

# 神经伺服控制器及其应用\*

黄小原 李宝家

(东北大学工商管理学院 沈阳 110006)

**摘要** 提出一种新的神经网络伺服控制器,采用 BP 网络建立神经网络模型,依据梯度算法建立优化器,可以同时跟踪状态和控制设定变量。环城高速公路交通问题的仿真实验表明该控制器是有效的。

**关键词** 神经网络,伺服控制器,高速公路交通

**分类号** TP 13

## Neural Servocontroller and Its Applications

Huang Xiaoyuan, Li Baqia

(Northeastern University)

**Abstract** A new design of a neural servocontroller is presented. Neural network model is established by BP network. Optimizer is obtained by gradient descent rule. The tracks of state and control setpoint are followed. The simulation of highway traffic control is progressed.

**Key words** neural networks, servocontroller, highway traffic

## 1 引言

20 世纪 90 年代以来,神经控制已在理论和应用方面取得了巨大进展<sup>[1,2]</sup>。神经控制器是基于神经网络的一种智能控制工具,神经网络逼近实际系统的过程就是权值训练,这需要通过网络输出与实际系统输出比较误差反馈来修正权值。从网络逼近实际系统的意义上讲,误差应趋于零,此时一般的神经控制都具有状态跟踪能力。

目前,关于神经控制的研究已取得许多成果。文献[3]研究了关于一步状态预测与参考设定跟踪的神经直接逆控制器问题;[4]研究了计算广义逆的同时对于状态和控制变量设定跟踪的神经伺服系统,但对同时跟踪状态和控制设定的神经伺服控制器并未进行深入研究。特别是对系统控制变量的跟踪问题,有其实际背景,比如高速公路交通控制问题中的入口匝道放行量的跟踪,应保证入口匝道处和高速公路的平稳和安全运行。

本文在文献[3,4]的基础上,提出一种新的神经伺服控制器,该控制器与直接自适应神经控制器<sup>[3]</sup>相比,增加了对控制设定跟踪的功能;与直接逆神经控制器<sup>[4]</sup>相比,可以在线递推,同时完成状态和控制设定跟踪的功能。

## 2 神经伺服控制器

### 2.1 单变量系统的神经控制器

这里所说的单变量系统是指系统  $t$  时刻只有一个状态  $y_t$  及一个  $u_t$  的情况。

假设未知非线性系统

$$y_{t+1} = f[p_t(\bullet)] \quad (1)$$

$$p_t = (y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-n}, u_t, u_{t-1}, \dots, u_{t-m})^T \quad (2)$$

其中,  $y_t$  为系统状态变量(标量),  $u_t$  为系统控制变量(标量),  $f(\bullet)$  为未知非线性函数,  $p_t(\bullet)$  为  $(n+m)$  维输入向量,  $n$  和  $m$  分别为系统的已知结构阶次。

神经控制器由两部分组成:一部分是前馈神经网络模型,其权值由实际系统的输出与模型输出误差即辨识误差修正;另一部分是梯度优化器,其修正项由状态和控制设定误差处理。

\* 辽宁省自然科学基金项目(9910200208)

1999-04-06 收稿,1999-09-16 修回

系统(1)的神经模型可描述为

$$\hat{y}_{t+1} = f(p(\hat{\bullet})) \tag{3}$$

其中,  $\hat{y}_{t+1}$  为神经网络的输出,  $f$  为未知非线性系统的估计。应用 BP 反向传播网络时的预测输出为

$$\hat{y}_{t+1} = w_2[\tanh(w_1 p + b_1)] + b_2 \tag{4}$$

其中,  $\tanh(\bullet)$  为双曲正切函数, 这是中间隐层神经网络的节点映射, 而输出层则是线性的;  $w_1, w_2, b_1$  和  $b_2$  分别为网络权值、偏值相应的向量、矩阵和数量因子。

前馈神经网络反向传播算法可使辨识误差平方最小, 即

$$(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1})^2 \min \tag{5}$$

梯度优化器则采用状态和控制同时设定的跟踪形式, 即

$$\min J = \frac{1}{2}(e_{t+1}^2 + d_t^2) \tag{6}$$

$$\begin{cases} e_{t+1} = r_{t+1} - \hat{y}_{t+1} \\ d_t = s_t - u_t \end{cases} \tag{7}$$

其中  $r_t$  和  $s_t$  分别为系统的输出状态和控制的设定值。在目标函数中, 系统采用  $t+1$  时刻预测输出和  $t$  时刻即时控制。目标函数的意义是选择神经控制使系统的预测输出和控制尽可能跟踪系统的状态和控制设定, 以使目标函数最小。

