

基于混沌优化的非线性预测控制器

宋莹, 陈增强, 袁著祉

(南开大学自动化系, 天津 300071)

摘要: 针对非线性系统的控制问题, 本文将神经网络辨识、混沌优化和预测控制思想有机结合, 提出了一种新型非线性预测控制器. 该控制器以神经网络作为预测模型, 混沌优化算法作为滚动优化策略, 避免了非线性预测控制中复杂的梯度计算和矩阵求逆问题. 另外在训练神经网络过程中, 采用了带混沌机制的自适应学习率的BP算法, 以提高神经网络的收敛能力和收敛速度. 仿真研究说明了该非线性预测控制器的有效性及实时性.

关键词: 预测控制; 混沌; 混沌优化算法; 非线性系统; 神经网络

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

A nonlinear predictive controller based on chaos optimization

SONG Ying, CHEN Zeng-qiang, YUAN Zhu-zhi

(Department of Automation, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: A new nonlinear predictive controller is proposed which combines neural network identification, chaos optimization algorithm(COA) and the concept of predictive control. The controller utilizes neural network as predictive model and COA as online optimization. It can avoid calculating the complicated gradient and the inverse matrix in the nonlinear predictive control. For training the neural network, moreover, chaotic mechanism and adaptive learning rate are adopted into the normal backpropagation(BP) algorithm to improve the network convergence. The simulation studies show the effective performance of the proposed controller.

Key words: predictive control; chaos; chaos optimization algorithm; nonlinear plant; neural network

1 引言(Introduction)

自从Clarke提出广义预测控制(generalized predictive control, 简称GPC)算法^[1]以来, 基于参数模型的预测控制算法得到了很大的发展, 同时在工业过程控制中获得了成功的应用. 但是基本的预测控制算法都是基于线性模型的, 对非线性较强的系统难以取得好的控制效果, 因而必须研究基于非线性模型的预测和优化方法.

近年来, 由于神经网络在非线性系统的辨识和控制中发挥了很大的作用, 使其成为研究非线性预测控制的一种新的工具. 文献[2,3]用BP神经网络来构造多步预测模型并采用梯度下降法来修正控制律, 但是以梯度法求取的控制律易陷入局部极值点, 且计算过程繁琐, 计算量非常大. 文献[4,5]将具有全局优化特点的遗传算法用作滚动优化手段, 但由于遗传算法需要进化训练多代, 不适合快速采样系统的实时控制.

混沌优化算法(chaos optimization algorithm, 简称COA)是一种新颖的优化方法, 它利用混沌特有的遍历性来实现全局最优, 而且它不要求目标函数具有连续性和可微性的性质. 其基本思想^[6]是把变量从混沌空间变换到解空间, 然后利用混沌变量具有遍历性、随机性和内在规律性的特点进行搜索, 具有搜索速度快、易跳出局部极小值和全局渐进收敛的特点.

本文将神经网络辨识、混沌优化和预测控制思想有机结合, 提出了一种新型非线性预测控制器. 该控制器以神经网络作为预测模型, 混沌优化算法作为滚动优化策略, 避免了非线性预测控制中复杂的梯度计算和矩阵求逆问题. 另外在神经网络的权值学习过程中, 采用了带混沌机制的自适应学习率的BP算法, 以提高神经网络的收敛能力和收敛速度. 最后以仿真实验表明该非线性预测控制器具有较好的实时性和跟踪性能.

2 非线性预测控制的基本思想(Principle of nonlinear predictive control)

考虑非线性系统可用如下离散时间模型描述为

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-d), \dots, u(t-d-m)). \quad (1)$$

其中: n 和 m 分别为 $y(t)$ 和输出 $u(t)$ 的阶次, d 是非线性系统的时滞, $f(\cdot)$ 是未知非线性函数. 由式(1)表达的被控对象在 $t+1$ 时刻的输出预测值为

$$\hat{y}(t+1) = f(y(t), \dots, y(t-n+1), u(t-d+1), \dots, u(t-d-m+1)). \quad (2)$$

利用式(2)进行递推可得到 d 步超前预测

$$\hat{y}(t+d) = f(\hat{y}(t+d-1), \dots, \hat{y}(t+d-n), u(t), \dots, u(t-m)). \quad (3)$$

对于式(3)中用到的 t 时刻和 t 时刻以前的预测, 用实际输出值代替, 即

$$\hat{y}(t+i-j) = \hat{y}(t+i-j), \quad \forall i-j \geq 0, j = 1, \dots, n$$

设预测时域为 N , 则有

$$\hat{y}(t+i) = f(\hat{y}(t+i-1), \dots, \hat{y}(t+i-n), u(t+i-d), \dots, u(t-d-m+i)). \quad (5)$$

其中 $i = 1, \dots, N$.

