

基于神经网络非线性模型的多级工作点 阶跃响应扩展 DMC 预测控制*

刘 军 何 星 许晓鸣
(上海交通大学自动化研究所 200030)

摘 要 利用前馈神经网络建立对象的非线性预测模型,在不同工作点做阶跃响应,建立其局部线性模型。用隶属函数将局部线性模型加权得到全局线性模型。全局线性模型用于滚动优化,非线性模型用于预测系统输出和校正线性模型,实现非线性预测控制。仿真结果表明该方法控制效果良好,可满足实时要求。

关键词 神经网络,多级工作点,扩展 DMC 预测控制
分类号 O 231

Extension of DMC Predictive Control Using Neural Network Based Nonlinear Models and Multi- step Operation Point Responses

Liu Jun, He Xing, Xu Xiaoming
(Shanghai Jiaotong University)

Abstract Feedforward neural networks for modeling a nonlinear system are used to obtain its nonlinear model. Local linear models of a nonlinear system are built using multi- step responses at several operation points, and global linear model equals to weight local linear models by membership functions. Nonlinear predictive control is realized by the global linear model based roll optimizing, and ontime adjusting using neural network based nonlinear model of the nonlinear system. Simulation results demonstrate that the proposed control system has good performance and meets real time demand.

Key words neural networks, multi- step operation points, extension of DMC predictive control

1 引 言

预测控制技术自 70 年代末提出以来^[1],已在工业控制中得到了广泛应用。它对参数变化缓慢的线性系统可得到较好的控制效果,但对于时变严重和非线性系统,由于面临非线性系统建模和求解非线性系统优化问题,难以在实际中广泛应用。80 年代兴起的神经网络技术在非线性系统建模领域显示出强大的能力。从理论上说,具有两个隐层的前馈网络能够逼近任意非线性函数,但前馈网络的学习算法难以收敛到全局极小点,且收敛速度较慢,难以满足实时控制的要求。而直接求解由前馈网络建立的非

线性系统模型的优化解,往往会遇到数学上的困难。

本文采用具有两个隐层的前馈网络作为对象的非线性模型,运用变学习速率梯度算法,学习样本取自系统最新的 N 个输入输出对,取少量学习样本数就可使模型实时跟踪系统的动态行为,使神经网络同时满足逼近精度和收敛速度的要求。采用多级阶跃响应建立的全局线性模型实现滚动优化,利用神经网络模型实时校正全局线性模型,最终实现非线性系统的 DMC 预测控制。

2 非线性 DMC 预测控制原理

首先回顾线性 DMC 预测控制算法^[2,3]。

$$\Delta u = (A^T Q A + R)^{-1} A^T Q (y^{sp} - y^{past} - d) \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} y^{\text{lin}}(k+1) \\ y^{\text{lin}}(k+2) \\ \vdots \\ y^{\text{lin}}(k+P) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y^{\text{past}}(k+1) \\ y^{\text{past}}(k+2) \\ \vdots \\ y^{\text{past}}(k+P) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a^1 & 0 & \dots & 0 \\ a^2 & a^1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a^P & a^{P-1} & \dots & a^{P-m+1} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k+M) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d(k+1) \\ d(k+2) \\ \vdots \\ d(k+P) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$y^{\text{lin}} = y^{\text{past}} + A \Delta u + d \quad (3)$$

其中, Δu 是 M 维控制矢量, A 是动态矩阵, Q 是误差权阵, R 是控制权阵, y^{sp} 是跟踪轨迹, y^{past} 是未加入即时控制 $\Delta u(1)$ 时系统的预测矢量, d 是建模误差。

当用式(1)~(3) 作为非线性模型时, 可将其改写成

$$\begin{bmatrix} d(k+1) \\ d(k+2) \\ \vdots \\ d(k+P) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d^*(k+1) \\ d^*(k+2) \\ \vdots \\ d^*(k+P) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d^{\text{nl}}(k+1) \\ d^{\text{nl}}(k+2) \\ \vdots \\ d^{\text{nl}}(k+P) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$y^{\text{lin}} = y^{\text{past}} + A \Delta u + d^* + d^{\text{nl}} \quad (5)$$

