

基于联合滤波算法的复杂时变系统在线自适应逆控制

于 霞, 刘建昌, 李鸿儒

(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: 针对一类结构和参数均具备时变特性的复杂时变系统, 提出一种新的基于联合滤波算法的在线自适应逆控制方法. 该方法在处理参数时变问题的同时可兼顾系统的结构时变特性, 实现复杂动态系统的在线跟踪控制. 同时提出新的联合Volterra核函数滤波算法, 该算法克服了原Volterra滤波器计算复杂运算速度慢的缺点, 实现了动态非线性系统的在线跟踪控制. 通过仿真分析可以得出, 对于此类线性、非线性复杂时变系统, 基于新的联合滤波器的自适应逆控制方法可以快速有效的实现动态对象在线建模与控制.

关键词: 复杂时变系统; 在线自适应逆控制; 联合自适应滤波算法; 非线性Volterra滤波器

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Online adaptive inverse control for a class of complex time-varying systems based on combination filtering algorithm

YU Xia, LIU Jian-chang, LI Hong-ru

(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 complex systems with time-varying structure and parameters, an online adaptive inverse control method based on combination filtering algorithm is proposed. This method simultaneously considers the time-varying characteristics of the structure and parameters, and presents an online tracking control mechanism for complex dynamic systems. Meanwhile, a novel combination Volterra kernel method is proposed for dealing with the nonlinear time-varying characteristics, which reduces the computational complexity and provides for nonlinear systems with a better dynamic online tracking control mechanism than the original algorithm. Furthermore, the simulation analysis shows that, for this type of complex time-varying systems, the adaptive inverse control method based on online combination filters can achieve the online modeling of unknown plants fast and effectively.

Key words: complex time-varying system; online adaptive inverse control; combination adaptive filtering algorithm; nonlinear Volterra filter

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. 因此, 针对这些时变系统辨识与控制的研究近些年越来越被控制界所关注, 成为被广泛讨论的热点问题之一.

根据系统的实际运行情况, 可将时变系统分为参数时变、结构时变以及扰动不确定3类. 其中结构和参数时变这两类问题, 近年来提出了很多有效的方法^[1,2], 但是往往都是分开处理的, 并且伴随着相对复杂的条件约束, 例如要求预先辨识其时变特性, 或者时变过程足够“慢”等等. 因此, 虽然对于单一时

变特性的控制方法研究已经取得了一定的成果, 但一旦系统同时具备了多种时变特性, 现有的控制方法就会暴露出一些问题, 甚至会出现性能大幅下降或系统不稳定现象. 若研究对象进一步推广到非线性系统, 相关控制方法的研究仍是目前控制领域的一项难题. 为此, 本文将重点讨论一类同时具备参数时变及结构时变的复杂时变系统的控制问题, 并将其从线性系统的研究推广到非线性系统, 力求找出能够普遍用于此类复杂时变问题的有效控制方法.

针对时变系统的性能特点, 本文拟采用自适应逆控制^[3]方法来解决此类问题. 该方法用对象模型的逆作为系统的开环动态控制器, 并由此避免了系统闭环所引起的不稳定现象, 尤其是对于时变系统来

说, 这种优势显得尤为可贵. 目前, 离散系统的自适应逆控制多是基于自适应滤波器进行设计的. 一般的自适应滤波器往往需要在收敛速度与稳态误差上进行折衷. 而对于系统结构未知甚至时变的情况, 现有的滤波器也不能灵活应对, 因其阶次都是预先设定好的, 不可避免的存在“截断误差”^[4], 同时也缺乏对结构时变系统的动态跟踪能力.

针对自适应滤波器的上述局限性, 本文结合近年来提出的联合滤波理论, 设计出新的联合滤波算法, 用以时变对象的在线辨识, 在解决收敛速度与精度矛盾的同时跟踪系统参数及阶次的多维变化. 对非线性时变系统而言, 设计出基于Volterra核函数的非线性联合滤波算法, 在保证动态跟踪性能的基础上尽可能的降低计算费用, 保证算法的灵活性. 随后将这种新的联合滤波器分别用于线性、非线性复杂时变系统的在线逆控制, 并通过仿真分析验证控制系统的有效性.