采用二次型的目标函数

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} [\hat{y}(t+j) - y_r(t+j)]^2 + \lambda \sum_{j=1}^{N_u} [\Delta u(t+j-1)]^2. \quad (6)$$

其中: N_1 是最小预测时域(一般有 $N_1 = d$, d 为系统时滞), N_2 是最大预测时域, N_u 是控制时域, $\lambda > 0$ 是控制加权因子, $y_r(t+j)$ 为 $t+j$ 时刻参考轨迹值, 由系统设定值经一阶滤波器柔化后获得. 预测控制的目的在于在控制量的容许区间内寻求一组最优控制增量序列 $\{\Delta u^*(t+j-1), j = 1, \dots, N_u\}$, 使得目标函数 J 最小, 在每个采用周期只以 $\Delta u^*(t)$ 投入控制, 即 $u(t) = u(t-1) + \Delta u^*(t)$, 优化过程在线滚动进行.

本文以神经网络为预测模型, 用神经网络输出值作为以上预测输出值, 滚动优化策略采用混沌优化算法(COA), 该非线性预测控制器结构如图1所示. 图中 $a = 1, 2, \dots, n$, $b = d, d+1, \dots, d+m$.

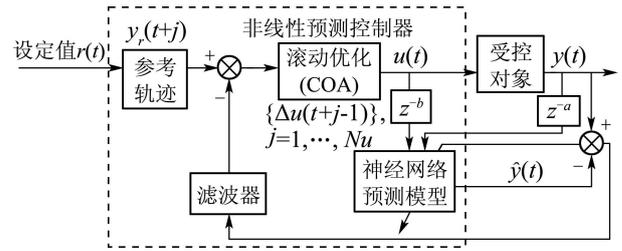


图1 非线性预测控制器结构

Fig. 1 Structure of nonlinear predictive controller

3 基于神经网络的多步预测模型(Multi-step predictive model based on neural network)

神经网络预测模型的输入、输出信号如图2所示.

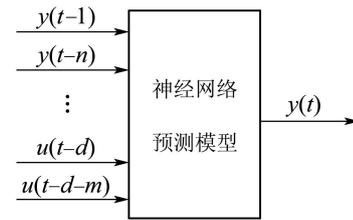


图2 神经网络预测模型

Fig. 2 Neural network predictive model

由式(5)可看出, 在进行多步预测递推过程中, 非线性函数 $f(\cdot)$ 不变, 即神经网络的权值不变, 但要计算 $\hat{y}(t+i-1), \dots, \hat{y}(t+i-n)$. 神经网络可以采用两层的前馈网络, 其中第1层的激活函数采用双曲正切函数, 第2层的激活函数采用线性函数. 由于BP算法存在明显的缺陷, 因而用BP算法训练网络时常常会出现收敛慢、振荡和陷入局部极小等问题. 因此, 采用带混沌动态量的自适应学习率的改进BP算法来训练神经网络. 学习算法的目标函数为

$$E = \frac{1}{2} [y(t) - y_m(t)]^2, \quad (7)$$

则带混沌动态量的自适应BP算法为

$$w(t+1) = w(t) - \eta(t) \frac{\partial E}{\partial w(t)} + g[w(t) - w(t-1)]. \quad (8)$$

其中: $w(t)$ 为神经网络的权值, 是网络输入层与隐层之间的权值 $w_{ji}^1(t)$ ($i = 1, \dots$, 输入层节点数; $j = 1, \dots$, 隐层节点数)、以及隐层与输出层之间的权值 $w_{jk}^2(t)$ ($j = 1, \dots$, 隐层节点数; $k = 1, \dots$, 输出层节点数)的统称. 式(8)中学习率 $\eta(t)$ 的自适应调节准则为: 检查权值的修正值是否使误差函数降低了, 如果降低, 则说明所选学习率小了, 可以对其增加一个量; 如果没有降低, 则减小学习率.