根据文献[1, 3], 在神经控制中采用常规的梯度优化器形式, 即

$$u_t^{k+1} = u_t^k - \eta \frac{\partial J}{\partial u_t} \tag{8}$$

其中,  $\eta > 0$  为学习速率,  $k$  为梯度迭代次数。为了简化, 下面将省略  $k$ 。

优化器的梯度为

$$\frac{\partial J}{\partial u} = e_t \frac{\partial y_t}{\partial u} d_t \tag{9}$$

考虑到式(6) ~ (9), 有神经控制

$$u^{n+1} = u + \eta e_{t+1} w_2[\operatorname{sech}^2(w_1 p + b_1)] w_1 \frac{dp}{du} + \eta d_t \tag{10}$$

$$dp/du = [0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T \tag{11}$$

其中,  $\operatorname{sech}(\bullet)$  为双曲正割函数,  $dp/du$  是第  $n+1$  个元素为 1 其余为 0 的向量。

### 2.2 多变量系统的神经控制器

这里所说的多变量系统是指系统  $t$  时刻有多个状态  $y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Mt}$ , 多个控制  $u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{Nt}$  的情况。

假设非线性多变量系统

$$Y_{t+1} = F(P_t) \tag{12}$$

也可将该系统视为一个神经网络系统, 输出和输入分别为

$$Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Nt}) \tag{13}$$

$$P = (y_{1,t}, y_{1,t-1}, \dots, y_{1,t-N_1+1}; \dots;$$

$$y_{N,t}, y_{N,t-1}, \dots, y_{N,t-N_N+1};$$

$$u_{1,t}, u_{1,t-1}, \dots, u_{1,t-M_1+1}; \dots;$$

$$u_{M,t}, u_{M,t-1}, \dots, u_{M,t-M_M+1}) \tag{14}$$

非线性多变量系统也可表述为预测输出, 即

$$\hat{Y}_{t+1} = F(P(\hat{\bullet})) \tag{15}$$

式(15)可采用中间隐层点是双曲正切函数, 输出节点是线性的前馈神经网络, 即

$$\hat{Y}_{t+1} = W_2[\tanh(W_1 P + B_1)] + B_2 \tag{16}$$

式中  $W_1, W_2, B_1$  和  $B_2$  为相应于权值和偏值的矩阵和向量。

进一步假设多变量系统控制目标函数为

$$J_1 = \frac{1}{2}(E^T E + D^T D) \tag{17}$$

式中状态和控制伺服误差为

$$E = R - \hat{Y}_{t+1} \tag{18}$$

$$D = S - U_t \tag{19}$$

式(18)和(19)中状态和控制的设定值为

$$R = (r_{1,t+1}, r_{2,t+1}, \dots, r_{M,t+1}) \tag{20}$$

$$S = (s_{1t}, s_{2t}, \dots, s_{Nt}) \tag{21}$$

而控制向量为

$$U_t = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{Nt}) \tag{22}$$

多变量系统的神经控制中仍采用梯度优化器, 即

$$U_t^{k+1} = U_t^k - \eta \frac{\partial J_1}{\partial U_t} \tag{23}$$

其中  $k$  为梯度算法的迭代次数。梯度优化器中的梯度为

$$\frac{\partial J_1}{\partial U_t} = - \left[ E \frac{\partial \hat{Y}_{t+1}}{\partial U_t} + D \right] \tag{24}$$

为了简化, 式(24)中省略了上标  $k$ 。

相应于  $\partial \hat{Y}_{t+1} / \partial U_t$  的 Jacobian 矩阵为

$$\frac{\partial \hat{Y}_{t+1}}{\partial U_t} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \hat{y}_{1,t+1}}{\partial u_{1t}} & \frac{\partial \hat{y}_{1,t+1}}{\partial u_{2t}} & \dots & \frac{\partial \hat{y}_{1,t+1}}{\partial u_{Nt}} \\ \frac{\partial \hat{y}_{2,t+1}}{\partial u_{1t}} & \frac{\partial \hat{y}_{2,t+1}}{\partial u_{2t}} & \dots & \frac{\partial \hat{y}_{2,t+1}}{\partial u_{Nt}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \hat{y}_{M,t+1}}{\partial u_{1t}} & \frac{\partial \hat{y}_{M,t+1}}{\partial u_{2t}} & \dots & \frac{\partial \hat{y}_{M,t+1}}{\partial u_{Nt}} \end{bmatrix}_{M \times N} \tag{25}$$

