第13卷第5期
1996年10月

控制理论与应用
CONTROL THEORY AND APPLICATIONS

Vol. 13, No. 5
Oct., 1996

基于神经网络误差修正的广义预测控制

李少远　刘　浩　袁著祉
(南开大学计算机与系统科学系·天津,300071)

摘要：本文基于BP结构神经网络,对系统的建模误差进行预测,并将其与模型预测相结合构成广义预测控制算法,目的在于抑制模型失配的影响,增强广义预测控制的鲁棒性;仿真结果表明了这一算法的有效性.

关键词：神经网络；预测控制；误差修正；模型失配；鲁棒性

1　导　言

在预测控制中采用了多步预测,通过系统输入、输出的历史数据,反复预测其未来输出值,有可能克服系统不确定性的影响,增强系统的鲁棒性.但是预测输出只是基于系统的数学模型,没有考虑建模误差的影响,这势必影响预测的精度,随着预测长度的增加,其预测误差也加大.本文旨在利用历史数据,依据已发生的预测偏差,基于BP网络建立一个误差的预测模型,并结合基于预测数学模型的预测值一起构成广义预测控制算法.

2　BP网络预测误差

已经证明[1],如果BP网络的隐层节点可以根据问题的不同而做相应配置,则以Sigmoid函数为激发函数的三层网络,可以任意精度逼近任何连续映射.因此,无论系统是否线性的,取BP网络作预测模型,以系统的实际输入输出数据作学习样本,不断修正网络中神经元的连接权值,使网络所表示的映射逐步逼近实际系统的映射,在学习结束后,网络就可以作为预测模型来使用了.

设有一个三层网络,如图1所示,各节点的特性为Sigmoid函数.其输入向量$X=[y(t),y(t-1),\cdots,y(t-k),u(t-1),\cdots,u(t-k-1)]$,其中$y(\cdot)$为系统的期望输出值,$u(\cdot)$为系统的控制量;输出向量$Y=[(y_e(t),\cdots,y_e(t-k)]$,而

$$y_e \triangleq y(t-k) - y_m^0(t-k/t-k-d), \quad k=1,2,\cdots,P. \tag{1}$$

其中,$y(t-k)$是在$t-k$时刻系统的期望输出值,$y_m^0(t-k/t-k-d)$是在$t-k-d$时刻基于数学模型的预测值,d为系统时滞,P为训练样本数.

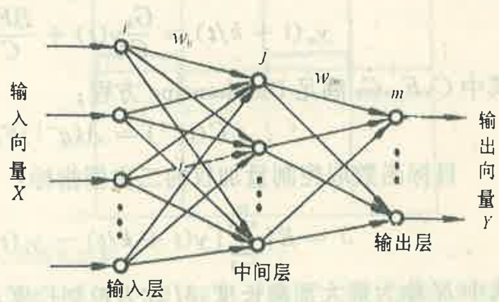

图1　三层BP网络示意图

根据神经元的性质,有:

$$\mathrm{net}_j = \sum_i w_{ij} z_i + \theta_j. \tag{2}$$

其中net_j为节点j的输入,z_i为任一节点i的输出,w_{ij}是节点i到j的连接权值,θ_j为节点j的阈值.于是节点j的输出为:

本文于1995年3月27日收到.1995年10月13日收到修改稿.

$$z_j = f(\text{net}_j). \tag{3}$$

其中 $f(\xi)$ 为 Sigmoid 函数,对中间隐层节点,$f(\xi) = (1 + e^{-\xi})^{-1}$,对输出输出节点,$f(\xi) = \xi$.

设网络的输出为 $\bar{y}_k$. 样本输出为 y_k,则单个样本的误差函数为:

$$E_k = \frac{1}{2}(y_k - \bar{y}_k)^2. \tag{4}$$

则总体误差为:
$$E = \sum_{k=1}^{P} E_k, \quad P \text{ 为样本数}. \tag{5}$$

记
$$\sigma_i = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_j}, \tag{6}$$

则
$$\frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_j} \cdot \frac{\partial \text{net}_j}{\partial w_{ij}} = \sigma_j z_i. \tag{7}$$

1) 当 j 为输出层时,有

$$\sigma_i = \frac{\partial E_k}{\partial \bar{y}_k} \cdot \frac{\partial \bar{y}_k}{\partial \text{net}_j} = -(y_k - \bar{y}_k) f'(\text{net}_j). \tag{8}$$