非线性反馈项 $g(x)$ 采用如下非线性函数形式:

$$g(x) = \sqrt{e} \frac{g_m}{R} x e^{-x^2/R^2}. \quad (9)$$

其中 g_m 和 R 可看作是式(9)中非线性自反馈驱动项

的幅度和半径,通过调节这两个参数,可以控制权值的活动范围.当 R 固定时, g_m 便决定了权值的动力学系统在其能量局部极小之间转移的动力大小, g_m 越大则权值修正的运动范围也越大.图3显示了式(9)的混沌状态图,其中 $g_m = 0.8, R = 0.3, x(0) = 0.1$.式(9)代入式(8),将混沌机制通过非线性自反馈项引入BP学习算法中,利用混沌动力学特性使权值空间的动力学系统也相应获得复杂的动力学特性,在学习逼近中避免陷入局部极小的陷阱,从而获得对非线性系统的全局最优或近似于全局最优的模型表述.

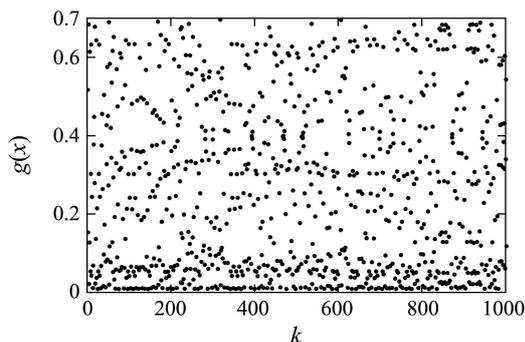


图3 式(9)的混沌状态图

Fig. 3 Chaotic state of equation (9)

4 基于混沌优化算法的滚动优化(Rolling optimization based on COA)

非线性预测控制中的滚动优化策略属于非线性规划问题.而与单纯型法、二次规划等常规非线性规划方法相比较,混沌优化算法由于其遍历性、随机性的特点,使之能较有效地解决优化问题且易于实现.基于这种考虑,本文将混沌优化算法用于实现非线性预测控制中的滚动优化,即实现有限域内的对控制序列的寻优.

本文采用Logistic映射

$$x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n), x_0 \in (0, 1). \quad (10)$$

其中: μ 是控制参数,当 $\mu = 4$ 时,Logistic映射是 $(0, 1)$ 区间上的满映射,且系统完全处于混沌状态, x_n 在 $(0, 1)$ 范围内遍历.由于混沌状态具有对初始值极其敏感的特点,在 $(0, 1)$ 区间内对式(10)取若干差异微小的初值,即可得到若干不同轨迹的混沌变量 $\{\Delta u^*(t + j - 1), j = 1, \dots, N_u\}$,其吸引子域映射关于原点对称.将选定的 N_u 个混沌变量分别进行一次载波及迭代、二次载波及迭代,最终得到当前最优解 $\{\Delta u^*(t + j - 1), j = 1, \dots, N_u\}$.

混沌优化算法求解最优控制律的基本步骤如下:

1) 算法初始化:在 $(0, 1)$ 区间随机取 N_u 个具有微小差异的初值,分别代入式(10),则可得到 N_u 个混沌轨迹变量 $x_j(j = 1, \dots, N_u)$.

2) 一次载波:通过式(11)用载波的方法将 N_u 个

混沌变量 $x_j(j = 1, \dots, N_u)$ 分别引入到目标函数式(6)的 N_u 个待优化变量中,并将混沌变量 $x_j(j = 1, \dots, N_u)$ 的变化范围分别调整到优化变量 $\Delta u(t + j - 1)$ 的取值范围:

$$\Delta u^*(t + j - 1) = p_j + q_j \cdot x_j, j = 1, 2, \dots, N_u. \quad (11)$$

其中: p_j 和 q_j 为常数, $p_j = \Delta u_{\min}, q_j = \Delta u_{\max} - \Delta u_{\min}$.

3) 用混沌变量进行迭代搜索.

计算 $\Delta u'(t + j - 1), j = 1, 2, \dots, N_u$ 所对应的性能指标 J' ,如果 $J' \leq J^*$ (J^* 为当前最优解 $\Delta u^*(t + j - 1)$ 对应的指标值),则 $J^* = J', \Delta u^*(t + j - 1) = \Delta u'(t + j - 1), j = 1, 2, \dots, N_u$;否则保持不变.

