到 N 之间的随机整数, 用于选择不同子群间的最优位置 $G_{\text{best}}(r)$, 以期达到信息共享的目的.

文献[12]又将这一算法进一步改进, 提出了具有更好全局与局部搜索能力的合作粒子群(CPSO)算法. 该算法通过随机方式使用其他子群最优位置 $G_{\text{best}}(r)$, 同时将两种最优位置用于子群中粒子速度与最优位置更新. 该算法的更新公式为

$$\begin{cases} V_i(n+1) = \omega V_i(n) + 0.5c_1 r_1 [P_{\text{best}} - X_i(n)] + \\ \quad 0.5c_2 r_2 [G_{\text{best}} - X_i(n)] + \\ \quad 0.5c_2 r_2 [G_{\text{best}}(r) - X_i(n)], \\ X_i(n+1) = X_i(n) + V_i(n+1). \end{cases} \quad (10)$$

其中0.5用于平衡粒子最优位置 P_{best} , G_{best} 子群自身最优位置 G_{best} 与其他子群最优位置 $G_{\text{best}}(r)$ 在更新公式中的作用.

与此同时, 针对传统粒子群算法收敛效率的改进方法在近年的文献中被不断提出^[16, 17]. 这些改进方法在不同类型的问题中所发挥的优势是有所区别的. 当问题的核心集中到在保证算法全局收敛的基础上提升优化速度时, 惯性权重则变成了整个PSO算法中的一个关键参数. 本文引入新的自适应惯性权重公式如式(11)所示^[18]:

$$\omega(n) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{A_0 \cdot \Delta J^2(n) + 2}, & \Delta J(n) \geq 0, \\ \frac{1}{A_0 \cdot \Delta J^2(n) + 2}, & \Delta J(n) < 0. \end{cases} \quad (11)$$

其中 A_0 为可调曲线系数, 同时限定了惯性权重的取值在 $[0, 1]$ 之间, 并用代价函数的变化值 $\Delta J(n)$ 来修正惯性权重 $\omega(n)$ 的值, 使新算法的惯性权重能够根据系统的代价函数做自适应调整, 即代价函数值的增加将会导致惯性权重的值随之增加, 反之亦然.

由于在同类自适应惯性权重改进算法中^[19], 常采用Sigmoid函数自适应惯性权重. 这种方法因存在指数运算而在实际应用中受到限制. 从计算复杂度方面分析: Sigmoid函数进行指数运算的时间复杂度

为指数阶 $O(2^N)$, 其中 N 为算法规模; 而新的惯性权重公式由于用修正锯齿函数代替了指数函数, 将其计算复杂度降低到了线性阶 $O(N)$. 因此, 在算法规模相同时, 新算法具有较高的运算效率.

引入新的惯性权重函数后, 可得新的自适应权重合作粒子群(AIW-CPSO)算法的更新公式为

$$\begin{cases} V_i(n+1) = \\ \omega(n)V_i(n) + 0.5c_1r_1[P_{best} - X_i(n)] + \\ 0.5c_2r_2[G_{best} - X_i(n)] + \\ 0.5c_2r_2[G_{best}(r) - X_i(n)], \\ X_i(n+1) = X_i(n) + V_i(n+1). \end{cases} \quad (12)$$

综上所述, 新算法在具备了CPSO算法的全局与局部搜索能力的基础上进一步提升了算法的优化速度, 使其更能够符合在线辨识与控制的需要.

3 基于在线AIW-CPSO-IIR滤波器的自适应逆控制系统(The adaptive inverse control systems with online AIW-CPSO-IIR filters)

图2为自适应逆控制系统框图^[20]. 被控不确定系统由对象框表示. 为不失一般性, 对象扰动由加性噪声 $v(n)$ 表示. 为实现对系统的逆控制, 首先要用自适应系统辨识技术辨识出对象模型 $\hat{P}(z)$, 然后根据系统的动态响应在线自适应调整控制器 $\hat{C}(z)$.

图2中, 对象模型 $\hat{P}(z)$ 的辨识过程如前面所述, 现介绍逆控制器 $\hat{C}(z)$ 如何通过自适应算法来设计. 控制器的主要目标是使被控系统的传递函数最大程度地近似于用户根据特殊需要设计的参考模型 $M(z)$. 参考输入信号 $r(n)$ 经参考模型滤波后得到整个系统的期望响应 $d_s(n)$. 而被控对象的实际输出 $y_s(n)$ 与期望响应 $d_s(n)$ 的差即为系统误差信号, 定义为 $\varepsilon(n)$.

