

文章编号: 1001-0920(2002)06-876-05

基于实型遗传算法的抽头延迟线滤波器 及其在自适应逆控制中的应用

刘亚秋, 马广富, 石 忠

(哈尔滨工业大学 控制科学与工程系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 提出一种基于实型遗传算法的抽头延迟线滤波器(横向滤波器)设计方法, 通过对连续空间遗传算法的改进, 将其运用到动态系统的自适应逆控制中。对象和逆控制器各用一个抽头延迟线滤波器表示, 用抖动方法给对象建模; 为使对象模型的逆的自适应过程能及时跟上对象模型的变化而无滞后, 采用离线过程进行模型参考逆模型的训练。最后给出一个已镇定非最小相位对象的模型及其模型参考逆的仿真结果, 验证了方法的有效性。

关键词: 遗传算法; 抽头延迟线滤波器; 横向滤波器; 自适应逆控制

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

Tapped delay line filter based on real genetic algorithm and its application in adaptive inverse control

L IU Ya-qiu, MA Guang-fu, SH I Zhong

(Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: A design method of tapped delay line filter (transversal filter) based on real genetic algorithm is proposed. By improving continuous space genetic algorithms, it is applied in the adaptive inverse control of dynamic system. Plant and inverse controller are expressed by a tapped delay line filter respectively. In order to make the inverse adaptive process of plant model change with the plant model timely and without lag, the model-reference inverse model is trained offline. Finally, the effectiveness of this method is demonstrated by simulation result of a stabilized non-minimum phase plant model and model-reference inverse.

Key words: genetic algorithms; tapped delay line filter; transversal filter; adaptive inverse control

1 引 言

自适应逆控制^[1]的基本思想是用一个来自控制器的信号去驱动对象, 而该控制器的传递函数就是该对象本身传递函数的逆(倒数)。该系统的目的既

可以是使得对象的输出跟随指令输入(参考模型为 1 时), 也可以是跟踪一个经延迟或平滑过的指令输入。此时所用的平滑特性即平滑模型称为参考模型, 该系统可称为模型参考自适应逆控制系统^[2,3]。因为对象一般是未知的, 这就要自适应或调节控制器的

收稿日期: 2001-09-14; 修回日期: 2002-01-24

基金项目: 国防科技预研基金项目(98J4 2 1HT0106)

作者简介: 刘亚秋(1971—), 男, 黑龙江佳木斯人, 博士生, 从事卫星姿态智能控制研究; 马广富(1963—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 教授, 博士生导师, 从事系统仿真研究。

参数以得到一个真正的逆。按照某一自适应算法, 用对象输出和指令输入之差的误差信号来调节控制器的参数以使该误差信号的均方误差最小。当参考模型的传函不是 1 时, 控制器和对象的级联在收敛之后将有一个类似于模型特性那样的动态响应, 控制器和对象传递函数的乘积将会非常近似于该参考模型的传递函数。该算法用被控对象传递函数的逆作为串联控制器来对系统的动态特性做开环控制, 从而避免了因反馈而可能引起的不稳定问题; 同时又能做到对系统动态特性的控制与对象扰动的控制分开处理而互不影响^[4,5]。因此在系统动态特性的控制原理上自适应逆控制与传统的控制是截然不同的, 反馈仅在自适应过程本身采用, 但并不控制系统中的信号流动, 从而在动态控制性能上得到改善。

本文将连续空间浮点型遗传算法(FGA)^[6]用于自适应逆控制中的滤波器设计, 完全省去了编码解码的操作, 提高了遗传算法的计算速度, 从而实现了动态系统逆模型的快速离线求解, 以及动态系统的自适应逆控制。