这里, 误差 d 由外部干扰 d^* 和非线性建模误差 d^{nl} 构成。当系统的线性模型与非线性模型相等时, 有

$$y^{\text{nl}} = y^{\text{lin}} = y^{\text{past}} + A \Delta u + d^* + d^{\text{nl}} \quad (6)$$

因此可用非线性系统的线性模型(5) 作为非线性系统的预测模型, 得到控制矢量

$$\Delta u = (A^T Z A + R)^{-1} A^T Q (y^{\text{sp}} - y^{\text{past}} - d^* - d^{\text{nl}}) \quad (7)$$

为使式(6) 得到满足反复迭代式

$$d_{j+1}^{\text{nl}} = d_j^{\text{nl}} + \alpha (y_j^{\text{nl}} - y_j^{\text{lin}}) \quad (8)$$

最终使 $d_{j+1}^{\text{nl}} = d_j^{\text{nl}}$, 此时式(6) 得到满足。其中, $0 < \alpha < 1$ 为迭代因子。

3 基于神经网络非线性模型的扩展 DMC 预测控制

3.1 全局线性模型

在系统的 m 个不同工作点做阶跃响应实验。

$$u = u_j^0 + \Delta u_j$$

$$y_j(k+1), y_j(k+2), \dots, y_j(k+N) \quad (9)$$

其中, u_j 表示第 j 工作点的稳态控制值, Δu_j 表示第 j

工作点实验时的控制增量; $y_j(k+i)$ 表示第 j 工作点的阶跃响应。则得工作点局部阶跃响应模型

$$d_i^j = \frac{[y_j(k+i) - y_j^{\text{past}}(k+i)] \Delta u_j}{\sum_{j=1}^m \Delta u_j} \quad (10)$$

选择钟型隶属函数

$$\mu_l(z, \bar{z}_l, \sigma_l) = \frac{\exp(\sigma_l z - \bar{z}_l)}{\sum_{j=1}^m \exp(-\sigma_l z - \bar{z}_j)}$$

其中, $\bar{z}_l = [y_l^0, u_l^0]^T$, $z = [y, u]$; y_l^0, u_l^0 是第 l 工作点系统的稳态输出和输入; σ_l 是控制隶属函数形状的参数。则全局阶跃响应线性模型为

$$a_i = \frac{\sum_{k=1}^m a_i^k \mu_k(z, \bar{z}_k, \sigma_k)}{\sum_{k=1}^m \mu_k(z, \bar{z}_k, \sigma_k)} \quad (11)$$

3.2 非线性模型

假定系统满足如下非线性关系

$$y(k+1) = F[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), u(k-1), \dots, u(k-l)] \quad (12)$$

在 k 时刻, 若非线性模型能预测 P 步, 则模型的输入不能包含系统的 $k+1$ 时刻以后的系统输入、输出变量。用两隐层前馈神经网络建立系统的非线性模型

$$y^{\text{nl}}(k+P) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), u(k-1), \dots, u(k-l)] \quad (13)$$

系统的预测输出 $y^{\text{nl}}(k+P)$ 由神经网络给出, 与 $y^{\text{nl}}(k+1), y^{\text{nl}}(k+2), \dots, y^{\text{nl}}(k+P-1)$ 的估值形成预测矢量 $[y^{\text{nl}}(k+1), y^{\text{nl}}(k+2), \dots, y^{\text{nl}}(k+P)]^T$, 经 P 步后预测矢量均由(12) 给出。

当 $k+1$ 步时, 若令 $u(k+1) = u(k)$, 则由(13) 式给出 $y^{\text{past}}(k+P)$ 与 $y^{\text{past}}(k+1), y^{\text{past}}(k+2), \dots, y^{\text{past}}(k+P-1)$ 的估值, 形成矢量 $[y^{\text{past}}(k+1), \dots, y^{\text{past}}(k+P)]$ 。

至此, 利用(4)~(8) 求出控制矢量, 取即时控制 $\Delta u(1)$ 作为系统的输入。到下一时刻, 首先检测系统的实际输出, 并与模型预测输出相比较, 构成输出误差, 校正 $[y^{\text{past}}(k+1), \dots, y^{\text{past}}(k+P)]$, 作为下一时刻的初值。用系统新的输入输出更新神经网络训练样本中最前时刻的样本, 训练权值, 进行下一时刻的控制。由于总是选择最新的样本集, 所以神经网络能够时时跟踪系统的动态行为。

