

基于 BP 神经网络的 PID 控制器*

单金玲^{1,3} 马彩文¹ 李文刚² 唐自力²

(1 中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710068)

(2 中国人民解放军 63875 部队, 陕西华阴 714200)

(3 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘 要 利用神经网络和反馈控制理论, 提出了一种基于神经网络 PID 控制器的伺服控制系统结构. 在高精度仿真试验转台的应用中证实, 该方法避免了 PID 参数的整定难以匹配的问题, 减小了干摩擦对低速运动的影响. 实验表明: 方法自适应能力强, 调节品质好, 具有较高的应用价值.

关键词 PID 控制器; 神经网络; 低速; BP 算法

中图分类号 TP317.4 **文献标识码** A

0 引言

空间对地成像观测技术的研究和星载光学有效载荷的研制是目前国际上研究的热点问题, 特别是一些依托新的原理和方法研制的空间对地观测系统正在不断推向实际应用, 而在地面上要对相关性能(特别是成像性能)进行检测, 就必须利用满足星载试验条件的高精度速率仿真转台. 本研究工作就是依托于一台用于详查相机性能测试的速率转台进行的.

根据成像试验的要求, 该转台具有如下的性能指标: 转台的角速度 ω 在 $0.5^\circ \sim 3^\circ/\text{s}$ 之间(通常工作在 $1.1^\circ/\text{s}$); 速度预置精度 $\Delta\omega_1$ 为 $\pm 0.001^\circ/\text{s}$; 达到速度稳定所需的时间控制在 3 s 以内; 当角速度为 $1.1^\circ/\text{s}$ 时, 速度波动误差 $\Delta\omega_2$ 为 $0.002^\circ/\text{s}$. 虽然该转台不进行空间指向测量, 对轴系的定向要求理论上不很严格, 但是轴系晃动会影响垂直于相机扫描方向上的图像清晰度, 因此轴系精度在 360° 范围内控制在 $2''$ 以内, 使较小转角范围里(例如 10°)达到 $0.2''$ 以内.

该转台在利用传统的比例积分微分(PID)控制算法时, 速率平稳性最好时达到 $0.004^\circ/\text{s}$, 不能完全满足相机对转台的技术要求. 为了进一步提高速率平稳性, 本文提出了一种基于神经网络 PID 的伺服控制系统方案, 运行实践证实, 系统运行稳定, 自适应能力强, 调节品质好, 具有较高的应用价值

1 理论依据

1.1 伺服系统低速不平滑的原因

伺服系统低速不平滑的主要原因之一是它的运动部分存在干摩擦^[1]. 下面通过伺服系统的恒速跟踪过程来分析干摩擦对系统运动过程的影响.

伺服系统中的干摩擦力矩 M 一般可表示为

$$M = M_c \text{sign}\omega \quad (1)$$

式中, ω 是运动角速度, 当 $\omega > 0$, $\text{sign}\omega = 1$; 当 $\omega < 0$, $\text{sign}\omega = -1$. 如图 1(a). 这种近似表达式只有在系统输出的角速度不太低时是正确的. 当系统输出的角速度 ω 低时, 干摩擦的特性就比较复杂, 如图 1(b). 当 $\omega < \omega_c$ 时, 干摩擦力矩 M 不是常值, 它随着角速度 ω 的变化而改变.

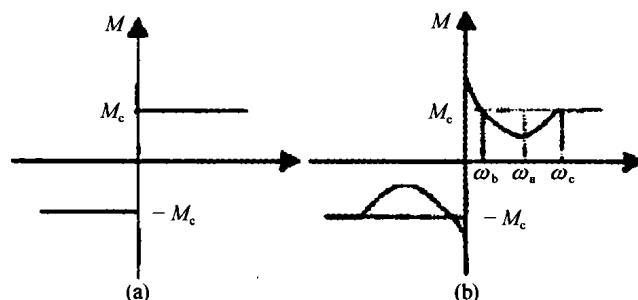


图 1 干摩擦力矩的近似特性

Fig. 1 The peculiarity of dry friction

当 $0 < \omega < \omega_a$ 时, 干摩擦特性的斜率 $b = dM/d\omega < 0$, 越接近 $\omega = 0$, $|b|$ 越大; 当 $\omega = \omega_a$ 时, $b = 0$; 当 $\omega_a < \omega < \omega_c$ 时, $b > 0$. 可见, 当 $\omega < \omega_c$ 时, 干摩擦具有粘性摩擦(或称速度摩擦)的性质, 且摩擦系数 b 是变化的, 其变化规律呈非线性, 使伺服系统在低速跟踪时极易产生低速不平滑.

