

非线性时延对象的神经网络控制

徐湘元

(广东工业大学 电气工程系 广州 510090)

毛宗源

(华南理工大学 自动控制工程系 广州 510641)

摘要 用神经网络技术和预测技术设计非线性时延控制系统,有效地克服了非线性和时延性,并论述了设计参数 p 与控制质量的关系.

关键词 非线性时延对象,动态回归神经网络,预测输出,设计参数 p ,稳定性

中图法分类号 TP273

1 非线性时延对象的特点及其对策

在生产过程中,由于物质的传输和相互作用,由于存在容量、惯性和阻力等因素,很容易出现非线性和输出时间延迟现象.除了非线性动态特性难以掌握之外,输出的延迟,尤其是大的纯延迟,进一步加大了控制的难度. k 时刻的控制,要等待一段时间 d ,到 $k+d$ 时才有输出,这种响应的推迟,将导致输出超调、过渡过程时间加长,甚至引发不稳定.

对付线性系统的时延,Smith预估补偿控制是一种有效的方法^[1],但是对非线性系统的时延,目前还没有成熟的方法.不过,神经网络技术和预测技术的结合似乎有助于问题的解决:利用神经网络的逼近、自适应和优化能力,根据过去和现在的输入输出数据,预测系统的未来输出,并在此基础上优化现时的控制,从而使未来的输出达到预期要求.

这里有两个关键问题:一是对未来输出的预测.由于神经网络预测采用监督学习法,而未来的输出现时未知,即缺乏“教师示教”;二是如何改善系统的动态特性,提高控制质量,这涉及控制算法.

2 控制系统的设计

非线性时延系统可表示为

$$y(k) = f[y(k-1) y(k-2) \cdots y(k-n) u(k-d) \cdots u(k-d-m)],$$

其中, $d > 1$,为纯时延,可通过实验测得, f 为未知函数, y 、 u 分别为输出和控制, n 、 m 分别为其阶数.已知参考输入 y_r ,要求设计控制系统,使其满足预期的动静态要求.

为了补偿时延过程,未来 $k+d$ 时刻的输出,必须在现时 k 通过施加控制 $u(k)$ 来确定,即提前输入.为此,系统必须有未来的预测输出作基础.系统设计包括预测器和控制器两部分,控制系统结构如图1所示.考虑对象的特点,选用动态对角回归神经网络^[2,3]来实现,三层多输入单输出动态对角回归神经网络结构见图2.

网络输入: $x(k) = [x_1(k) x_2(k) \cdots x_n(k)]$

$$\text{隐层输入: } M_j(k) = W_j^{(2)} H_j(k-1) + \sum_i W_{ij}^{(1)} x_i(k) \quad (1)$$

$$\text{隐层输出: } H_j(k) = [1 + \exp(-M_j(k))]^{-1} \quad (2)$$

$$\text{网络输出: } O(k) = \sum_j W_j^{(3)} H_j(k) \quad (3)$$

取控制器的输入为

$$x^{(c)}(k) = [y_r(k+d) \ y_m(k+d-1) \cdots y_m(k+d-n) \ u(k-1) \ u(k-2) \cdots u(k-m)],$$

则控制器的输出为

$$u(k) = \sum_j W_j^{(c3)} H_j^{(c)}(k), \quad (4)$$

其中, y_r 为参考输入, y_m 为预测输出, $W_j^{(c3)}$ 和 $H_j^{(c)}(k)$ 与式(1)~(3)中的 $W_j^{(3)}$ 和 $H_j(k)$ 含义相同, 右上角加 c 是为了与后面预测网相应符号区别(预测网右上角用 p).