2) 当 j 为中间层时,有

$$\begin{cases} \sigma_j = \dfrac{\partial E_k}{\partial \text{net}_j} = \dfrac{\partial E_k}{\partial z_j} \cdot \dfrac{\partial z_j}{\partial \text{net}_j} = f'(\text{net}_j) \displaystyle\sum_m \sigma_m w_{jm}, \\ \dfrac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} = \sigma_j z_i. \end{cases} \tag{9}$$

用改进的梯度下降法进行连接权值调整,训练好的网络即可进行误差的预测,将误差的预测值记为 $y_e(t+k/t)$,根据预测模型的预测值记为 $y_m(t+k/t)$,则系统的预测输出为:

$$y(t + k/t) = y_m(t + k/t) + y_e(t + k/t). \tag{10}$$

3 具有误差修正的广义预测控制

设系统由 ARMAX 模型描述:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + C(q^{-1})e(t). \tag{11}$$

其中$\{y(t)\}$,$\{u(t)\}$分别是系统的输出和输入序列,$\{e(t)\}$是零均值白噪声序列.

根据预测理论,基于模型的预测为:

$$y_m(t + k/t) = \frac{G_k}{C} y(t) + \frac{BF_k}{C} u(t + k - 1) + F_k C(t + k). \tag{12}$$

其中 C, F_k, G_k 满足 Diophantine 方程:

$$C(q^{-1}) = A(q^{-1})F_k(q^{-1}) + q^{-k}G_k(q^{-1}). \tag{13}$$

目标函数取控制量加权的二次型指标:

$$J = E\{\sum_{k=1}^{N}[y(t + k/t) - y_r(t + k)]^2 + \sum_{k=1}^{M} \lambda u^2(t + k - 1)\}. \tag{14}$$

其中 N 称为最大预测长度,M 称为控制长度,$y_r(t)$ 是系统的参考输出,为简单起见,取 $M = N$,λ 是大于零的权系数.

为了求得控制律 u,使目标函数最小,按照文献[2] 的推导,有:

$$u = (E^{\mathrm{T}}E + \lambda I)^{-1}E^{\mathrm{T}}(W - f + \bar{M}). \tag{15}$$

其中

$$f=\begin{bmatrix}\dfrac{G_1}{C}y(t)+\dfrac{q^{-1}L_1}{C}u(t)\\ \dfrac{G_2}{C}y(t)+\dfrac{q^{-2}L_2}{C}u(t+1)\\ \vdots\\ \dfrac{G_N}{C}y(t)+\dfrac{q^{-N}L_N}{C}u(t+N-1)\end{bmatrix},\quad E=\begin{bmatrix}b_0 & & & \\ e_{21} & b_0 & & \\ e_{32} & e_{21} & b_0 & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ e_{N,N-1} & \cdots & e_{21} & b_0\end{bmatrix},$$

$$W^{\mathrm{T}}=(y_r(t+1),y_r(t+2),\cdots,y_r(t+N)),$$

$$\overline{M}^{\mathrm{T}}=(y_e(t+1/t),y_e(t+2/t),\cdots,y_e(t+N/t)).$$

在预测控制中采用滚动优化策略，每一步实际只需求出一步控制律 $u(t)$，即：

$$u(t)=\overline{g}^{\mathrm{T}}(W-f+\overline{M}). \tag{16}$$

其中 $\overline{g}^{\mathrm{T}}$ 是 $(E^{\mathrm{T}}E+\lambda I)^{-1}E^{\mathrm{T}}$ 的第一行，这样，每一步只需递推预测一个偏差即可．即在 $\{f\}$，$\{W\}$，$\{\overline{M}\}$ 序列中每一步只替换其中的一个元素．

4 仿真结果

对如下实际模型：

$$y(t)=1.5y(t-1)-[0.7+0.1\sin(\pi t/40)]y(t-2)+0.1y(t-3)$$
$$+u(t-1)+1.5u(t-2)+w(t)+0.2w(t-1).$$

取近似模型：

$$y(t)=1.5y(t-1)-0.7y(t-2)+u(t-1)+1.5u(t-2)+w(t).$$

控制加权为 $\lambda=0.1$，预测长度取为 $N=10$，BP 网络为 6－10－1 的三层结构，6 个输入节点 $x=[y(t),y(t-1),y(t-2),u(t-1),u(t-2),u(t-3)]$，输出节点 $Y=y_e(t+1)$．首先利用一般 GPC 算法得到一系列的样本（约 5000 个）训练该网络，使其权值收敛到一稳定值，最后按本文算法，利用 BP 网络的预测值进行闭环仿真，并与一般 GPC 的结果进行比较，仿真曲线见图 2 和图 3.