2 用于时变系统辨识的联合自适应滤波器 (The combination adaptive filters for time-varying system identification)

2.1 联合自适应滤波算法(Combination adaptive filtering algorithm)

联合自适应滤波算法的思想最初见于文献[5], 随后经过不断完善, 给出了各项性能指标以及相关改进算法^[6~8]. 在目前的研究中, 根据“联合规则”的选择方式不同, 可将联合滤波算法分为两类: 凸组合联合滤波(convex combination of adaptive filtering)算法^[5,9], 以及仿射组合联合滤波(affine combination of adaptive filtering)算法^[8,10~12]. 这两种算法的联合方式分别为: 一种采取“凸组合”的方式, 另一种采取“仿射组合”的方式. 其解决问题的思路都是一致的, 为避免重复叙述, 本文以凸组合联合最小均方(convex combination of least mean square, CLMS)滤波算法为基础介绍并设计新算法, 当然新算法的设计思想也可推广至仿射联合滤波算法中.

CLMS算法是基于并行计算思想设计的, 通过将两个滤波器分别设定为快收敛与慢收敛滤波器, 并把它们的输出信号进行凸组合来提高算法的整体性能, 避免了单一自适应滤波器为协调收敛速度与稳态误差对系统性能所做的折衷^[13]. 其原理如图1所示.

图1中: $u(n)$ 为滤波器的输入信号; $d(n)$ 为期望响应; $w_1(n)$, $w_2(n)$ 分别为两个独立自适应滤波器的权向量; $y_1(n)$, $y_2(n)$ 分别为两个滤波器的输出; $e_1(n)$, $e_2(n)$ 分别为两个滤波器产生的误差; $\lambda(n)$ 为算法的联合系数; $y(n)$ 为整个滤波器的等效输出; $e(n)$ 为滤波器的等效误差. 通过联合系数 $\lambda(n)$ 协调

两个滤波器的权重, 使整个CLMS算法既可以通过快收敛滤波器得到很快的收敛性能, 又可以通过慢收敛滤波器降低系统的稳态误差.

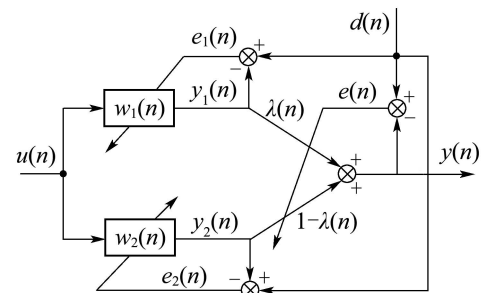


图 1 CLMS算法原理图

Fig. 1 The structure of CLMS algorithm

CLMS滤波器的输出向量为

$$y(n) = \lambda(n)y_1(n) + [1 - \lambda(n)]y_2(n), \quad (1)$$

其中: $y_i(n) = w_i^T(n)u(n)$, $i = 1, 2$, $\lambda(n)$ 为(0, 1)间的常数. 联合滤波器的误差向量为

$$e(n) = d(n) - y(n). \quad (2)$$

采用两个滤波器权系数的凸组合的方式得到等价的权系数值:

$$w_{eq}(n) = \lambda(n)w_1(n) + [1 - \lambda(n)]w_2(n). \quad (3)$$

CLMS算法的核心在于根据两个算法的性能, 通过调整联合参数 $\lambda(n)$ 协调两个滤波器的混合程度. 定义 $\lambda(n)$ 的取值函数为

$$\lambda(n) = \text{Sigmoid}[a(n)] = 1/(1 + e^{-a(n)}). \quad (4)$$

式(4)中的参数 $a(n)$ 通过使整个自适应滤波器的误差最小为准则进行自适应, 因此适用于最速下降表达式:

$$a(n+1) = a(n) - \frac{\mu_a}{2r(n)} \frac{\partial e_{eq}^2(n)}{\partial a(n)} = a(n) - \frac{\mu_a}{r(n)} e_{eq}(n)(e_1(n) - e_2(n))\lambda(n)(1 - \lambda(n)), \quad (5)$$

其中: μ_a 为联合参数 $a(n)$ 的自适应步长, 其取值应保证 $a(n)$ 快速且稳定地收敛; 参数 $r(n)$ 决定了联合参数 $a(n)$ 的自适应方式: 当 $r(n) = 1$ 时, $a(n)$ 的自适应方式与最小均方(LMS)算法相同; 当 $r(n+1) = \eta r(n) + (1 - \eta)[e_2(n) - e_1(n)]^2$ 时, $a(n)$ 的自适应方式则与归一化最小均方(NLMS)算法相同, 其中 η 为遗忘因子, $e_i(n) = d(n) - y_i(n)$, $i = 1, 2$.