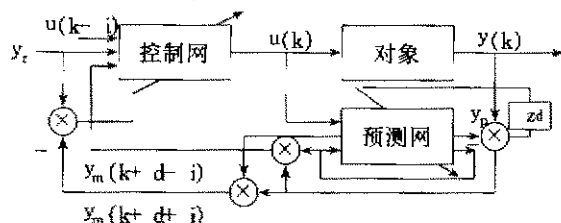


图1 控制系统结构图

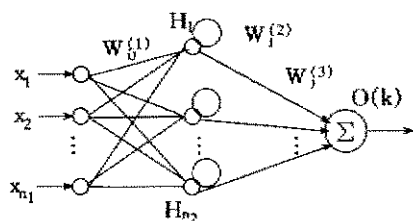


图2 三层动态对角回归神经网络结构

为了加强控制作用, 要求控制网的连接权值调整使下列性能指标函数为极小:

$$J_c = \frac{1}{2} [y_r(k+d) - y_m(k+d)]^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p [y_r(k+d+i) - y_m(k+d+i)]^2 + \frac{1}{2} \alpha \Delta u^2(k) \quad (5)$$

这里, $y_m(k+d+i)$ ($i=0, 1, \dots, p$) 是在 k 时刻, 基于求得的 $u(k)$ 并保持其不变, 在不调整预测网连接权值的条件下, 递推出的输出预测值. p 为设计参数. 求得 J_c 为极小, 就是求未来 $k+d, k+d+1, \dots, k+d+p$ 步的期望输出与预测输出的偏差极小的控制量. 显然, p 大, 表示控制调整系统的区间长, 有助于加强控制力度. $p=0$, 表明控制仅影响未来一步的输出.

取预测网的输入为

$$x^{(p)} = [y_m(k+d-1) \cdots y_m(k+d-n) \ u(k) \cdots u(k-m)],$$

则 $k+p$ 步的模型预测输出为

$$y_p(k+d) = \sum_j W_j^{(p3)} H_j^{(p)}(k). \quad (6)$$

考虑到模型有误差, 引入偏差项 $y(k) - y_m(k)$, 得

系统预测输出:

$$y_m(k+d) = y_p(k+d) + y(k) - y_m(k). \quad (7)$$

于是构成了闭环校正系统, 可减小模型误差, 提高预测精度.

不改变预测网权值, 且假定控制不变, 即 $u(k+p) = u(k+p-1) = \cdots = u(k)$, 将已求出的预测值替换预测网输入的旧预测值, 如求 $y_m(k+d+1)$ 的输入为

$$x^{(p)} = [y_m(k+d) \cdots y_m(k+d-n+1) \ u(k) \cdots u(k-m+1)],$$

依次求出 $y_m(k+d+1), y_m(k+d+2), \dots, y_m(k+d+p)$.

预测网的权值调整, 按使下述函数极小来进行:

$$J_p = \frac{1}{2} [y(k+d) - y_p(k+d)]^2,$$

其中 $y(k+d)$ 为实际输出, 在 k 时刻无法得到它. 由于 y_p 从 k 到 $k+d$ 的变化是预测网算出的已知量, 若系统变化不很快, 可考虑实际输出的变化幅度与预测变化的幅度相同, 于是本文提出

$$y(k+d) \approx y(k) + y_p(k+d) - y_p(k),$$

于是 $y(k+d) - y_p(k+d) \approx y(k) - y_p(k)$, 这样做是有误差的, 尤其是时延 d 比较大时. 不过, 随着网络学习的稳定, 这样误差将很小.

控制算法步骤:

- 1) 初始化网络参数和有关变量, 并令 $k=1$;
- 2) 由式(4)确定 $u(k)$, 并送对象和预测网的输入;
- 3) 由式(6)和(7)求 $y_p(k+d), y_m(k+d)$, 在不调整预测网权值系数, 以及控制 $u(k)$ 不再变的前提下, 由预测网依次求出 $y_m(k+d+1), y_m(k+d+2), \dots, y_m(k+d+p)$;
- 4) 调整控制网和预测网权值系数(本文按梯度法进行);
- 5) $k=k+1$, 返回步骤2).

3 稳定性和设计参数 p

系统的稳定性与神经网络的收敛性是一致的, 而神经网络的收敛性与网络初始权值和学习步长有关, 本文还与设计参数 p 有关.