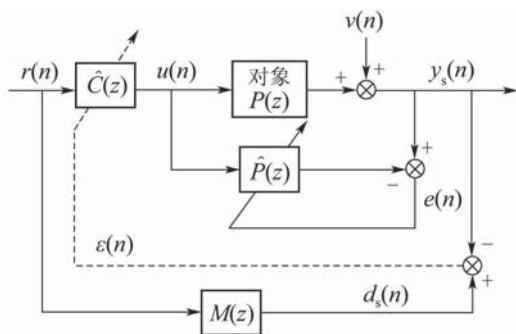


图 2 在线自适应逆控制系统原理图

Fig. 2 The structure of online adaptive inverse control system

参考模型 $M(z)$ 可通过很多途径设计. 根据传统控制理论, 参考模型的设计和对系统的特性要求是相关的. 因此, 往往将参考模型 $M(z)$ 设计成有二阶阶跃响应的线性系统以满足设计规范, 也可将参考

模型直接设为1以实现系统的输出对输入指令信号的跟踪.

在线逆控制器的设计方法如下^[21]: 训练控制器 $\hat{C}(z)$ 以得到最小的系统均方误差, 所以, 首先定义系统的代价函数为

$$J_s(n) = E[\|\varepsilon(n)\|^2]. \quad (13)$$

根据系统原理图, 当代价函数最小时, 理想逆控制器的Wiener解应为

$$\hat{C}(z) = \frac{M(z)}{\hat{P}(z)} = M(z) \cdot \frac{1}{\hat{P}(z)}. \quad (14)$$

由公式(14)可知, 理想的控制器模型可看作参考模型与对象逆模型的积. 但是实际上, 这个解往往难以实现. 原因之一在于控制器 $\hat{C}(z)$ 不是无约束的, 而是要求稳定收敛的. 一般情况下, 参考模型满足这个条件, 但对于对象模型 $\hat{P}(z)$ 而言, 辨识过程只能保证其稳定, 但并不能保证其逆模型稳定且收敛. 因此, 往往需要使用另一个自适应过程求得系统的逆控制器 $\hat{C}(z)$. 下面是通过AIW-CPSO-IIR滤波算法求取 $\hat{C}(z)$ 的过程. 设逆控制器模型为

$$C(z) = \frac{A_c(z)}{1 - B_c(z)}, \quad (15)$$

其中: $A_c(z)$ 和 $B_c(z)$ 分别表示为 $A_c(z) = \sum_{i=0}^P a_{ic}z^{-i}$ 和 $B_c(z) = \sum_{i=1}^Q b_{ic}z^{-i}$. 控制器的合成权向量 $\hat{w}_C(n)$ 可由 $\{a_{ic}(n)\}_{i=0}^P$ 和 $\{b_{ic}(n)\}_{i=0}^Q$ 联合表示如下:

$$\hat{w}_C(n) = [a_0c(n) \ a_1c(n) \ \cdots \ a_Pc(n) \ b_1c(n) \ b_2c(n) \ \cdots \ b_Qc(n)]^T. \quad (16)$$

当系统的代价函数最小化后, 自适应IIR滤波器参数即可作为整个未知系统的最优逆控制器参数, 并根据对象参数的实时变化进行在线自适应辨识.

为进一步描述自适应逆控制系统中AIW-CPSO-IIR滤波器的学习过程, 现给出系统的工作步骤如下:

步骤 1 初始化粒子群, 给出种群规模 N , 设定粒子维数, 初始惯性权重, 随机生成粒子的初始位置 X_i 与速度 V_i .

步骤 2 计算每个粒子当前的适应值, 即粒子 x_i 的适应值 $f(x_i)$, 并确定初始的 P_{best} 和 G_{best} .

步骤 3 更新粒子本地最优解 P_{best} , 即如果 $f(x_i) < f(P_{best})$, 则用 x_i 替换 P_{best} .

步骤 4 更新粒子群最优解 G_{best} , 即如果 $f(x_i) < f(G_{best})$, 则用 x_i 替换 G_{best} .