2 基于遗传算法的抽头延迟线滤波器

抽头延迟线滤波器又称横向滤波器^[7], 结构如图 1 所示。自适应滤波器的形式是由可变加权系数(可变增益)的抽头延迟线, 一个加法器和一个自适应过程所构成。这些权系数输入信号就是在各延迟线抽头上的信号, 用一个加法器将这些加权后的信号相加, 再由基于遗传算法的自适应过程自动搜寻调节这些权系数以获得一个最优的脉冲响应。该滤波器的脉冲响应是一串脉冲, 其值就是 $w_1, w_2, \dots, w_n$ 。用本文提出的 FGA 自适应算法来调节自适应滤波器的权系数以使均方误差最小, 当这些权系数收

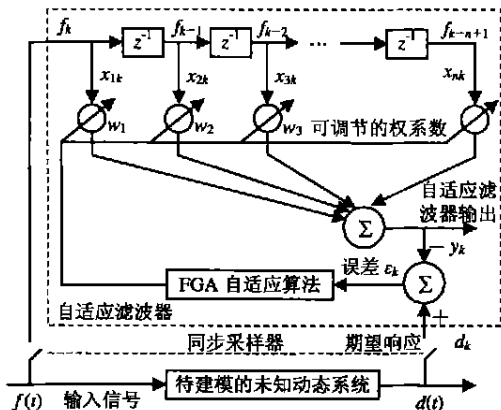


图 1 用抽头延迟线滤波器对一未知系统建模

敛误差变小时, 自适应滤波器的脉冲响应将与未知系统脉冲响应的采样结果非常接近。

图 1 表明抽头延迟线滤波器能够用于对一个未知动态系统的建模^[8,9]。用类似的方法进而求得模型参考对象的逆如图 2 所示, 该过程的目的是为了求得一个控制器 $\hat{C}_M(z)$ 。当用来驱动对象时, 就会形成一个控制系统, 该控制系统总传递函数与一给定参考模型的传递函数 $M(z)$ 接近匹配。即收敛后, 对象传函与 $\hat{C}_M(z)$ 的积等于参考模型传函 $M(z)$ 。 $\hat{C}_M(z)$ 就称为模型参考对象的逆, 它的一个复制被用作控制器, 从而构成模型参考自适应逆控制系统。

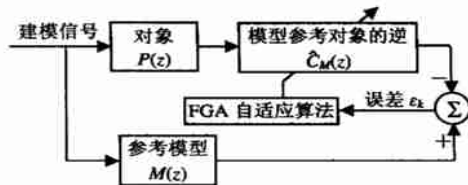


图 2 求模型参考对象的逆

3 自适应逆控制策略

自适应逆控制是利用一个其传递特性为欲被控制对象特性的逆的串联控制器来达到系统动态特性的开环控制。自适应逆控制在一个广泛的领域内(最小相位和非最小相位、线性和非线性、MIMO、SISO、稳定的和不稳定的(可镇定)等诸多控制对象)都可给出模型参考控制。下面以一种较有代表性的模型参考自适应逆控制系统^[10]加以说明, 如图 3 所示。