2.2 基于不同滤波器长度的CLMS算法(CLMS algorithm with different tap-length)

滤波器长度, 即线性横向滤波器(FIR滤波器)的权系数个数, 是一个对滤波器的最小均方误差起非常重要意义的参数. 就最常用的LMS算法而言, 已经

有文献证明若能够合理的选择该参数,将很大程度上提升算法的收敛性能^[4].而在实际应用中,往往忽略了这个参数的选择,要么假设给定滤波器长度等于实际对象的权值个数;要么以未知对象的脉冲响应无限长或者无法确定为由凭借经验选取滤波器长度参数.而就本文研究的未知时变系统而言,由于无法预先知道其滤波器长度,而用后一方法设定该参数也很可能产生截断误差,影响对时变系统的辨识效果.

为此,本文考虑利用联合滤波器这种独特的结构去解决此类问题.具体设计思路如下:先将其中具有较大步长的、实现快速收敛效果的自适应滤波器设定一个相对小的滤波长度(M),然后将另一个具有较小步长的、实现小稳态误差的自适应滤波器设定一个相对大的滤波长度(N).这样,在实际系统无法确定具体阶次甚至可能发生结构时变的过程时,整个联合滤波器就会根据实际系统的误差情况确定联合参数 $\lambda(n)$,使两个同时具有不同步长及滤波器长度的自适应滤波器在收敛过程的不同阶段发挥出各自的作用,实现最小均方误差的同时摆脱对事先给定滤波器长度的限制,达到更好的辨识及控制效果.

基于不同滤波器长度的CLMS(CLMS with different tap-length, DT-CLMS)算法原理如图2所示.

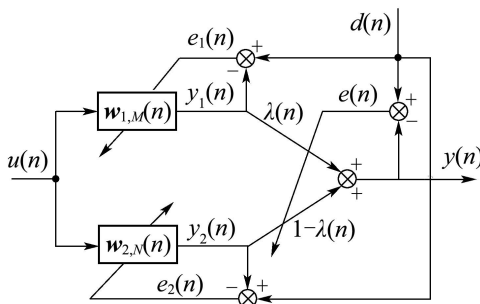


图2 DT-CLMS算法原理图

Fig. 2 The structure of DT-CLMS algorithm

假设联合滤波器由两个长度分别为 M 和 N 的LMS滤波器组成,且有 $M < N$.同时设定两个LMS滤波器的迭代步长分别为 μ_1 和 μ_2 ,同样有 $\mu_1 > \mu_2$.则滤波器组的权值迭代公式分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{w}_{1,M}(n+1) = \mathbf{w}_{1,M}(n) + \mu_1 e_1(n) \mathbf{u}_M(n), \\ \mathbf{w}_{2,N}(n+1) = \mathbf{w}_{2,N}(n) + \mu_2 e_2(n) \mathbf{u}_N(n). \end{cases} \quad (6)$$

考虑到算法将要用于自适应逆控制系统的在线对象辨识与控制器设计,对于算法的灵活性以及快速响应性能要求较高.而对于设定了较小步长 μ_2 和较大滤波器长度 N 的“慢”收敛滤波器来说,势必在响应速度上表现较差,从而在某种程度上影响整个联合滤波器的性能.为此,本文给出了进一步的解决方案,即用滤波器组中可以快速跟踪权值的 $\mathbf{w}_{1,M}$ 修正相对较慢的 $\mathbf{w}_{2,N}$.具体 $\mathbf{w}_{2,N}$ 的更新公式如下:

$$\mathbf{w}_{2,N}(n+1) = \lambda(n) [\mathbf{w}_{2,N}(n) + \mu_2 e_2(n) \mathbf{u}_N(n)] + [1 - \lambda(n)] \mathbf{w}_{1,N}(n). \quad (7)$$

由 $M < N$ 可设

$$\mathbf{w}_{1,N}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{1,M}(n) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{1,1:M}(n) \\ 0_{(M+1):N} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

为保证稳态收敛阶段正常发挥 $\mathbf{w}_{2,N}$ 的性能优势,公式(7)只有当联合参数符合 $\lambda(n) > \beta$ 时生效,其中 β 为判定滤波器 $\mathbf{w}_{1,M}$ 起主导作用的条件参数,一般视系统的实际运行要求取 $(0.5, \lambda^+)$ 之间的常数.这样联合滤波器在只增加一个参数和少量计算量的情况下,实现了对慢收敛滤波器的“提速”过程.

改进联合算法中的其他参数如 $\lambda(n)$, $a(n)$ 以及 $r(n)$ 的选取均与原算法一致,参见式(4)(5).

2.3 基于Volterra核函数的非线性联合自适应滤波算法(Nonlinear combination adaptive filtering algorithm with Volterra kernels)

Volterra滤波器是泰勒级数的一种扩展形式,可以很好的表示输入输出信号的非线性关系,也就是可以充分建模出一类具有记忆单元的非线性系统模型.因此,Volterra滤波技术被广泛用于不同领域的非线性系统建模与非线性补偿过程中.