取李雅普诺夫函数为

$$V(k) = [y_r(k+d) - y_m(k+d)]^2 = e^2(k+d).$$

$$\Delta V = V(k+1) - V(k)$$

$$= e^2(k+d+1) - e^2(k+d) \\ = [e(k+d+1) - e(k+d)] \cdot \\ [e(k+d+1) + e(k+d)] \quad (8)$$

而

$$e(k+d+1) = e(k+d) + \Delta e(k+d) \\ = e(k+d) + \frac{\partial e(k+d)}{\partial W} \Delta W, \quad (9)$$

式中 W 为网络连接权. 对于控制网络, 由式(5), 按梯度法有

$$\Delta W_c = -\beta_c \frac{\partial J_c}{\partial W_c} = -\beta_c [e(k+d) \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} + \\ \sum_{i=1}^p e(k+d+i) \frac{\partial e(k+d+i)}{\partial W_c} + \\ a\Delta u(k) \frac{\partial u(k)}{\partial W_c}] \quad (10)$$

式中 W_c 、 β_c 分别为控制网的连接权系数和学习步长. 将式(9)和(10)代入式(8), 则有

$$0 < \beta_c < \frac{2}{\left[\frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} \right]^2 + \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} \sum_{i=1}^p \frac{e(k+d+i)}{e(k+d)} \frac{\partial e(k+d+i)}{\partial W_c} + \frac{a\Delta u(k)}{e(k+d)} \frac{\partial u(k)}{\partial W_c} \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c}}.$$

$$\text{令多项式 } F(p) = \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} \sum_{i=1}^p \frac{e(k+d+i)}{e(k+d)} \cdot \\ \frac{\partial e(k+d+i)}{\partial W_c},$$

$$0 < \beta_c < \frac{2}{\left[\frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} \right]^2 + F(p) + \frac{a\Delta u(k)}{e(k+d)} \frac{\partial u(k)}{\partial W_c} \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c}}. \quad (11)$$

关于设计参数 p 有两条结论:

1) 从式(5)看, p 大有利于动态特性的改善, 但是从式(11)看, 如果 β_c 已经确定, p 的增大将使式(11)不成立, 从而导致系统不稳定, 所以 p 不能过大.

2) 从神经网络权值调整的角度看, 虽然改变学习步长 β 和初始网络权值与改变设计参数 p 均可调节系统的动态性能, 但两者的物理意义和实际效果不同.

4 仿真实验

经多例仿真实验, 均验证本文的控制方法可行, 以下是其中一例. 考虑被控对象:

$$\Delta V = \Delta e(k+d) [\Delta e(k+d) + 2e(k+d)] \\ = [\Delta e(k+d)]^2 + 2e(k+d) \Delta e(k+d) \\ = \left[\beta_c \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} [e(k+d) \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} + \right. \\ \sum_{i=1}^p e(k+d+i) \frac{\partial e(k+d+i)}{\partial W_c} + \\ a\Delta u(k) \frac{\partial u(k)}{\partial W_c}] \left[\beta_c \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} \cdot \right. \\ \left. [e(k+d) \frac{\partial e(k+d)}{\partial W_c} + \sum_{i=1}^p e(k+d+i) \cdot \right. \\ \left. \frac{\partial e(k+d+i)}{\partial W_c} + a\Delta u(k) \frac{\partial u(k)}{\partial W_c}] \right. \\ \left. - 2e(k+d) \right].$$

当 $\Delta V < 0$ 时, 由稳定定理知, 系统是稳定的, 所以确保控制网稳定的学习步长应满足

当 k 变化时, $F(p)$ 的大小和极性会变化, 考虑上限, 上不等式应改为

$$y(k) = \frac{y(k-1)y(k-2)u(k-10) + u(k-11)}{1 + y^2(k-1) + y^2(k-2)}, \\ k < 300,$$

$$y(k) = \frac{0.2u(k-11)}{1 + y^2(k-1) + y^2(k-2)} + 0.4u(k-10), k \geq 300,$$

其中 $d = 10$. 取动态对角回归神经网络预测器和控制器的三层结构分别为 4—8—1, 4—10—1, 按梯度法调整网络的连接权系数, 让输出跟踪输入信号(图中用 y_r 直线表示), 并在 $k = 300$ 时改变对象结构和参数, 在相同的初始权值及步长下, 不同设计参数 p 的仿真输出见图 3~6. 从图的比较看, p 的引入, 加快了系统的响应, 提高了控制质量, 当 p 进一步增大时, 响应开始振荡, 控制质量变差. 仿真实验体会: 先将学习步长和初始网络权值取得偏小, 然后将 p 从