4) 二次载波:如果经过步骤3)的若干步搜索 J^* 都保持不变,则按式(12)进行第2次载波:

$$\begin{aligned} \Delta u''(t + j - 1) = \\ \Delta u^*(t + j - 1) + \beta \Delta u^*(t + j - 1)(0.5 - x_j), \\ j = 1, 2, \dots, N_u. \end{aligned} \quad (12)$$

其中: β 为调节参数,可以小于1;反之,返回步骤3).

5) 用二次载波后的混沌变量继续迭代搜索.

计算 $\Delta u''(t + j - 1), j = 1, 2, \dots, N_u$ 所对应的性能指标 J'' ,如果 $J'' \leq J^*$,则 $J^* = J'', \Delta u^*(t + j - 1) = \Delta u''(t + j - 1), j = 1, 2, \dots, N_u$;否则保持不变.

6) 如果满足终止条件则终止搜索,否则返回步骤5).

5 仿真研究(Simulation study)

例1 非线性对象为

$$\begin{aligned} y(t) = (0.8 - 0.5e^{-y^2(t-1)})y(t-1) - \\ (0.3 + 0.9e^{-y^2(t-1)})y(t-2) + u(t-1) + \\ 0.2u(t-2) + 0.1u(t-1)u(t-2). \end{aligned} \quad (13)$$

目前神经网络理论^[2]已证明含有一个隐层的3层BP网络能够以任意精度逼近任何非线性函数.本文在设计BP网络时参考这一点,采用3层BP网络(即有1个隐层).输入层、输出层节点数与求解问题中的输入、输出信号相关,这里分别为4和1. BP网络中的隐层节点数的选取尚无一个统一理论和指导方法,通常经验选取公式为:输入层节点数 \leq 隐层节点数 \leq 2倍输入层节点数+输出层节点数.这里结合经验和反复试验,以及考虑到减小计算量,确定隐层节点数为5.即采用(4-5-1)结构的神经网络作为预测模型,选择 $[-1, 1]$ 的随机信号作为训练输入信号,产生一组(200个)输入-输出样本数据,并对样本数据进行归一化处理,再离线训练神经网络,训练学习率初始值 $\eta(0) = 0.1$,非线性自反馈项的参数 $g_m = 0.1, R = 1.5$,辨识结果如图4所示.非线性预测控制器参数选择为: $N_1 = 1, N_2 = 6, N_u = 2, \lambda = 0.03$.当参考轨迹是幅度为5的方波信号时,仿

真结果如图5所示。

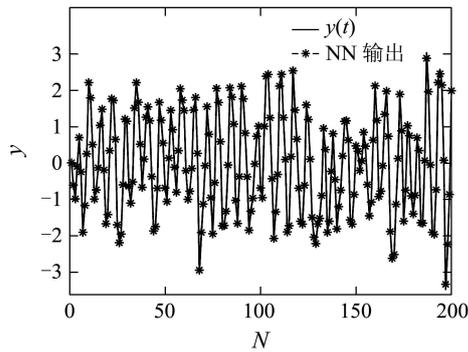


图4 例1神经网络模型辨识

Fig. 4 Neural network identification of example 1

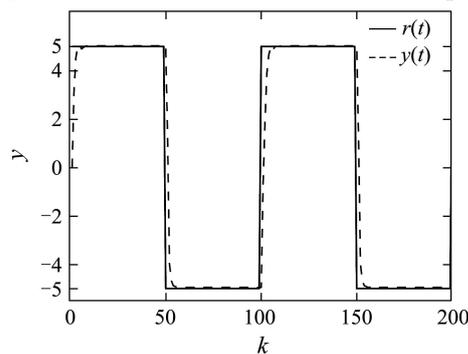


图5 例1非线性预测控制输出

Fig. 5 Nonlinear predictive control output of example 1

例2 非线性对象为

$$y(t) = \frac{y(t-1)y(t-2)[y(t-1) + 2.5]}{1 + y(t-1)^2 + y(t-2)^2} + u(t-1). \quad (14)$$

神经网络结构选取原则与例1相同, 输入层、输出层节点数分别为3和1, 隐层节点数确定为4, 即采用(3-4-1)结构的神经网络作为预测模型, 选择 $u(t) = \sin(2\pi t/100)$ 作为训练输入信号, 产生一组(200个)输入-输出样本数据对, 用产生的数据离线训练训练神经网络, 训练学习率初始值和非线性自反馈项的参数设置与例1相同, 辨识结果如图6所示. 非线性预测控制器参数选择为: $N_1 = 1, N_2 = 4, N_u = 2, \lambda = 0.3$. 参考轨迹与例1相同, 仿真结果如图7所示.

