

基于神经网络自适应稳定 PID 控制方法的研究

扈宏杰

尔联洁

刘 强

陈敬泉

(北京航空航天大学 自动控制系统)

摘 要:经典的基于对象精确数学模型的 PID 控制方法的自适应性较差,难以适应具有非线性、时变不确定性的被控对象.神经网络控制算法的稳定性又受到迭代初值的影响,且算法复杂.为此提出了一种基于 RBF 神经网络的、结构简单的、稳定的 PID 直接自适应控制方法.讨论了控制器参数迭代初值选取的基本原则,并给出了在保证系统稳定性前提下参数的迭代算法.仿真研究结果表明,该方法的鲁棒性和跟踪性能均优于经典 PID 方法.

关 键 词:神经网络;自适应控制;PID 控制;RBF 网络

中图分类号: TP 18

文献标识码: A

文章编号: 1001-5965(2001)02-0153-04

PID 控制是最早发展起来的、应用领域至今仍然广泛的控制策略之一.它是基于对象数学模型的方法,尤其适用于可建立精确数学模型的确定性控制系统.其优点是算法简单、鲁棒性好和可靠性高.尽管如此,由于实际工业生产过程往往具有非线性、时变不确定性,难以确定精确的数学模型,常规的 PID 控制器不能达到理想的控制效果.另外,在实际生产现场中,由于受到参数整定方法烦杂的困扰,常规 PID 参数往往整定不良、性能欠佳,对运行工况的适应性很差.故实际的控制系统设计仍然采用试凑的办法对之加以解决,因此,控制精度必然受到制约.随着相关领域技术的不断发展,对控制系统的指标要求也越来越高.人们一直在寻求 PID 控制器参数的自适应技术,以适应复杂的工况和高指标的控制要求,神经网络理论的发展,使这种设想成为可能.

对神经网络控制系统的研究,在过去的十几年中得到了广泛的关注^[1],主要是因为:其一,神经网络表现出对非线性函数的较强逼近能力;其二,大多数控制系统均表现出某种未知非线性特性.但是,由于一般的神经网络,如 BP 网络,存在收敛速度慢、运算量大、易产生局部极小等问题,故神经网络理论一直没有得到广泛的实际应用,尤其很难适用于高精度要求的控制系统.然而,径

向基函数网络,其中最具代表性的是高斯基函数网络(RBF),具有运算量小、收敛快、无局部极小等优点,这使得神经网络理论在高精度控制系统中的应用成为可能^[2].由神经网络构成控制系统具有很强的自适应性.其缺点是算法的稳定性很难保证^[3],尤其是参数迭代初值的选取将直接影响系统的稳定性,而这一参数的选取又无任何规则可寻,具有很大的盲目性.将神经网络与 PID 结合,在常规 PID 性能的基础之上,利用神经网络的自适应能力、微调系统的控制参数,构造一个具有自调整能力的、稳定的 PID 控制器是本文讨论的主要问题.

1 神经网络控制系统的结构

设一位置控制系统的位置环控制结构如图 1

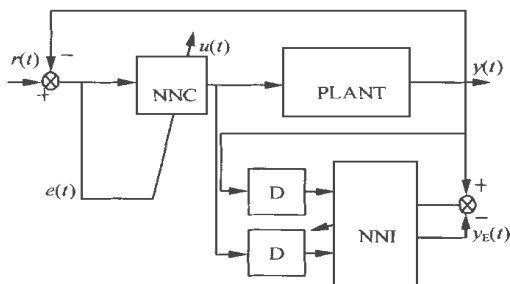


图 1 位置环控制结构

收稿日期: 1999-11-01

基金项目: 航空基础科学基金资助项目(00E51022)

作者简介: 扈宏杰(1962—),男,辽宁新民人,博士生,100083,北京.

所示. 其中, $y(t)$ 为输出转角, $r(t)$ 为位置指令, $y_E(t)$ 为神经网络辨识器 NNI 的输出, D 为延迟环节, $u(t)$ 为神经网络控制器 NNC 的输出, PLANT 为速度闭环模型.