Volterra滤波器的输出 $y_v(n)$ 可以表示为几个子输出的叠加, $y_p(n)$ 即为第 p 阶核函数的输出.即

$$y_v(n) = \sum_{p=1}^P y_p(n) = \sum_{p=1}^P \sum_{i_1=0}^{N_p-1} \cdots \sum_{i_{p-1}=i_{p-2}}^{N_p-1} h_{p,i_1,\dots,i_p} \prod_{q=1}^p u(n-i_q), \quad (9)$$

其中: P 为Volterra滤波器的阶次, N_p 为第 p 阶核长度, $u(n)$ 为 n 时刻的系统输入信号. Volterra滤波器的优点之一在于内核函数 h_{p,i_1,\dots,i_p} 的迭代非常简单,它可以直接使用线性滤波器的自适应理论^[15].

虽然Volterra滤波器的建模能力非常强,但是其性能仍然容易受到以下两个矛盾的影响:

1) 由于应用了线性滤波器的相关原理,关于收敛速度与稳态误差的矛盾仍然存在^[4];

2) Volterra滤波器级数和每个Volterra核长度的选择以及由此所导致的滤波性能与计算费用间的矛盾:较高的阶次和较大的核长度可以使滤波器更加精确的建模出非线性对象的高阶特性,但同时会导致较大的计算量与缓慢的收敛速度.与此同时,较高的模型阶次所带来的大量不必要的相关系数也会在自适应过程中产生较大的梯度噪声.

为协调以上矛盾,联合两个或两个以上的具有不同性能特性的自适应滤波器就成为了很简单且有效的方法之一.目前,已有文献提出具有不同迭代步长的联合Volterra滤波(CVF)算法并将其用于回声消除,取得了良好的运行效果^[16].

这种CVF算法^[16]不仅联合了不同迭代步长的滤波器,同时进一步简化了联合后的Volterra滤波器结构,成功的化解了矛盾1),但是,它对矛盾2)对算法性能的影响并没有做出深入的探讨,因此算法的性能仍具有很大的提升空间. 本文将在CVF算法基础上,立足摆脱算法性能所受矛盾2)的约束,将具有不同核长度的Volterra滤波器进行联合,同时兼顾矛盾1)保持所联合的滤波器具有不同的迭代步长. 这样,新的联合滤波器将在原有算法的基础上进一步降低计算费用,使滤波器的实时建模性能得到大幅度的提升. 以二阶Volterra滤波器为例($P = 2$),基于不同核长度的联合Volterra滤波(combination Volterra filtering algorithm with different kernels, DK-CVF)算法的原理如3所示.

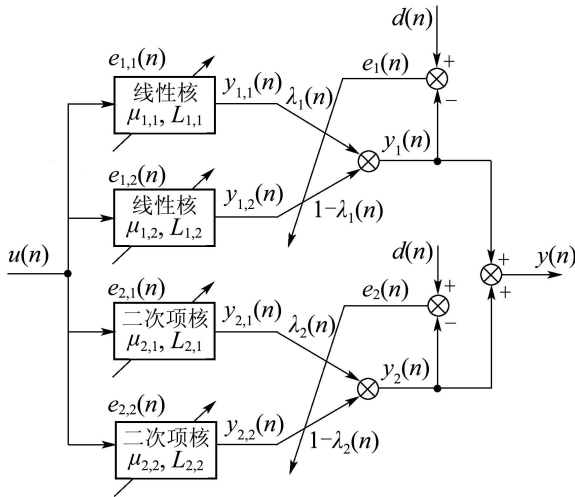


图 3 DK-CVF算法原理图

Fig. 3 The structure of DK-CVF algorithm

图3中将Volterra滤波器的线性核与二次项核分别进行凸组合,然后将输出叠加得到联合Volterra滤波器的总输出. 其组合原理与线性联合滤波算法相一致. 为协调矛盾1),选择不同迭代步长的滤波器进行联合,其中:线性核步长参数分别取 $\mu_{1,1} > \mu_{1,2}$;二次核步长参数分别取 $\mu_{2,1} > \mu_{2,2}$. 同时根据矛盾2)对算法的影响,在不使结构更加复杂的基础上,使联合滤波器具有不同的核长度,即线性核长度参数分别取 $L_{1,1} < L_{1,2}$;二次核长度参数分别取 $L_{2,1} < L_{2,2}$.