1 开始逐渐加大,直到合适为止(在设计仿真程序时,应将 p 考虑为变量)。这样做工作效率高,控制效果好。

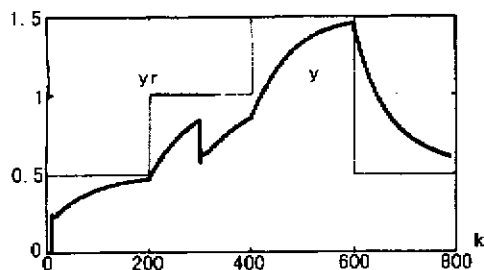


图 3 $p = 0$ 时的仿真曲线

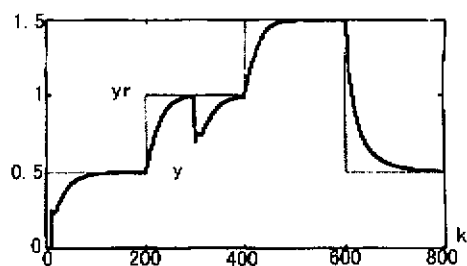


图 4 $p = 1$ 时的仿真曲线

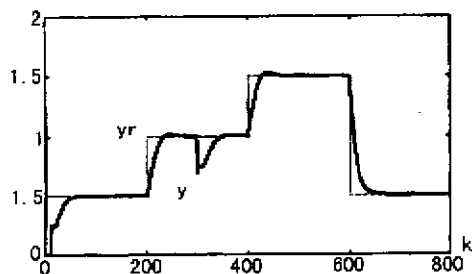


图 5 $p = 2$ 时的仿真曲线

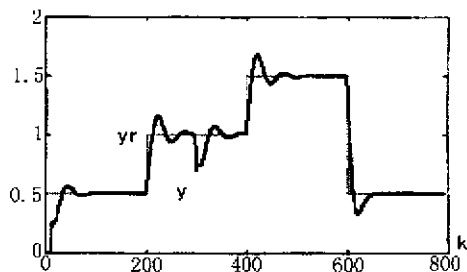


图 6 $p = 4$ 时的仿真曲线

5 结 论

利用神经网络技术和预测技术,将控制量提前引入系统,有效地补偿了非线性时延过程.通过多步预测输出和在性能指标函数中引入多点偏差,加强了系统调节力度,改善了动态性能.但是,如果预测步数和引入点数过多,即设计参数 p 过大,将引起系统不稳定,所以设计系统时应综合考虑。

参 考 文 献

- [1] 涂植英,朱麟章.过程控制系统.北京:机械工业出版社,1988, 156—161
- [2] 王永骥,涂健.神经网络控制.北京:机械工业出版社,1998, 329—338
- [3] 王耀南.智能控制系统—模糊逻辑、专家系统、神经网络控制.长沙:湖南大学出版社,1996,195—200
- [4] Tan Y H, Van Cauwenberghe A. Nonlinear One-step-ahead Control Using Neural Networks: Control Strategy and Stability Design. Automatica, 1996, 32(12): 1701—1706

THE NEURAL NETWORK CONTROL OF NONLINEAR AND TIME-DELAY PLANTS

Xu Xiangyuan

(Guangdong University of Technology, Guangzhou, 5100090)

Mao Zongyuan

(South China University of Technology, Guangzhou, 510641)

ABSTRACT

This paper designs the control system of nonlinearity & time-delay with neural network and prediction technologies, which overcomes effectively the characteristics of nonlinearity & time-delay. The paper also discusses the relation of the design parameter p and control quality.

Key Words The Plants of Nonlinearity & Time-Delay, Dynamic Regressive Neural Networks, Predictive Output, Design Parameter p , Stability