2 辨识网络 NNI 的参数调整算法

MISO 的 RBF 神经网络构成的辨识网络 NNI 的结构如图 2 所示. 其中,

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$$

为网络的输入向量. RBF 网络的径向基向量

$$H = [h_1, h_2, \dots, h_j, \dots, h_m]^T$$

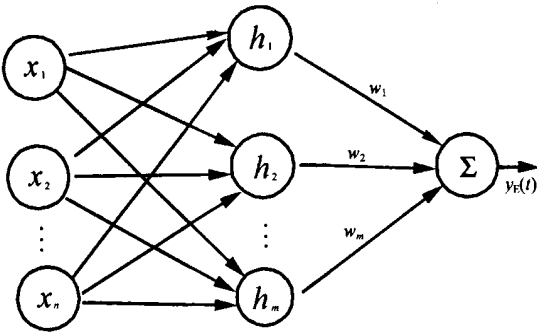


图 2 RBF 神经网络结构

其中 h_j 为高斯基函数,

$$h_j = \exp\left[-\frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2}\right]$$

$$j = 1, 2, \dots, m$$

网络的第 j 个结点的中心矢量为

$$C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{ji}, \dots, c_{jn}]^T$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$.

设网络的基宽向量为

$$B = [b_1, b_2, \dots, b_m]^T$$

其中 b_j 为节点 j 的基宽度参数, 且为大于零的数. 网络的权向量为

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_m]^T \quad (1)$$

则辨识网络 NNI 的输出为

$$y_E(t) = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_m h_m \quad (2)$$

取辨识性能指标函数为

$$J_1 = \frac{1}{2} [y(t+1) - y_E(t+1)]^2 \quad (3)$$

由梯度下降法得输出权、节点中心及节点基宽参数的迭代算法如下:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta [y(t+1) - y_E(t+1)] h_j + \alpha [w_j(t) - w_j(t-1)] \quad (4)$$

$$\hat{c}_{ji} = [y(t+1) - y_E(t+1)] w_j h_j \frac{\|X - C_j\|^2}{b_j^3}$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \eta \hat{c}_{ji} +$$

$$\alpha [b_j(t) - b_j(t-1)]$$

$$\Delta c_{ji} = [y(t+1) - y_E(t+1)] w_j \frac{x_{ji} - c_{ji}}{b_j^2}$$

$$c_{ji}(t+1) = c_{ji}(t) + \eta \Delta c_{ji} +$$

$$\alpha [c_{ji}(t) - c_{ji}(t-1)]$$

其中 η 为学习速率; α 为动量因子. Jacobian 阵的求取为

$$\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} = \sum_{j=1}^m w_j h_j \frac{c_{ji} - x_1}{b_j^2}$$

其中 $x_1 = u(t)$.

3 NNC 参数调整算法

控制器 NNC 为一个三输入单神经元, 采用线性激发函数输出. 其控制偏差为位置指令信号与系统的位置输出信号之差:

$$e(t) = r(t) - y(t) \quad (5)$$

则选控制器的三输入分别为

$$x_{e1} = e(t) \quad (6)$$

$$x_{e2} = e(t) - e(t-1) \quad (7)$$

$$x_{e3} = \sum_{k=0}^t e(k) \quad (8)$$

即为常规 PID 的比例、微分、积分信号. 令上述输入信号与输出层的连接权分别为 w_p, w_d, w_i . 则控制器的输出为

$$u(t) = x_{e1} w_p + x_{e2} w_d + x_{e3} w_i \quad (9)$$

显然, 若控制器的连接权 w_p, w_d, w_i 均保持不变, 则此控制器 NNC 即为一个常规的 PID 控制器, 它具有常规 PID 的一切特征. 为解决神经网络控制器参数迭代的盲目性和由于初值选取不当而产生的迭代不稳定问题, 采用常规 PID 控制器参数为神经网络控制器 NNC 的连接权的初始值, 通过神经网络实现控制器参数的在线调整, 使系统按照一定的指标要求进行参数寻优, 从而使系统具有较常规 PID 控制器更为优良的性能.

为保证神经网络控制器参数迭代的稳定性, 对神经网络权的调整幅度加以限制, 使之在该范围内变化, 这样便构成了稳定的、自适应的神经网络 PID 控制器.