DK-CVF滤波器的输出 $y(n)$ 为

$$y(n) = \sum_{p=1}^P y_p(n) = \sum_{p=1}^P \{ \lambda_p(n) y_{p,1}(n) + [1 - \lambda_p(n)] y_{p,2}(n) \}, \quad (10)$$

其中 $y_p(n)$ 为第 p 阶核函数的输出,即 $y_{p,1}(n)$, $y_{p,2}(n)$ 通过第 p 阶混合参数 $\lambda_p(n)$ 所联合得到的输出. 当 $P = 2$ 时,既有

$$y(n) = y_1(n) + y_2(n) =$$

$$\lambda_1(n) y_{1,1}(n) + [1 - \lambda_1(n)] y_{1,2}(n) + \lambda_2(n) y_{2,1}(n) + [1 - \lambda_2(n)] y_{2,2}(n). \quad (11)$$

为使DK-CVF算法的性能更完善,所有组件的内核应相互独立,并根据各自的标准和自适应规则独立设定迭代标准. 为实现这一目标,将单个内核的输出值 $y_{p,i}(n)$ 产生的误差 $e_{p,i}(n)$ 设定为

$$e_{p,i}(n) = d(n) - [y_{p,i}(n) + \sum_{p' \neq p} y_{p'}(n)], \quad (12)$$

$$p = 1, 2, \dots, P, i = 1, 2.$$

当 $P = 2$ 时,既有

$$\begin{cases} e_{1,i}(n) = d(n) - [y_{1,i}(n) + y_2(n)], \\ e_{2,i}(n) = d(n) - [y_{2,i}(n) + y_1(n)], \end{cases} \quad i = 1, 2. \quad (13)$$

联合参数的选择与线性联合滤波器相同,即为

$$\lambda_p(n) = \text{Sigmoid}[a_p(n)] = 1 / (1 + e^{-a_p(n)}), \quad (14)$$

$$p = 1, 2, \dots, P.$$

式(14)中的参数 $a_p(n)$ 通过使整个自适应滤波器的误差最小为准则进行自适应,因此同样适用于最速下降表达式:

$$\begin{aligned} a_p(n+1) &= a_p(n) - \frac{\mu_{a_p}}{2r_p(n)} \frac{\partial e^2(n)}{\partial a_p(n)} = \\ &= a_p(n) - \frac{\mu_{a_p}}{r_p(n)} e(n) (e_{p,1}(n) - \\ &= e_{p,2}(n)) \lambda_p(n) (1 - \lambda_p(n)), \quad p = 1, 2, \dots, P, \end{aligned} \quad (15)$$

其中 $r_p(n)$ 可以根据算法性能的需求取1或如下值:

$$\begin{aligned} r_p(n) &= \eta r_p(n-1) + (1-\eta) [e_{p,2}(n) - e_{p,1}(n)]^2, \\ & \quad p = 1, 2, \dots, P. \end{aligned} \quad (16)$$

DK-CVF算法在CVF算法的基础上,利用设定不同的Volterra核函数长度来协调滤波器性能与计算费用间的矛盾,为研究非线性时变系统的建模与控制提供了必要的技术保障.

3 基于联合滤波器的在线自适应逆控制系统(The adaptive inverse control systems with online combination filters)

图4为自适应逆控制系统框图^[17],被控不确定系统由阴影对象框表示. 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4中,参考输入信号 $r(n)$ 经参考模型 $M(z)$ 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 $\varepsilon(n)$. 对 $\hat{C}(z)$ 进行在线自适应,并在自适应过程中利用总系统误差. $\hat{C}(z)$ 的复制是该系统的控制器. 参考模型 $M(z)$ 可以选择常用的二阶阶跃响

应线性系统,也可直接设为1以实现系统的输出对输入指令信号的跟踪。

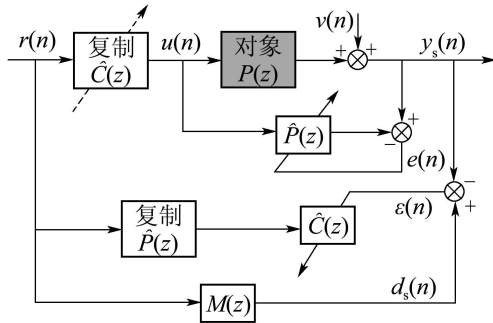


图4 X-滤波在线自适应逆控制系统

Fig. 4 X-filtering online adaptive inverse control system

图4所示原理图即为基于在线X-滤波算法的自适应逆控制过程. 该方法的具体描述与推导最早见于文献[18], 选择该滤波形式的优势在于即使建模过程得到的 $\hat{P}(z)$ 存在一定的截断误差, 即与对象 $P(z)$ 间存在建模误差, 系统仍然可以利用 $\hat{C}(z)$ 的优化过程使总的系统输出误差最小。