步骤 5 随机产生1到 N 中的随机整数 r .

步骤 6 根据公式(11)更新惯性权重 $\omega(n)$.

步骤7 根据公式(12)计算粒子速度 V_i 与位置 X_i .

步骤8 循环至步骤2直到迭代次数达到迭代上限或者系统满足最小误差标准, 此时有最优适应度的粒子所在位置 X_i 即为近似最优解.

值得注意的是IIR滤波器的在线未知对象辨识与控制辨识的区别在于适应度函数 $f(x_i)$ 的选择: 对于在线对象辨识而言, 适应度的选取应为对象模型误差 $e(n)$; 而对于控制器辨识, 其适应度函数则应取为系统误差 $\varepsilon(n)$.

4 仿真分析(Simulation analysis)

为检验AIW-CPSO-IIR滤波器在线性离散自适应逆控制系统中的性能, 现取未知时变系统的微分方程如下:

$$y(n+1) = 0.7y(n) - p(n) \cdot y(n-1) + q(n) \cdot u(n) + 0.5u(n-1). \quad (17)$$

该模型中, $p(n)$, $q(n)$ 分别为待辨识的有界时变参数, 且分别取时变函数为:

$$p(n) = \sin(0.05n), \quad (18)$$

$$q(n) = (1-n)/(100+n) + 0.5. \quad (19)$$

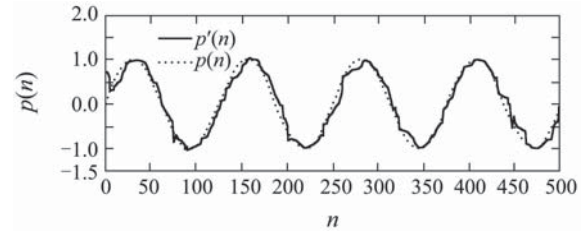
参考模型为定常系统, 其差分方程为

$$y(n+1) = 0.7y(n) - 0.1y(n-1) + u(n) + 0.5u(n-1). \quad (20)$$

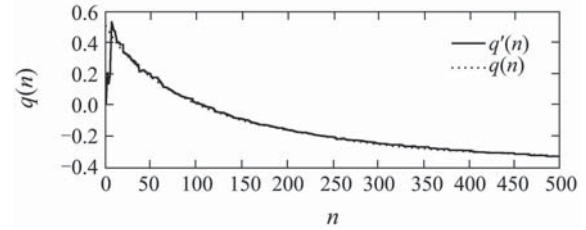
仿真实验的软件环境为MATLAB 7.8.0(R2009a)版本下的Simulink仿真平台, 操作系统为Windows 7 Professional, PC机配置为Intel(R) Core(TM) 2.53 GHz, 2G内存. 由图2所示的原理框图进行仿真实验, 对象辨识与逆控制器在线调整均采用本文所提出的AIW-CPSO-IIR滤波算法, 输入信号取随机信号, 采样周期0.1 s, 并分别采样500次以保证收敛效果.

为对比AIW-CPSO算法与其他同类算法的性能, 在时变系统的建模阶段, 同时采用AIW-CPSO和CPSO两种算法设计IIR滤波器并进行未知时变系统的建模. 为保证仿真结果的可比性, CPSO-IIR滤波器的全部参数均与AIW-CPSO-IIR滤波器的设定相同: 种群数量PopSize = 25; 曲线系数 $A_0 = 2$; 加速系数 $c_1 = c_2 = 2$; IIR滤波器零点个数 $P = 5$; 极点个数 $Q = 5$. 所不同的是CPSO-IIR滤波器的惯性权重设为 $\omega = 0.35$; AIW-CPSO-IIR滤波器的初始惯性权重设为 $\omega(0) = 0.35$.

通过仿真实验检测AIW-CPSO算法对于时变参数的辨识效果, 得出AIW-CPSO-IIR滤波器对于时变参数 $p(n)$ 和 $q(n)$ 的在线辨识跟踪曲线如图3(a)(b)所示.