1.2 采用神经网络与 PID 相结合解决低速非线性问题

在工业过程控制中, PID 控制是应用最广泛, 历史最悠久, 生命力最强的控制方式. 但是由于实际生产过程都存在着不确定因素, 如变结构、变参数、非线性、时变等, 所以难以建立受控对象精确的数学模型. 特别是常规调节器的控制参数具有固定形式, 不易在线调整, 且参数整定过程长, 参数间相互影响, 折衷后难以收到最优效果.

而自学习特性神经网络是通过研究系统过去的

数据记录进行学习. 一个经过适当学习的神经网络具有归纳全部数据的能力; 具有高度的并行结构和并行实现能力; 适于解决非线性控制问题. 事实上, 研究已表明, 两层网络在其隐层中使用 S 形传输函数, 在输出层中使用线性函数, 就几乎可以以任意精度逼近任何感兴趣的函数, 只要隐层中有足够的单元可用^[3].

针对低速转台存在的干摩擦非线性特性, 并考虑到 PID 参数难以匹配的问题, 本文采用神经网络与 PID 控制相结合的方式, 既避免了匹配参数的困难, 又继承了反馈控制很强的消除误差的能力. 神经网络在反馈控制系统中直接用作控制器.

本方法利用神经元的自学习能力^[2], 采用先进的自适应控制方式, 并用高速数字信号处理器 (DSP) 来硬件实现, 就可以构成精度很高的伺服控制系统.

2 基于神经网络 PID 控制的软件结构

被控对象为单输入单输出的单轴转台, 其数学模型为

$$y(t) = f[y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)] \quad (2)$$

式中, $y(t)$, $u(t)$ 分别为系统的输出和输入; n 和 m 分别为 $\{y(t)\}$ 和 $\{u(t)\}$ 的阶次; $f(\cdot)$ 是非线性函数.

反向传播 (Back Propagation, BP) 算法实质上是把一组样本输入输出问题转化为一个非线性优化问题, 并通过梯度算法利用迭代运算求解权值问题的一种学习方法. 已经证明, 具有 Sigmoid 非线性函数的三层神经网络可以以任意精度逼近任何连续函数^[3].

网络模型如图 2. 第一步是通过网络将输入向前传播, 然后通过网络将敏感性反向传播, 最后使用近似的最速下降法更新权值和偏置值.

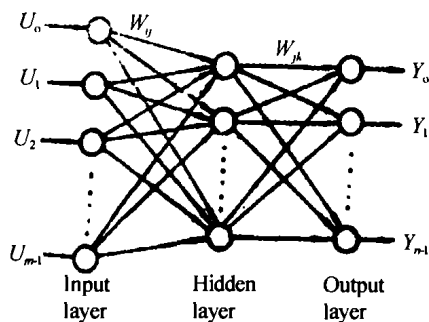


图 2 BP 网络模型

Fig. 2 The BP net module

系统采用基于 BP 算法的三层前向网络的 PID 控制方案, 它由控制器网络 (NNC) 和辨识器网络 (NNI) 组成^[6]. 框图如图 3.

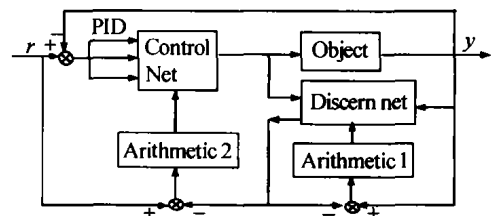


图 3 神经网络 PID 控制系统

Fig. 3 The NN PID control system

2.1 控制网络 NNC

神经网络控制器 NNC 为一个两层的线性网络, 其输入层有 3 个节点, 分别为

$$\begin{cases} h_1(t) = e(t) \\ h_2(t) = \sum_i^t e(t) \\ h_3(t) = \Delta e(t) = e(t) - e(t-1) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $e(t)$ 为系统偏差, 即 $e(t) = r(t) - y(t)$, $r(t)$ 为系统给定值. 控制器的输入层各节点输入分别是系统偏差及其积分和微分值, 在实际应用中常采用增量式算法, 此时对应的 BP 神经网络 PID 控制器为

$$\begin{cases} h_1(t) = e(t) - e(t-1) \\ h_2(t) = e(t) \\ h_3(t) = h_1(t) - h_1(t-1) \end{cases} \quad (4)$$

网络的输出为

$$u(t) = u(t-1) + \sum_{i=1}^3 K_i h_i(t) \quad (5)$$

式中 $\{K_i(t)\}$ 为权系数, $u(t)$ 为输入层信号的加权和. 采用性能指标

$$J_c = \frac{1}{2} [r(t+1) - \hat{y}(t+1)]^2 \quad (6)$$

的最小化来训练控制器参数. 用梯度法进行优化, 可得到关于神经网络控制器系数的修正算式.