其工作过程如下: 首先利用抖动方法^[9], 形成

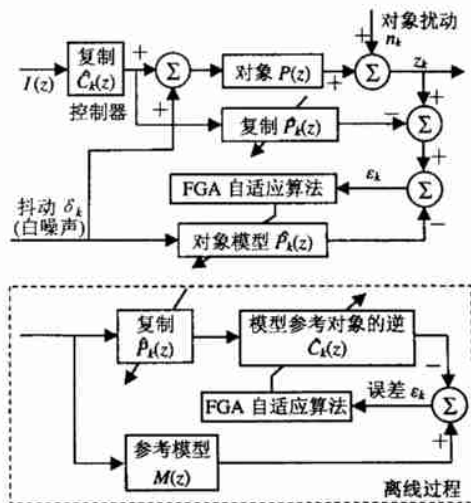


图 3 一种模型参考自适应逆控制系统

对象 $P(z)$ 的一个模型 $\hat{P}_k(z)$, 再用一个离线过程从 $\hat{P}_k(z)$ 的数字复制品和参考模型 $M(z)$ 求得控制器 $\hat{C}_k(z)$ 。图3所表明的离线过程是对 $\hat{C}_k(z)$ 作自适应, 以使得 $\hat{P}_k(z)$ 和 $\hat{C}_k(z)$ 级联的输出成为参考模型 $M(z)$ 输出的一个最优小二乘匹配。这个级联和参考模型都同时用同一个建模信号驱动。离线过程利用该建模信号(白色或有色噪声)的自适应算法来完成, 此信号具有合适的谱特性。图3中的一个 $\hat{C}_k(z)$ 的复制用作对象控制器。

4 动态系统建模 FGA 自适应算法

在实际情况下, 被控对象可以是未知的, 同时可能是时变的。为了应用自适应逆控制, 如果对象不稳定, 可用反馈来镇定。因此, 假设对象是连续、稳定(或被镇定了)、线性 and 时变的。对对象的输入和输出进行采样, 并自动地调节该自适应建模系统内部参数以产生一个采样输出, 当该对象及其模型都产生相类似的输出信号时, 该自适应脉冲响应就是对象脉冲响应的一个好的表示。图1所示的问题可描述为通过基于 FGA 的自适应过程^[6, 11, 12] 调节权系数 $W^T = [w_1, w_2, \dots, w_n]$, 使得均方误差 ζ 最小。输入在时间上同时发生而且离散, 第 k 个输入信号向量为 $X_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}]^T$ 。第 k 个输出信号为

$$y_k = \sum_{i=1}^n w_i x_{ik} = W^T X_k = X_k^T W \quad (1)$$

均方误差 ζ 为

$$\begin{aligned} \xi &= E[\xi_k^2] = E[(d_k - y_k)^2] = \\ &E[(d_k - W^T X_k)^2] = \\ &E[d_k^2] - 2E[d_k X_k^T] W + W^T E[X_k X_k^T] W = \\ &E[d_k^2] - 2P^T W + W^T R W \end{aligned} \quad (2)$$

式中输入信号和期望响应之间的互相关向量定义为 P, X 输入信号的对称和正定(或半正定)输入相关矩阵定义为 R , 即

$$\begin{aligned} E[d_k X_k] &= E \begin{bmatrix} d_k x_{1k} \\ d_k x_{2k} \\ \vdots \\ d_k x_{nk} \end{bmatrix} \triangleq P \\ E[X_k X_k^T] &= \begin{bmatrix} x_{1k} x_{1k} & x_{1k} x_{2k} & \cdots \\ x_{2k} x_{1k} & x_{2k} x_{2k} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ x_{nk} x_{1k} & x_{nk} x_{2k} & \cdots \end{bmatrix} \triangleq R \end{aligned}$$

由式(2)可以看出均方误差(MSE)性能函数是权系数的二次型函数。

因该自适应滤波器的权系数在连续空间变化, 故采用浮点数直接编码, 个体具有向量形式, 一个浮点数对应一个分量, 其精度由浮点数小数点后面的有效数字的位数决定。根据具体情况允许对个体的部分或全部分量进行取值上的约束。设抽头延迟线滤波器有 n 个权系数, 群体规模为 m 的第 k 代个体记为

$$W_i(k) = [w_{i1}(k), w_{i2}(k), \dots, w_{in}(k)]^T \quad i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (3)$$

第 k 代群体记为

$$P(k) = \{W_1(k), W_2(k), \dots, W_m(k)\} \quad (4)$$

选择是从群体中选择优良个体, 淘汰劣质个体的操作。适应度函数(均方误差)是选择操作的依据, 执行选择操作时适应度大的个体被选中的概率高, 而控制问题通常是性能指标函数的极小化问题, 因此有必要把控制问题的性能指标的极小化转化为适应度函数的极大化问题。采用如下线性排序选择算子: 首先计算群体 $P(k)$ 中个体的性能指标 $J(W_i(k))$, 即均方误差 MSE, 然后根据其大小对群体进行排序, 则群体 $P'(k)$ 为

$$P'(k) = \{W'_1(k), W'_2(k), \dots, W'_m(k)\} \\ J(W_{i+1}(k)) \geq J(W_i(k)), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