(a) 时变参数 $p(n)$

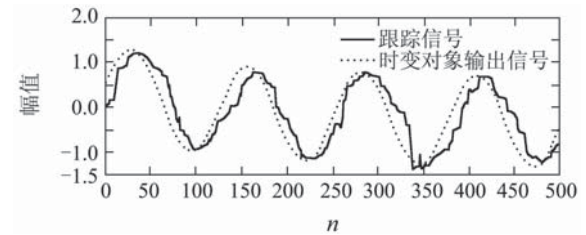


(b) 时变参数 $q(n)$

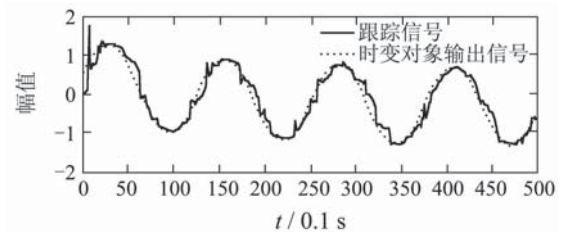
图3 时变参数在线辨识跟踪曲线

Fig. 3 The real-time tracking curves for online time-varying parameter identification

两种不同的滤波器对于整体时变系统的在线辨识跟踪轨迹如图4(a)(b)所示. 建模过程的均方误差曲线如图5(a)(b)所示.



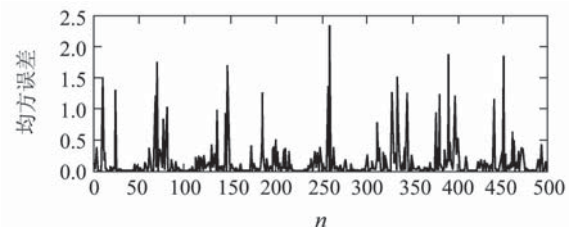
(a) CPSO-IIR滤波器



(b) AIW-CPSO-IIR滤波器

图4 未知时变系统在线辨识输出曲线

Fig. 4 The output curves of online identification for unknown time-varying system



(a) CPSO-IIR滤波器

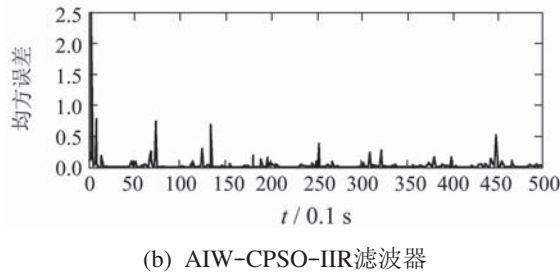


图 5 迭代过程的均方误差曲线

Fig. 5 The mean-square error curve of iteration processing

从仿真结果可以看出, AIW-CPSO-IIR滤波器对于时变参数 $p(n)$ 和 $q(n)$ 具有较快速的跟踪辨识能力. 同时相比CPSO-IIR滤波器而言, AIW-CPSO-IIR滤波器对于整体时变系统的辨识效果以及均方误差也令人满意.

在此基础上, 根据图2搭建在线自适应逆控制系统并检验该离散时变系统对随机信号的跟踪能力. 仍取输入指令信号为有一定限幅的随机跳变信号, 采样周期为0.1 s. 参考模型的差分方程如公式(20)所示. 控制系统的仿真过程将AIW-CPSO-IIR滤波器与神经网络进行对比. 其中AIW-CPSO-IIR滤波器的参数设定不变, 神经网络选取控制系统中常用的3层BP网络结构, 根据经验选取6个隐层节点, 性能指标设定为 1.0×10^{-5} , 最大迭代次数设定为2000次, 隐层的传递函数采用Sigmoid函数, 输出层的传递函数采用线性函数. 网络训练采用收敛速度较快的Levenberg-Marquardt算法, 神经网络同时作为时变系统的辨识器及逆控制器. 仿真得出两种时变系统的响应曲线与跟踪误差曲线分别如图6(a)(b)和图7(a)(b)所示.