其中 Jacobian 矩阵中元素

$$\frac{\partial \hat{y}_{i,t+1}}{\partial u_{j,t}} = W_{i2}[\operatorname{sech}^2(W_1 - 1P + B_1)] W_{1j} \frac{dP}{du_{jt}} \tag{26}$$

$$dP/du_{j,t} = [0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]$$

$$i = 1, 2, \dots, M, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (27)$$

其中,  $W_{i2}$  为权值矩阵  $W_2$  中第  $i$  行向量,  $W_{j1}$  为  $W_1$  矩阵中第  $j$  列向量,  $dP/du_{j,t}$  为第  $[(n_1 + n_2 + \dots + n_M) + (m_1 + m_2 + \dots + m_j - 1)]$  个元素为 1 其余为 0 的向量。

### 2.3 算法

综上所述, 单变量系统和多变量系统神经伺服控制器的算法, 可按下列步骤计算:

Step1: 应用式(4) 计算单变量系统神经网络预测输出或用式(16) 计算多变量系统的预测输出;

Step2: 应用式(7) 计算单变量系统或应用式(18) 和(19) 计算多变量系统的状态和控制变量设定误差;

Step3: 参考文献[5], 应用 BP 网络反向传播算法更新权值和偏值;

Step4: 应用式(10) 或(23) 计算新的控制变量或向量;

Step5: 将新的控制馈入实际的单变量系统(1) 或多变量系统(12);

Step6: 判断是否达到控制终端时刻, 如果达到则停止; 否则返回 Step1。

## 3 应用

本文将神经伺服控制器应用于环城高速公路的交通控制问题。环城高速公路上每一路段的车辆群相当于系统的输出, 而输入控制则是每一路段的入口道路放行车辆。环城高速公路的模型和控制问题已有研究, 这里仅对一实际的环城高速公路进行神经伺服控制器仿真实验。环城高速公路的输出即状态设定是每一路段车辆群的正常车辆群记录, 而输入即控制设定则是每一入口匝道处排队队长与服从 Poisson 分布进入队长的车辆之和。这一问题是根据沈阳环城高速公路的实际情况确定的, 仿真交通参数见文献[6]。

沈阳环城高速公路有 5 个出入匝道, 设定系统的输入向量为

$$P(\bullet) = (y_{1t}, y_{1,t-1}, y_{2t}, y_{2,t-1}, \dots, y_{5t}, y_{5,t-1}; u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{5t})$$

环城高速公路状态和控制设定值亦按照文献[6]设定。仿真结果如图 1 所示。仿真计算是在 586 计算机上进行的, 该机主频 133MHz, 内存 32M, 采

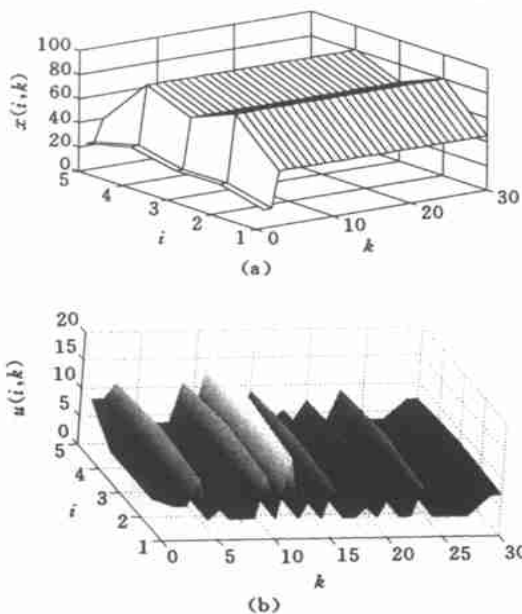


图 1 仿真结果

(a) 环城高速公路的车辆群 (b) 环城高速公路匝道放行

用 MATLAB 语言, 全程计算 9min。与[6]中方法相比, 本文方法在高速公路车辆群状态控制问题中, 各路段车辆流更趋平缓, 这说明该方法是有效的。

## 4 结语

本文提出的神经伺服控制器, 采用 BP 网络建立神经网络模型, 采用梯度算法建立优化器, 该控制器可以同时跟踪输出输入设定值。实际仿真应用表明, 高速公路神经伺服控制器达到了疏导车流、畅通路况的交通控制作用。