图4中对于对象辨识及逆控制器的设计环节均使用第2部分所提出的联合滤波算法. 通过前面的描述可知, 对于此类算法仅需要系统提供“输入信号”及辨识用“误差信号”即可(这两个信号的获取可通过图4看出). 然后将这两个信号引入滤波器, 并将滤波器在线辨识结果赋给对象模型或控制器模型, 就可以实现时变对象的在线自适应逆控制。

4 仿真分析(Simulation analysis)

4.1 线性时变系统仿真分析(Simulation analysis of the linear time-varying systems)

为检验DT-CLMS算法在线性离散自适应逆控制系统中的性能, 现取时变系统的差分方程如下:

$$y(n+1) = p(n)y(n) + 1.25u(n) + q(n)u(n-1). \quad (17)$$

该模型中, n 为采样时间(设为0.1s), $p(n)$, $q(n)$ 分别为待辨识的有界时变参数. 其参数变化函数分别为:

$$p(n) = 0.7 \sin(2\pi n/50), \quad (18)$$

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

输入信号 $u(n)$ 分别取零均值、方差为1的随机白噪声信号和叠加正弦波信号:

$$u(n) = 0.6 \sin(2\pi n/50) + 0.4 \sin(2\pi n/75). \quad (20)$$

选择参考模型为定常系统, 其差分方程为

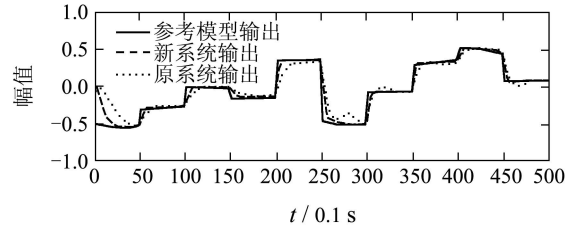
$$y(n+1) = 0.7y(n) + 1.25u(n) + 0.75u(n-1). \quad (21)$$

采用图4所示的原理框图进行仿真实验, 对象辨

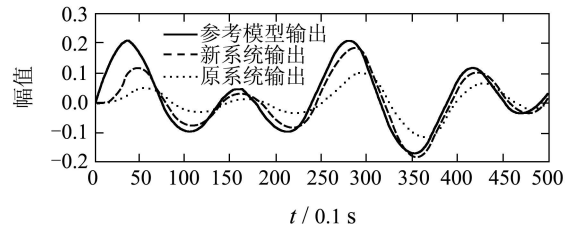
识与逆控制器在线调整均分别采用CLMS算法以及DT-CLMS算法. 相关参数设计如下。

对于DT-CLMS算法与CLMS算法重合部分的参数取同一参数值, 即迭代步长分别为 $\mu_1 = 0.1$, $\mu_2 = 0.01$, $\mu_a = 200$ 并取合理的参数限幅^[9]; 另取DT-CLMS算法的滤波器长度分别为 $M = 8$, $N = 16$; 条件判定参数为 $\beta = 0.67$ 。

仿真得出不同输入信号下, 在线逆控制系统响应曲线分别如图5(a)(b)所示。



(a) 随机信号输入



(b) 正弦叠加信号输入

图5 线性时变系统在线逆控制输出曲线

Fig. 5 The output curves of online inverse control for linear time-varying system

图5中实线为参考模型输出, 新系统输出即为采用DT-CLMS算法的自适应逆控制系统输出, 原系统输出即为采用CLMS算法进行自适应逆控制的系统输出. 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, 联合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, 当参考模型输出出现较大幅度的跳变时, 系统的输出响应会瞬时与参考模型输出形成一定的误差, 这是几乎所有的动态系统在跟踪过程中都会遇到的现象, 但随着控制器的实时在线调节, 系统的跟踪误差会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的跟踪. 而对于叠加的正弦周期信号, 新系统也能很好的对线性时变对象进行在线逆控制, 从系统输出上看性能也明显优于CLMS算法。

由此可得, DT-CLMS滤波器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时变的离散系统的在线跟踪控制。

4.2 非线性时变系统仿真分析(Simulation analysis of the nonlinear time-varying systems)

为检验DT-CVF算法在非线形离散自适应逆控

制系统中的性能, 取非线性时变系统差分方程如下:

$$y(n+1) = \frac{5y(n-1)}{2.5 + y^2(n-1)} + u^3(n-1) + p(n) \cdot u(n). \quad (22)$$