取权调整的性能指标函数为

$$J_c = \frac{1}{2} [r(t+1) - y(t+1)]^2 \quad (10)$$

由梯度下降法及链式法, 得

$$\hat{c}_p = \eta_p [r(t+1) - y(t+1)] \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} x_{e1}$$

$$\hat{\eta}_d = \eta_d[r(t+1)-y(t+1)] \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} x_{e2}$$
$$\hat{\eta}_i = \eta_i[r(t+1)-y(t+1)] \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} x_{e3}$$

其中 η_p 、 η_d 、 η_i 分别为权 w_p 、 w_d 、 w_i 的学习速率。

控制器的权的迭代算法如下:

$$w_p(t+1) = w_p(t) + \hat{\eta}_p + \alpha[w_p(t) - w_p(t-1)]$$
$$w_d(t+1) = w_d(t) + \hat{\eta}_d + \alpha[w_d(t) - w_d(t-1)]$$
$$w_i(t+1) = w_i(t) + \hat{\eta}_i + \alpha[w_i(t) - w_i(t-1)]$$

其中 α 为动量因子, 其作用是加速迭代的收敛。

设控制器的比例、积分、微分系数取值范围为

$$k_{pmin} \leq k_p \leq k_{pmax} \tag{11}$$

$$k_{dmin} \leq k_d \leq k_{dmax} \tag{12}$$

$$k_{imin} \leq k_i \leq k_{imax} \tag{13}$$

则为保证迭代稳定, 应使权的权满足以下条件:

$$k_{pmin} \leq w_p \leq k_{pmax} \tag{14}$$

$$k_{dmin} \leq w_d \leq k_{dmax} \tag{15}$$

$$k_{imin} \leq w_i \leq k_{imax} \tag{16}$$

4 仿真实例

设位置随动系统速度环的近似传函为

$$\frac{y(s)}{u(s)} \approx \frac{5.23 \times 10^5}{(s^2 + 87.35s + 1.047 \times 10^4)s}$$

取 NNI 的辨识输入向量为

$$X = [u(t), u(t-1), y(t), y(t-1)]^T$$

取学习速率 $\eta=0.3$, 动量因子 $\alpha=0.02$, 控制信号为 $u(t)=\sin(4\pi t)$ 时, 被控对象输出 $y(t)$ 及辨识网络 NNI 的输出 $y_E(t)$ 及误差 $y(t)-y_E(t)$ 如图 3 所示。图中, 正弦实线为 $y(t)$, 正弦虚线为 $y_E(t)$, 小幅度虚线为 $y(t)-y_E(t)$ 。

由此可见, 由 RBF 神经元构成的辨识网络 NNI 收敛速度快、精度高, 可直接用于在线学习。

对上述对象若采用经典 PID 控制器进行控制, 取比例、微分、积分系数分别为: $k_p=0.8$, $k_d=10$, $k_i=0.005$ 。在位置指令信号为 $r(t)=\sin(\pi t)$ 时, 在 $t=3\text{ s}$ 时, 施加大小为 2 V 的扰动电压于控制电压 $u(t)$ 处, 此时, 指令与系统输出之差 $e(t)=r(t)-y(t)$ 如图 4 所示。

在被控对象、指令信号及扰动信号均与上述相同的情况下, 采用本文的自适应神经网络控制方法, 权的初值取为

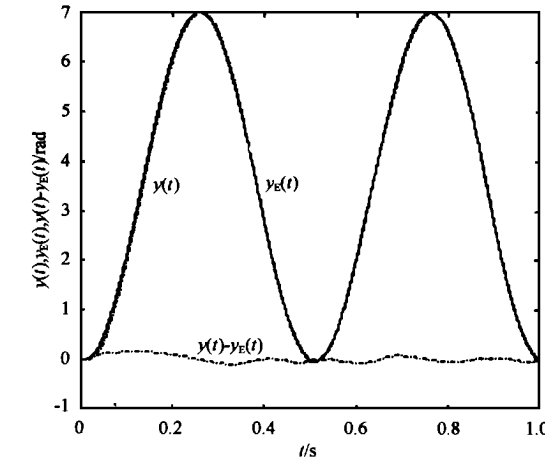


图 3 辨识跟踪

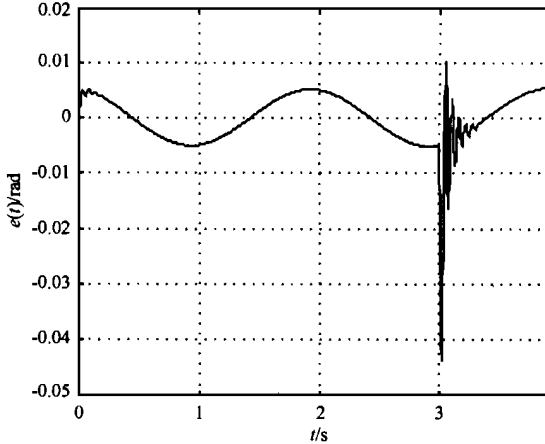


图 4 常规 PID 控制跟踪误差

$w_p(0)=0.8$ $w_d(0)=10$ $w_i(0)=0.005$
限制权的迭代范围如下:

$$k_{pmin} = 0.5 \leq w_p \leq 1.4 = k_{pmax}$$

$$k_{dmin} = 5 \leq w_d \leq 20 = k_{dmax}$$

$$k_{imin} = 0.001 \leq w_i \leq 0.1 = k_{imax}$$

η_p 、 η_d 、 η_i 均取为 0.35 , 动量因子 $\alpha=0.04$, 跟踪结果如图 5 所示。

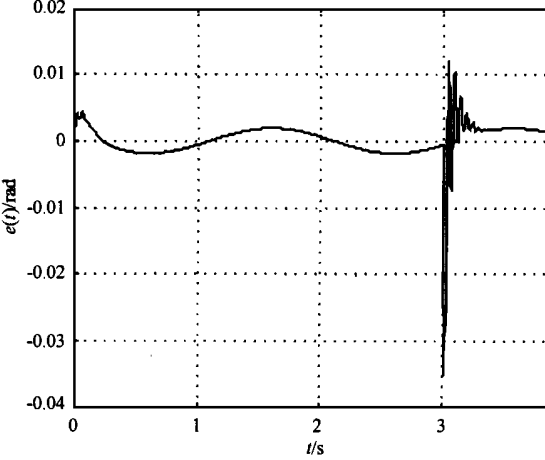


图 5 自适应 PID 跟踪误差

比较图 4 和图 5 可见,无论是跟踪精度还是抗扰动能力,基于神经网络自适应 PID 方法的控制效果明显优于常规的 PID 方法的效果。

5 结 束 语

提出了基于神经网络的自适应稳定 PID 的控制方法.其中,给出了为保证系统的初始鲁棒性,PID 参数的迭代初值的确定方法以及为保证系统的动态稳定性,PID 参数的迭代的算法。

仿真结果表明了该方法的正确性.该算法简

单,适于实时在线控制。

参 考 文 献

- [1] Hunt K J, Sharbaro D. Neural networks for control systems—a survey[J]. Automatica 1992, 28(6): 1083~1112.
- [2] Robert M Sanner, Jean-Jacques E Slotine. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(6): 837~863.
- [3] Carelli R, Camacho E F, Patilio D. A network based feedforward adaptive controller for robots[J]. IEEE Trans on Systems Man, Cybernetics, 1995, 25(9): 1281~1287.

Stable and Adaptive PID Control Based on Neural Network

HU Hong-jie ER Lian-jie LIU Qiang CHEN Jing-quan

(Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Dept. of Automatic Control)

Abstract: Classic PID control method which is based on precise mathematical model has poor adaptivity and is not adaptive to nonlinear and time-variant plants. Conventional neural network is always complicated and its stability often suffers from the effect of initial weight value selecting. A simple stable direct adaptive PID control algorithm is proposed, which is based on RBF neural network. To guarantee the system stability and improve the system precision, initial weight value selecting problem for the neural network is discussed and corresponding iterative algorithm is provided. Simulation results indicate that the system robustness and tracking performance are superior to those of classic PID method.

Key words: neural networks; adaptive control; PID control; RBF Network

我校 5 个项目参加“863”计划十五周年成就展

不久前在北京举行的“863”计划十五周年成就展上,我校 2 个机器人,3 个宇航项目参展,吸引了观众的兴趣。脑外科机器人是 5 自由度机器人,由我校王田苗教授主要研制,在海军总医院应用 140 多例,仅 20 分钟即可为脑肿瘤患者做完手术,且术后患者可自行走出手术室。“蓝天洁士”擦窗机器人由机器人所提供,针对高层建筑的玻璃幕墙而研制,分为楼顶随动分系统、地面支援分系统和机器人本体三部分,擦洗效率为 2000~3000 平方米/日。宇航学院的“光纤陀螺”、“控制力矩陀螺”和“液体火箭发动机气动塞式喷管”研究都应用在航天器上,获得了良好的工作结果,多次受到部级以上奖励。

摘自《北航》报第 562 期(2001 年 3 月 15 日)