令 $\Phi(W'_i(k)) = B + m - i + 1, i \in \{1, 2, \dots, m\}$, 其中参数 B 为选择压力, 可进一步调整个体间选择概率的相对值: 进化初期 B 取值较大, 将个体间适应度的差别缩小, 保护众多带有优秀基因的弱小个体, 使之能逐渐发展壮大; 进化后期 B 取值较小, 将个体间适应度的差别放大, 使真正带有最优基因的个体能够显示出来, 并使搜索深入进行, 避免成熟前收敛。这时, 第 i 个个体的选择概率为

$$P_s(W'_i(k)) = \frac{\Phi(W'_i(k))}{\sum_{i=1}^m \Phi(W'_i(k))} \quad i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (6)$$

它与性能指标(自然目标函数)的值没有直接关系, 且由于映射的非线性使得 $P_s(W'_i(k))$ 是线性的, 避免了适应度比例选择造成的成熟前收敛。保留精英 $W_{best} = W'_1(k)$, 其它 $(m-1)$ 个个体按式(6)选择, 算法是收敛的。

交叉是把两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作。所有交叉算子的共同特征是不破坏两个父本共同的串模式, 能在利用当前搜索空间的信息和搜索最优解可能存在的新空间之间保持良好的平衡。使用如下方法进行交叉: 例如

$W_p(k)$ 和 $W_q(k)$ 是一个群体规模为 m 的第 k 代群体中的两个配对个体, 按规定的概率交叉, 交叉后有

$$\begin{aligned} W_{pj}' &= (1 - \lambda)W_{pj}(k) + \lambda W_{qj}(k) \\ W_{qj}' &= (1 - \lambda)W_{qj}(k) + \lambda W_{pj}(k) \end{aligned} \quad (7)$$

其中 λ 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。随机选择其中一个子个体, 取代父本中适应度较小者。

变异是指改变群体中某些个体的某个分量, 通常根据向量的值按照某个概率密度函数进行向量之间的转换。给出乘法变异算子

$$w_{ij}'(k) = \begin{cases} w_{ij}(k), & \theta_j > P_m \\ w_{ij}(k) [1 + r(2\delta_j - 1)], & \theta_j \leq P_m \end{cases} \quad (8)$$

$i \in \{1, 2, \dots, m\}, j \in \{1, 2, \dots, n\}$

式中 δ_j, θ_j 均为 $[0, 1]$ 上均匀分布且独立的随机数, P_m 为变异概率, r 为变异强度。 r 随代数 k 单调减小, 意味着变异作用逐渐减弱, 使算法能够由开始的大范围搜索逐渐过渡到结束阶段的微调, 同时具有好的精度和搜索效率。

终止条件: 由于适应度的极值不能确定, 因此规定最大遗传代数作为终止条件, 比如 500 代。每一代 k 与采样时刻 k 相对应, 即在每个采样时刻进行一次交叉、变异、适应度排序并选择, 每次保留精英 $W_{\text{best}} = W_1'(k)$ 作为下一代 ($k+1$ 时刻) 模型的权系数进行 MSE 计算。

5 仿真研究

5.1 已镇定对象的自适应建模

对不稳定非最小相位对象 $\frac{s-0.5}{(s+1)(s-1)}$ 采用反馈镇定。为使对象达到稳定, 要用一个具有补偿网络的反馈才能镇定。由根轨迹方法, 所用补偿网络传函为 $(s+1)/[(s+7)(s-2)]$, 回路增益稳定范围是 $\infty > k > 20$, 这里选 $k=24$ (临界阻尼)。如图 4 中虚框 $G(s)$ 。