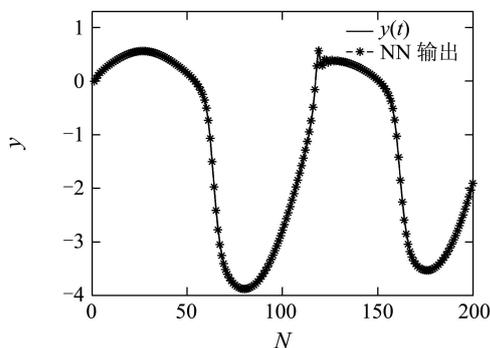


图6 例2神经网络模型辨识

Fig. 6 Neural network identification of example 2

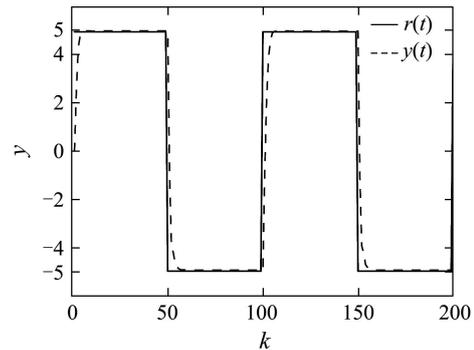


图7 例2非线性预测控制输出

Fig. 7 Nonlinear predictive control output of example 2

6 结束语(Conclusion)

本文提出了一种利用神经网络作为预测模型, 混沌优化算法作为滚动优化策略的新型非线性预测控制器. 混沌优化算法作为一种新颖的全局数值优化方法, 可以有效地处理非线性系统预测控制中的优化问题, 避免了复杂繁琐的梯度计算和矩阵求逆过程. 仿真实验表明该非线性预测控制器具有较好的实时性和跟踪性能.

参考文献(References):

- [1] CLARKE D W, MOHTADI C, TUFFS P S. Generalized predictive control[J]. *Automatica*, 1987, 23(2): 137 - 160.
- [2] NORIEGA J R, WANG H. A direct adaptive neural-network control for unknown nonlinear systems and its application[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1998, 9(1): 27 - 34.
- [3] SUN Hairong, LI Peng, ZHOU Lihui. A strategy of generalized predictive control based on neural network[C]//*Proc of 2004 Int Conf on Machine Learning and Cybernetics*. Shanghai: IEEE Press, 2004, 1: 483 - 487.
- [4] SHIN S C, PARK S B. GA-based predictive control for nonlinear processes[J]. *Electronics Letters*, 1998, 34(20): 1980 - 1981.
- [5] 张兴会, 杜升之, 陈增强, 等. 基于遗传算法的有约束非线性预测控制[J]. *仪器仪表学报*, 2003, 24(S4): 556 - 558.
(ZHANG Xinghui, DU Shengzhi, CHEN Zengqiang, et al. A constrained nonlinear predictive control based on genetic algorithm[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2003, 24(S4): 556 - 558.)
- [6] 李兵, 蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用[J]. *控制理论与应用*, 1997, 14(4): 613 - 615.
(LI Bing, JIANG Weisun. Chaos optimization method and its application[J]. *Control Theory & Applications*, 1997, 14(4): 613 - 615.)
- [7] 李翔, 陈增强, 袁著祉. 混沌机制在T-S模型模糊神经网络的系统辨识研究[J]. *控制与决策*, 2001, 16(4): 504 - 506.
(LI Xiang, CHEN Zengqiang, YUAN Zhuzhi. Study on chaos mechanism in system identification using T-S model fuzzy neural networks[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(4): 504 - 506.)

作者简介:

宋莹 (1979—), 女, 博士生, 主要从事智能优化、预测控制研究, E-mail: songying@mail.nankai.edu.cn;

陈增强 (1964—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事预测控制、智能控制、非线性控制研究, E-mail: chenzzq@nankai.edu.cn;

袁著祉 (1937—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为自适应控制、预测控制和过程控制研究, E-mail: Yuanzhz@nankai.edu.cn.