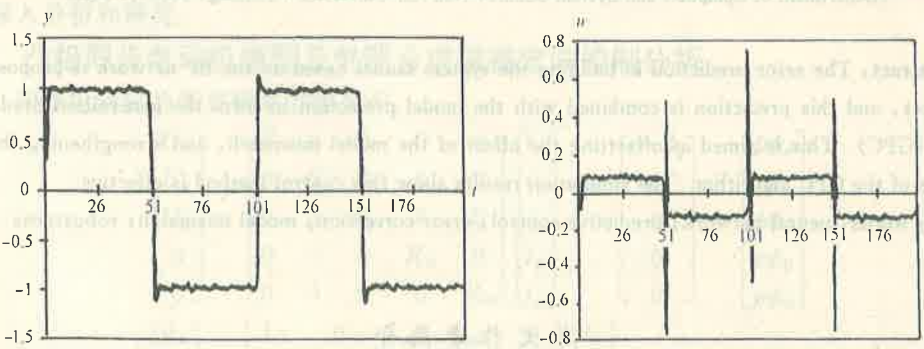

图 2　一般 GPC 的仿真结果

一般 GPC 算法有超调，控制量变化幅度大，在±0.8 之间，而本文修正 GPC，跟踪平缓，控制量变化幅度较小，在±0.6 之间．

5 结　论

在原有广义预测控制的基础上，利用预测误差的历史数据建立一误差预测模型的神经

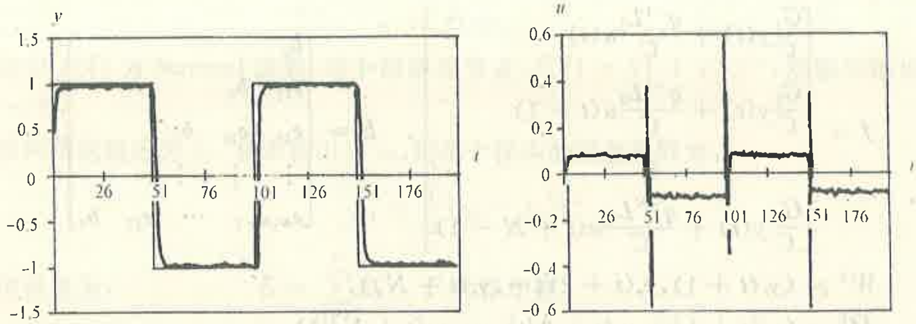

图 3 带误差修正 GPC 的仿真结果

网络,经过学习训练后可作为误差的预测器,由此得到误差的预测值,修正了纯基于数学模型的预测,这样可以使得利用更简单的数学模型来构造广义预测控制算法,而使得对模型失配具有较强的抑制能力.仿真结果表明了该算法的有效性.

参 考 文 献

[1] 史忠植.神经计算.北京:电子工业出版社,1993

[2] 袁震东.自适应控制理论及其应用.上海:华东师范大学出版社,1988

[3] 席裕庚.关于预测控制的进一步思考.控制理论与应用,1994,11(2):219-221

[4] Clarke,D. W. et al. Generalized Predictive Control Part I & II. Automatica, 1987,23(2):137-160

Generalized Predictive Control Based on Error Correction Using Neural Network

LI Shaoyuan, LIU Hao and YUAN Zhuzhi

(Departmant of Computer and System Science, Nan Kai University · Tianjing, 300071, PRC)

Abstract: The error prediction in building the system model based on the BP network is proposed in this paper, and this prediction is combined with the model prediction to form the generalized predictive control (GPC). This is aimed at offsetting the effect of the model mismatch, and strengthening the robustness of the GPC algorithm. The simulation results show this control method is effective.

Key words: neural network; predictive control; error correction; model mismatch; robustness

本 文 作 者 简 介

李少远 1965 年生,1987 年毕业于河北工业大学电气工程系,后留校任教,并于 1992 年在本校获硕士学位;现为南开大学计算机与系统科学系博士生.研究领域为自适应控制,智能预测控制及其在工业过程控制中的应用.

刘 浩 1994 年毕业于南开大学计算机与系统科学系,同年在本系开始攻读硕士学位,目前研究兴趣为计算机控制与管理,智能控制理论与应用等.

袁著祉 1937 年生,1962 年毕业于南开大学数学系,现为该校计算机与系统科学系教授,博士生导师,研究方向为自适应控制,智能控制,计算机控制与管理.