4 仿真研究

考虑如下无量纲非线性系统

$$y(k+1) = (1 - T y(k) \sin(y(k))) \times \sin(y(k)) + T y(k) u(k)$$

神经网络输入矢量取

$$[y(k-5), y(k-4), u(k-5), u(k-4), u(k-3), u(k-2), u(k-1), u(k)]$$

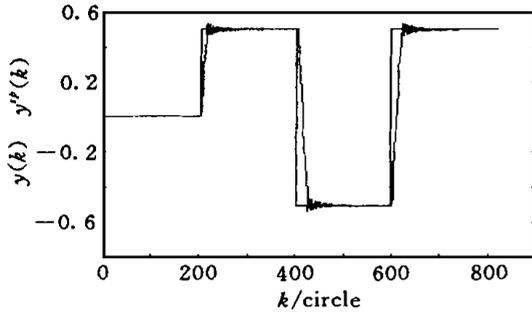


图1 系统输出 $y(k)$ 和被跟踪轨迹 $y^{\text{sp}}(k)$

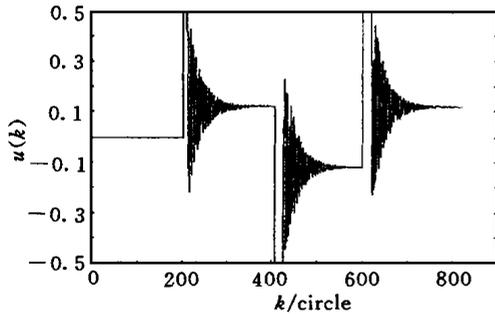


图2 控制 $u(k)$

两隐层分别取4个和2个结点,输出层取1个结点 $y(k)$ 。使系统跟踪方波轨迹,仿真结果如图1和2所示。结果表明系统能较好地跟踪方波轨迹。图中, $y(t)$ 和 $u(t)$ 是归一化无量纲变量,时间轴单位是采样周期 T 。

参考文献

- 1 Richalet J, Rault J, Testud J *et al.* Model Predictive heuristic control: Applications to industrial processes. *Automatica*, 1978, 14(5): 413_428
- 2 T Peterson, E Hernandez, Y Arkun. Nonlinear predictive control of a semi batch polymerization reactor by an extended DMC. In: 1989 American Control Conference. 1989. 1529_1534
- 3 Evclio Hernandez, Yam an Arkun. Neural network modeling and an extended DMC algorithm to control nonlinear systems. In: 1990 American Control Conference. 1990. 2454_2459

作者简介

刘军男,1960年生。1999年于上海交通大学获博士学位,现为青岛化工学院副教授。主要研究方向为神经网络与非线性预测控制。

何星男,1970年生。博士,上海交通大学副教授。主要研究方向为复杂系统的协调控制。

许晓鸣男,1957年生。上海交通大学副校长,教授,博士生导师。主要研究方向为人工智能与复杂系统控制。

作者简介

刘强男,1971年生。1996年在西北工业大学自动控制系获得硕士学位,现为上海交通大学自动化系博士研究生。研究领域为智能控制,内点优化算法等。

许晓鸣男,1957年生。1987年在上海交通大学获得博士学位,现为上海交通大学副校长,教授,博士生导师。主要研究领域为智能控制。

张卫东男,1967年生。1996年在浙江大学获得博士学位,1998年在上海交通大学自动化系完成博士后研究工作,现为上海交通大学教授。主要研究领域为过程控制和鲁棒控制。

(上接第341页)

- 3 Patwardhan A An, Rawlings J B, Edgar T F. Non-linear model predictive control. *Chem Eng Column*, 1990, 87(1): 123_141
- 4 Wayne Bequette B. Non-linear control of chemical processes: A review. *Ind Eng Chem Res*, 1991, 38(7): 1391_1413
- 5 Body S, Chua L O. Fading memory and the problem of approximating nonlinear operators with Volterra series. *IEEE Trans CAS*, 1985, 32(10): 1150_1161
- 6 刘鸿强,邵惠鹤,蒋慰逊. 多元精馏塔动态仿真模型的简化. *华东化工学院学报*, 1983, 19: 225—233