对包含 DAC 在内的已镇定对象进行建模, 可见

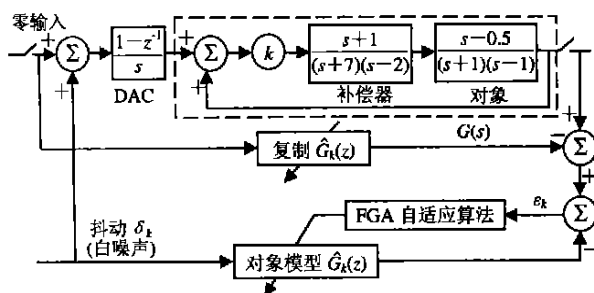


图4 采用抖动方法对已镇定系统建模

$G(z)$ 即离散化的 $G(s)$ 为

$$G(z) = (1 - z^{-1}) \mathbf{L} \left[\left(\frac{1}{s} \right) G(s) \right] \quad (9)$$

对所选增益 $k=24$ 的离散化传递函数为

$$G(z) = \frac{0.1032(z - 1.0513)(z + 0.8608)}{(z - 0.9048)^2(z - 0.8187)} \quad (10)$$

其脉冲响应如图 5 所示; 用图 4 方案使用一抖动信号^[9]训练自适应模型, 得到的 150 个权系数的自适应模型脉冲响应同图 5 一致; 把一个随机、零均值的一阶 Markov 扰动加到对象的输出, 结果如图 6 所示, 在该脉冲响应上出现了某些失真, 通过增加遗传代数可使失真减小甚至消失。

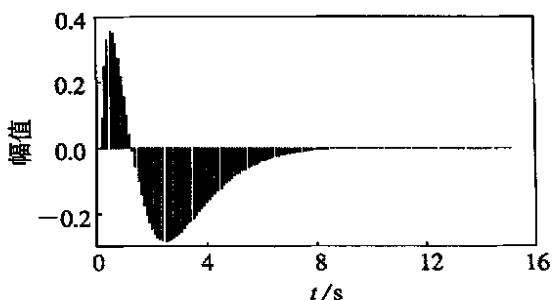


图5 离散化已镇定非最小对象的脉冲响应

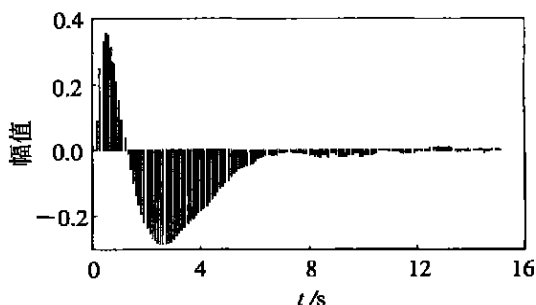


图6 用抖动方法受到随机扰动的离散化已镇定非最小相位对象的自适应模型

仿真中, 采样时间为 0.1s, 群体规模 $m=101$, 终止条件 $k=500$, 选择压力 $B=50$, 交叉概率 $P_c=0.5$, 变异概率 $P_m=0.5$, 变异强度 $r=0.4$ 。

5.2 逆对象模型建立及控制器设计

如果对象是最小相位的, 那么它的逆也是稳定的; 具有传输延时, 以及具有属于非最小相位一般范畴的其它特性的对象都不能做到对于指令输入的突变做出即时响应。最好的做法是将控制器自适应以便提供一个对于建模信号的延时对象响应。这个延时对象的逆 $C_\Delta(z)$ 是自适应地选为他的传递函数与对象的传递函数 $P(z)$ 的乘积是对 $z^{-\Delta}(M(z))$ 的最好拟合, 这里 $z^{-\Delta}$ 是 Δ 延时的传递函数。