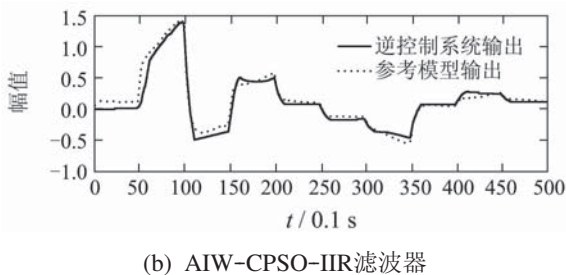
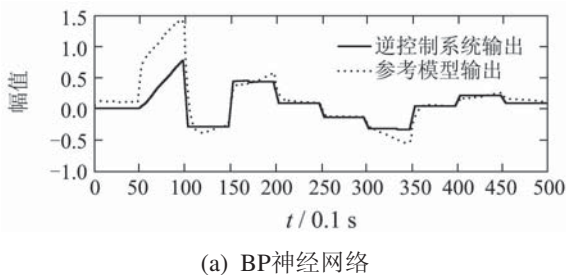


图 6 时变系统的在线逆控制输出曲线

Fig. 6 The output curves of online inverse control for time-varying system

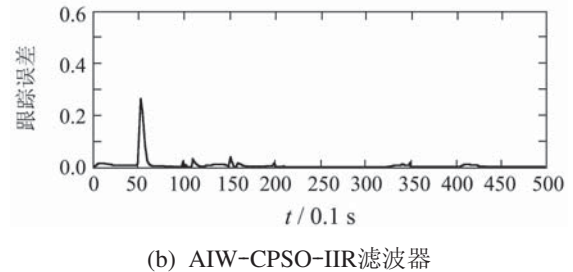
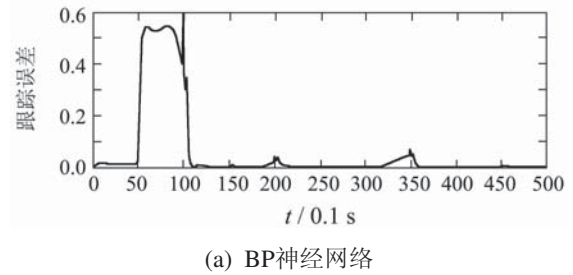


图 7 时变系统在线逆控制的跟踪误差曲线

Fig. 7 The tracking error curve of online inverse control for time-varying system

从实际的仿真结果可以看出, 即使对于随机时变的指令输入信号, 与BP神经网络相比AIW-CPSO-IIR滤波器也可以较好地实现对参考模型输出的实时跟踪. 值得注意的是, 当参考模型输出 $d_s(n)$ 出现较大幅度的跳变时, 系统的输出响应会瞬时与 $d_s(n)$ 形成一定的误差, 这是几乎所有的动态系统在跟踪过程中都会遇到的现象, 但对比图6曲线, BP神经网络显然对这种瞬时误差的反应没有AIW-CPSO-IIR滤波器表现的敏感. 随着控制器的实时在线调节, AIW-CPSO-IIR滤波器的跟踪误差会在短时间内降低到很小的范围内, 使整个自适应逆控制系统的输出快速实现对参考模型输出信号 $d_s(n)$ 的跟踪.

由此可得, 本文所设计的AIW-CPSO-IIR滤波器在处理时变系统的在线逆控制问题上的表现要优于常用的BP神经网络, 能够符合自适应逆控制系统的在线训练要求, 并可以实现对一类参数未知时变的离散系统的在线跟踪控制.

5 结论(Conclusion)

本文针对一类参数未知时变的离散系统, 提出一种新的在线AIW-CPSO-IIR滤波逆控制方法. 自适应逆控制策略可以自动跟踪对象的动态变化而不需要对控制器和被控对象做严格的要求与限制, 因此满足了参数时变系统的需要. 而IIR滤波器则可以实现零极点的全匹配辨识, 克服了传统FIR滤波器在线辨识时由相关矩阵特征值变化引起的权向量变长的问题. 同时, 本文设计出新的AIW-CPSO算法用来优化IIR滤波器参数. 该方法既可以避免传统PSO算法陷入局部极小值, 又能够快速辨识滤波器参数, 实现时变系统的在线跟踪. 仿真分析则表

明, 基于AIW-CPSO-IIR滤波器的自适应逆控制系统, 对于一类参数时变的离散系统具有很好的建模能力并可以使整个控制系统的输出快速有效地跟踪指令输入, 有着令人满意的控制效果.