该模型中, n 为采样时间(设为 0.1 s), $p(n)$ 为待辨识的有界时变参数. 设为

$$p(n) = \sin 0.05n + (1 - n)/(100 + n). \quad (23)$$

输入信号 $u(n)$ 分别取零均值、方差为 1 的随机白噪声信号和如下叠加正弦波信号:

$$u(n) = 0.6 \sin(2\pi n/50) + 0.4 \sin(2\pi n/75). \quad (24)$$

同时设参考模型为定常系统, 其差分方程为

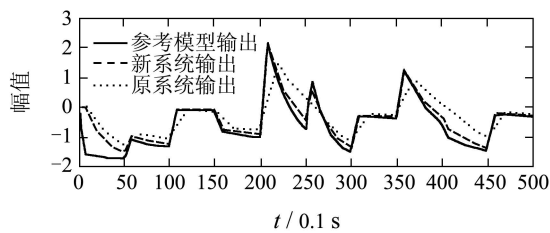
$$y(n+1) = \frac{5y(n-1)}{2.5 + y^2(n-1)} + u^3(n-1) + 0.2u(n). \quad (25)$$

采用图 4 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分别 CVF 算法以及 DT-CVF 算法. 两种算法的共同参数取同一值, DT-CVF 算法的步长及 Volterra 核长参数设计如下:

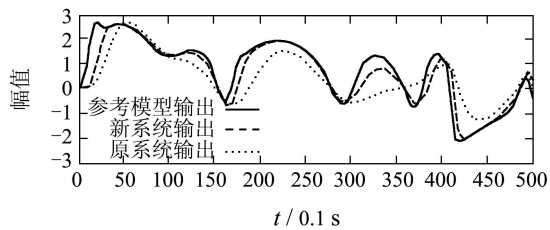
$$\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} \\ \mu_{21} & \mu_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.1 \\ 0.22 & 0.15 \end{bmatrix}, \quad (26)$$

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} L_{11} & L_{12} \\ L_{21} & L_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 16 \\ 16 & 32 \end{bmatrix}. \quad (27)$$

仿真得出不同输入信号下, 在线逆控制系统响应曲线分别如图 6(a)(b) 所示.



(a) 随机信号输入



(b) 正弦叠加信号输入

图 6 非线性时变系统在线逆控制输出曲线

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

图 6 实线为参考模型输出, 新系统输出即为基于 DT-CVF 算法的自适应逆控制系统输出, 原系统输出即为采用 CVF 算法进行自适应逆控制的系统输

出. 从实际的仿真结果可以看出, 对于非线性且具有时变特性的被控系统来说, 基于 DT-CVF 算法的自适应逆控制系统的跟踪性能明显优于采用 CVF 算法的性能, 虽然时变过程中仍会瞬时出现跟踪误差, 但 DT-CVF 算法对于被控系统的非线性及时变特性都能进行快速调整, 实现预期的控制效果.

4.3 结构和参数均时变的系统仿真分析 (Simulation analysis of the systems with both structure and parameters of time-varying characteristics)

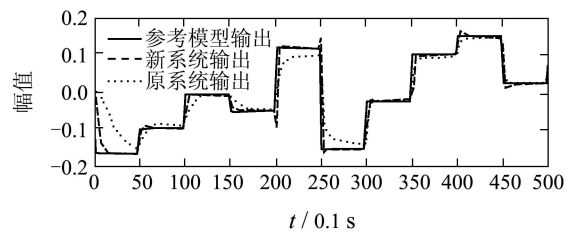
下面给出结构和参数均时变时, 系统跟踪性能的仿真效果图. 设 $n = 200$ 时, 时变系统的结构发生变化, 取时变对象模型为

$$\begin{cases} y(n+1) = p(n)y(n) - 0.8u(n) + q(n)u(n-1), & 0 \leq n \leq 200, \\ y(n+1) = p(n)y(n) - u(n-1) + r(n)u(n-2), & 200 < n \leq 500, \end{cases} \quad (28)$$

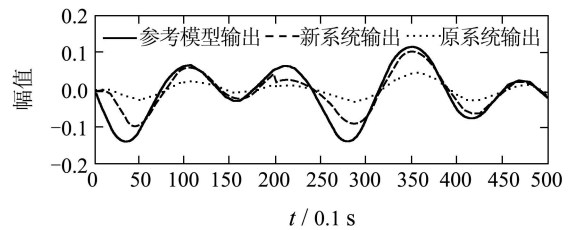
其中:

$$\begin{cases} p(n) = 0.7 \sin(\pi n/50), \\ q(n) = (1 - n)/(100 + n) + 0.7, \\ r(n) = \sin 0.05n + (1 - n)/(100 + n). \end{cases} \quad (29)$$

取输入信号 $u(n)$ 分别取零均值、方差为 1 的随机白噪声信号和如式 (24) 所示的叠加正弦波信号. 得出系统的跟踪效果如图 7(a)(b) 所示.