对式(4)所示的传递函数,采用50个采样周期延时($M(z) = z^{-50}$),得到 $G(z)$ 的150个权系数模型的100个权系数的逆,这个逆的脉冲响应如图7所示,将它与真正的 $G(z)$ 的脉冲响应卷积,所得结果如图8所示。由卷积结果可知这个逆滤波器是一个极好的控制器。

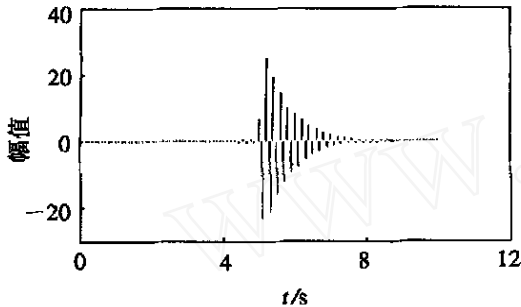


图7 离散化镇定非最小相位对象模型延时的逆

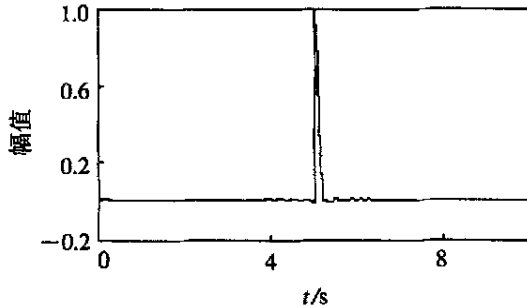


图8 真正的 $G(z)$ 与其150个权系数模型延时的逆的卷积

6 结 论

本文提出了一种基于实数型遗传算法的横向滤波器设计方法,通过对连续空间遗传算法的改进,将其运用到动态系统的自适应逆控制中。该方法算法简单,易于实现,且与梯度法相比,在训练对象模型及模型的逆的过程中,遗传算法能够全局收敛,同时具有较快的收敛速度和收敛精度,还可避免因维数增大而使计算机难于处理的问题(“维数灾”)。因而该方法是一种适用于在知识缺乏的环境中设计自适应逆控制器的简单、有效的方法。

参考文献(References):

- [1] B Widrow. Adaptive inverse control[A]. *Second IFAC Workshop on Adaptive Systems in Control and Signal Processing* [C]. Lund, 1986
- [2] K J Åström, B Wittenmark. *Adaptive Control* [M]. MA: Addison-Wesley, 1989
- [3] S Shaffer. Adaptive inverse model control[D]. Stanford University, 1982
- [4] E Walach, B Widrow. Adaptive signal processing for adaptive control[A]. *IFAC Workshop in Adaptive Systems in Control and Signal Processing* [C]. San Francisco, 1983
- [5] B Widrow, J M Mcool, J R Glover. Adaptive noise canceling: Principles and applications[J]. *Proc IEEE*, 1975, 63(12): 1692-1716
- [6] 金聪. 函数优化中实数型遗传算法的研究[J]. *小型微型计算机系统*, 2000, 21(4): 372-374
(Jin Cong. Research on float genetic algorithm in function optimization[J]. *Micro System*, 2000, 21(4): 372-374)
- [7] B Widrow, E Walach. On the statistical efficiency of the LMS algorithm with non-stationary inputs[J]. *IEEE Trans IN FL Theory — Special Issue on Adaptive Filtering*, 1984, 30(2): 211-221
- [8] G F Franklin, J K Powell. *Digital Control of Dynamic Systems* [M]. 2nd Ed. Mass: Addison-Wesley, 1990
- [9] L Ljung. *System Identification* [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1987
- [10] B Widrow, J Mcool, B Medoff. Adaptive control by inverse modeling[A]. *Conf Rec of 12th Annual Conf on Circuits, Systems and Computers Santa Clara* [C]. CA, 1978. 90-94
- [11] Rudolph G. Convergence analyse is of canonical genetic algorithms [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(1): 96-101
- [12] Kristinn Krishna, Guy A Dumont. System identification and control using genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on System, Man and Cybernetics*, 1992, 22(5): 1033-1046