## 参考文献

- 1 Narendra K S. Neural networks for control: Theory and practice. IEEE Proc, 1996, 84(10): 1385~1406
- 2 蔡自兴. 神经控制器典型结构. 控制理论与应用, 1998, 15(1): 1~8
- 3 Noriega J R, Wang H. A direct adaptive neural network control for unknown nonlinear systems and its application. IEEE Neural Networks, 1998, 9(1): 27~34
- 4 Lee J W, Oh J H. Inversion control of nonlinear systems with neural network modelling. IEE Proc Control Theory and Application, 1997, 144(5): 481~487
- 5 孙增圻. 智能控制理论与技术. 北京: 清华大学出版社, 1997

(下转第 598 页)

表1 位置和速度估计的均方根误差

滤波器	位置(m)			速度(m/s)		
	阶跃机动	正弦机动	无机动	阶跃机动	正弦机动	无机动
Kalman 滤波器	26.21	31.62	9.65	26.02	31.32	3.07
最优干扰解耦观测器	11.37	11.28	11.32	12.91	12.87	12.91
干扰解耦滤波器	10.96	10.87	10.93	10.29	10.29	10.30

由图1和图2可明显看出:在目标机动的情况下,常规Kalman滤波器存在估计偏差,而干扰解耦滤波器则很好地实现了跟踪。表1给出的定量结果可归纳如下:

- 1) 最优干扰解耦观测器和干扰解耦滤波器均实现了与目标机动加速度的解耦;
- 2) 干扰解耦滤波器的性能优于最优干扰解耦观测器;
- 3) 在目标无机动时,最优干扰解耦观测器和干扰解耦滤波器的性能劣于常规Kalman滤波器,特别是速度估计,而位置估计的性能较为接近。

## 4 结 论

本文提出一种新的DDF设计方法,该方法具有简单直观的特点。当系统不含未知输入时,该滤波器退化为Kalman滤波器。针对DDF在机动目标跟踪中的应用进行了仿真研究,结果表明DDF的性能优于ODDO,它特别适用于目标高度机动并且无有效机动模型的场合。

## 参 考 文 献

- 1 P K Kitaniadis. Unbiased minimum - variance linear state estimation. Automatica, 1987, 23(6): 775 ~ 778
- 2 M Darouach, M Zasadzinski. Unbiased minimum variance estimation for systems with unknown exogenous inputs. Automatica, 1997, 33(4): 717 ~ 719
- 3 J Y Keller, M Darouach. Reduced-order Kalman filter with unknown inputs. Automatica, 1998, 34(11): 1463

~ 1468

- 4 J Chen, R J Patton. Optimal filtering and robust fault diagnosis of stochastic systems with unknown disturbances. IEE Proc Control Theory Appl. 1996, 143(1): 31 ~ 36
- 5 M Darouach, M Zasadzinski, J Y Keller. State estimation for discrete systems with unknown inputs using state estimation of singular systems. In: Proc of the American Control Conf. Chicago, 1992. 3014 ~ 3015
- 6 M Hou, R J Patton. Optimal filtering for systems with unknown inputs. IEEE Trans on Automatic Control, 1998, 43(3): 445 ~ 449
- 7 周宏任, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社, 1991. 10 ~ 20
- 8 秦永元, 张洪钺, 王叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理. 西安: 西北工业大学出版社, 1998. 33 ~ 41

## 作 者 简 介

沈毅 男, 1965年生。1995年于哈尔滨工业大学获博士学位, 现为该校控制科学与工程系教授, 博士生导师, 国家863专题专家。主要研究领域为传感器与检测技术, 导航、制导与控制, 故障诊断与容错技术。

李振营 男, 1972年生。1996年于哈尔滨工业大学获硕士学位, 现为哈尔滨工业大学控制科学与工程系导航、制导与控制专业博士研究生。主要研究兴趣为自适应Kalman滤波和最优制导。

胡恒章 男, 1932年生。1955年毕业于哈尔滨工业大学电机系, 现为哈尔滨工业大学控制科学与工程系教授, 博士生导师。主要研究领域为飞行控制, 随机控制和智能控制。

博士生导师。研究领域为经济控制理论, 金融工程, 神经控制。

李宝家 男, 1965年生。1998年在东北大学数学系获硕士学位, 现为沈阳工业大学理学院副教授, 东北大学工商管理学院博士研究生。研究领域为经济控制理论, 智能控制。

## 作 者 简 介

黄小原 男, 1947年生。东北大学工商管理学院教授。

(上接第594页)

- 6 黄小原, 吕振辽. 环城高速公路自校正控制. 自动化学报, 1995, 21(5): 609 ~ 612