(a) 随机信号输入



(b) 正弦叠加信号输入

图 7 时变系统在线逆控制输出曲线

Fig. 7 The output curves of online inverse control for time-varying system

从仿真结果可以看出, 当时变对象的结构发生变化时, 两种系统的输出均在瞬时出现了较大偏差, 经过一段时间的自适应过程, 又同时实现了对时变系

统的跟踪. 但是相比之下, 文中设计的联合滤波器对于参数和结构均时变的系统仍具有较快速的跟踪能力和良好的控制效果.

5 结论(Conclusion)

本文针对一类复杂时变系统, 提出了新的在线联合滤波逆控制方法. 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. 而本文针对线性时变系统和非线性时变系统, 分别设计了DT-CLMS和DT-CVF算法, 均符合自适应控制系统的在线训练要求, 可以实现对一类复杂时变系统的在线跟踪控制. 仿真分析则表明, 基于联合滤波器的自适应逆控制系统, 对于时变线性、非线性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] MARINO R, TOMEI P. Adaptive control of linear time-varying systems[J]. *Automatica*, 2003, 39(4): 651 – 659.
- [2] DIMOGIANOPOULOS D, LOZANO R. Adaptive control for linear slowly time-varying systems using direct least-squares estimation[J]. *Automatica*, 2001, 37(2): 251 – 256.
- [3] WIDROW B, WALACH E. *Adaptive Inverse Control: A Signal Processing Approach*[M]. Hoboken: Wiley-IEEE Press, 2007.
- [4] HAYKIN S. *Adaptive Filter Theory*[M]. Engle-wood Cliffs: Prentice Hall, 2004.
- [5] ARENAS-GARCIA J, FIGUEIRAS-VIDAL A R, SAYED A H. Mean-square performance of a convex combination of two adaptive filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(3): 1078 – 1090.
- [6] ARENAS-GARCIA J, MARTINEZ-RAMON M, NAVIA-VAZQUEZ A. Plant identification via adaptive combination of transversal filters[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(9): 2430 – 2438.
- [7] KALKAN E, KUNNATH S K. Adaptive modal combination procedure for nonlinear static analysis of building structures[J]. *Journal of Structural Engineering-Asce*, 2006, 132(11): 1721 – 1731.
- [8] AZPICUETA-RUIZ L A, FIGUEIRAS-VIDAL A R, ARENAS-GARCIA J. A new least squares adaptation scheme for the affine combination of two adaptive filters[C] // *IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing*. New York: IEEE, 2008: 327 – 332.
- [9] ARENAS-GARCIA J, FIGUEIRAS-VIDAL A R, SAYED A H. Steady state performance of convex combinations of adaptive filters[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. New York: IEEE, 2005: 33 – 36.
- [10] CANDIDO R, SILVA M T M, NASCIMENTO V H. Transient and steady-state analysis of the affine combination of two adaptive filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(8): 4064 – 4078.
- [11] CANDIDO R, SILVA M T M, NASCIMENTO V H. Affine combinations of adaptive filters[C] // *The 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. New York: IEEE, 2008: 236 – 240.
- [12] BERSHAD N J, BERMUDEZ J C M, TOURNERET J Y. An affine combination of two lms adaptive filters-transient mean-square analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(5): 1853 – 1864.
- [13] KOHLI A K, MEHRA D K. Tracking of time-varying channels using two-step LMS-type adaptive algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(7): 2606 – 2615.
- [14] YU G, COWAN C F N. An LMS style variable tap-length algorithm for structure adaptation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(7): 2400 – 2407.
- [15] MATHEWS V J, SICURANZA G L. *Polynomial Signal Processing*[M]. New York: John Wiley and Sons, 2000.
- [16] AZPICUETA-RUIZ L A, ZELLER M, FIGUEIRAS-VIDAL A R, et al. Adaptive combination of volterra kernels and its application to nonlinear acoustic echo cancellation[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2011, 19(1): 97 – 110.
- [17] 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.
- [18] WIDROW B, STEARNS S D. *Adaptive Signal Processing*[M]. Engle-wood Cliffs: Prentice Hall, 1985.

作者简介:

于霞 (1982—), 女, 讲师, 目前研究方向为自适应信号处理、智能控制, E-mail: yuxia@ise.neu.edu.cn;

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;

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.