参考文献(References):

- [1] PAGILLA P R, ZHU Y L. Adaptive control of mechanical systems with time-varying parameters and disturbances[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control-Transactions of the Asme*, 2004, 126(3): 520 – 530.
- [2] LOGEMANN H, RYAN E P. Time-varying and adaptive discrete-time low-gain control of infinite-dimensional linear systems with input nonlinearities[J]. *Mathematics of Control Signals and Systems*, 2000, 13(4): 293 – 317.
- [3] CHEN M S, WU J M. A new model reference adaptive control for linear time-varying systems[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2000, 14(4): 469 – 479.
- [4] PEAUCELLE D, KHAN H M, PAKSHIN P V. LMI-based analysis of robust adaptive control for linear systems with time-varying uncertainty[J]. *Automation and Remote Control*, 2009, 70(9): 1540 – 1552.
- [5] MARINO R, TOMEI P. Adaptive control of linear time-varying systems[J]. *Automatica*, 2003, 39(4): 651 – 659.
- [6] DIMOGIANOPOULOS D, LOZANO R. Adaptive control for linear slowly time-varying systems using direct least-squares estimation[J]. *Automatica*, 2001, 37(2): 251 – 256.
- [7] YANG G H, YE D. Adaptive robust control synthesis for linear systems with time-varying uncertainties[C] // *The 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*. New York: IEEE, 2007: 1727 – 1730.
- [8] WIDROW B, WALACH E. *Adaptive Inverse Control, Signal Processing Approach*[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.
- [9] 刘侠, 张端金, 吴捷. 自适应逆控制的研究综述[J]. *电气自动化*, 2003, 25(6): 15 – 18.
(LIU Xia, ZHANG Duanjin, WU Jie. Survey of adaptive inverse control[J]. *Electrical Automation*, 2003, 25(6): 15 – 18.)
- [10] YANG T B. Performance of variable step-size LMS algorithms for linear adaptive inverse control systems[C] // *Student Conference on Engineering, Sciences and Technology*. New York: IEEE, 2004: 122 – 126.
- [11] LI M, YANG C, SHU Y. An improved nonlinear adaptive inverse control systems based on filtered- ε LMS algorithm[C] // *Proceedings of the 27th Chinese Control Conference*. Beijing: Beijing University Aeronautics & Astronautics Press, 2008, 4: 101 – 105.
- [12] 朴海国, 王志新, 张华强. 基于合作粒子群算法的PID神经网络非线性控制系统[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(12): 1317 – 1324.
(PIAO Haiguo, WANG Zhixin, ZHANG Huaqiang. Nonlinear control system of PID neural network based on cooperated particle swarm optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(12): 1317 – 1324.)
- [13] HAYKIN S. *Adaptive Filter Theory*[M]. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2002.
- [14] KENNEDY J, EBERHART R C, SHI Y, et al. *Swarm Intelligence*[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publisher, 2001.
- [15] ZHAO L, YANG Y P. PSO-based single multiplicative neuron for time series prediction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 2805 – 2812.
- [16] LIU B, WANG L, JIN Y H, et al. Improved particle swarm optimization combined with chaos[J]. *Chaos Solitons & Fractals*, 2005, 25(5): 1261 – 1271.
- [17] ALI M M, KAELO P. Improved particle swarm algorithms for global optimization[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 196(2): 578 – 593.
- [18] YU X, LIU J C, LI H R. An adaptive inertia weight particle swarm optimization algorithm for IIR digital filter[C] // *2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*. New York: IEEE, 2009, 1: 114 – 118.
- [19] KRUSIENSKI D J, JENKINS W K. Particle swarm optimization for adaptive IIR filter structures[C] // *Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation*. New York: IEEE, 2004: 965 – 970.
- [20] PLETT G L. Adaptive inverse control of linear and nonlinear systems using dynamic neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003, 14(2): 360 – 376.
- [21] LIU J C, YU X, LI H R. Adaptive inverse control of discrete system using online adaptive PSO-IIR filters[J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2010, 6(10): 3173 – 3181.

作者简介:

刘建昌 (1960—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能控制、复杂过程建模、控制与优化, E-mail: liujianchang@ise.neu.edu.cn;

于霞 (1982—), 女, 博士研究生, 目前研究方向为自适应信号处理、智能控制, E-mail: yuxia.neu@gmail.com;

李鸿儒 (1968—), 男, 教授, 目前研究方向为智能控制、复杂系统建模与优化, E-mail: lihongru@ise.neu.edu.cn.