2.2 辨识网络 NNI

辨识器网络采用三层结构, 其辨识算法采用 BP 算法, 网络的输入和输出分别为 $\{u(t)\}$ 和 $\{y(t)\}$. 网络输入层有 $n_I = n + m + 1$ 个神经元, 其构成为

$$x_i(t) = \begin{cases} y(t-i) & 0 < i \leq n-1 \\ u(t-i+m) & n < i \leq n+m \end{cases} \quad (7)$$

网络的隐含层神经元 $n_H \geq n_I$, 其输入/输出关系为

$$\begin{aligned} net_i(t) &= \sum_{j=1}^{n_H} W_{ij} x_j(t) + \theta_i [r(t+1) - \hat{y}(t+1)]^2 \\ O_i &= g[net_i(t)] \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\{W_{ij}\}$ 为权系数; $\{\theta_i\}$ 为阈值; $g(x)$ 为作用函数, 隐层节点取为 $g(x) = 1/(1 + e^{-kx})$, 输出层取为 $g(x) = (1 - e^{-kx})/(1 + e^{-kx})$.

网络的隐含层元的个数可遵循有关的经验公式选择.

2.3 算法实现

改进后的 BP 智能控制器算法可表述为: ① 权

值初始化;②经过采样得到 $y(t)$ 、 $r(t)$,计算出 $e(t)$;③由控制网络NNC产生输出 $u(t)$,同时将 $u(t)$ 送入对象和跟踪网络NNI,产生下一步的输出 $y(t+1)$;④由式(7)(8)计算出NNI各层的输入与输出,其性能指标为 $J_e = \frac{1}{2}[r(t+1) - \hat{y}(t+1)]^2$;⑤根据反传算法对NNI、NNC各层的权值及阈值进行修正;⑥令 $t=t+1$,将 $\{y(t)\}$ 、 $\{u(t)\}$ 、 $\{e(t)\}$ 进行移位处理后,返回②。

所采用的网络NNC、NNI的结构分别为:3-1、3-X-X,其中,X可以由设计者调试时由试验确定.网络的初始权值取区间 $[-0.3, 0.3]$ 上的随机数。

3 实际应用中需注意的问题及实验结果

3.1 非线性作用函数的选择

一般有两种形式的非线性函数可供选取^[4].一种是

$$f_1(x) = \frac{k}{(1 + e^{-kx})} (k \neq 0)$$

它限定了神经元的输出范围为 $(0, +K)$;另一种为

$$f_2(x) = \frac{k(1 - e^{-kx})}{(1 + e^{-kx})} (k \neq 0)$$

它限定了神经元的输出范围为 $(-K, +K)$.在建立被控对象的全量模型时,可选 $f_1(x)$, K 值应大于对象的最大输出值;在建立增量模型时,可选 $f_2(x)$. K 值应大于对象输出误差绝对值的最大值,这样可在很少的训练步骤后,误差已达到较小值^[4].

3.2 综合考虑模型精度与训练时间

BP算法本身太慢的原因主要在于越接近最佳值点,每步训练所减少的误差也越小.如果要求模型精度太高则训练常常需要上万步的迭代,既不经济,也不适用.况且一般工业控制所关心的是控制精度而不是模型本身的精度,只要模型已经满足控制要求即可,不要求模型的精度太高。

3.3 步长的选择

步长(学习速率 α)加大可以加快训练速度,但步长太大会使被调量变化太快,一方面导致网络训练跳出最佳值点,另一方面导致计算机发生溢出.采取变步长的学习策略是一种好的方法,在接近最佳值点时步长必须非常小。

3.4 分别选取隐含层和输出层的非线性函数

分别选取隐含层和输出层的非线性函数 $f(x)$,可以对 $f(x)$ 中的参数分别调整,将输出层的 K 值取为比最大允许误差值略大,使其具有输出限幅作用.在实际控制时不会使被控量的误差太大,而隐含层

的 K 值可适当选得大些,使得权值调整范围更大,有助于模型精度的提高。

3.5 实验结果

将基于神经网络的PID控制器应用在前述高精度低速转台,并采用动量型变速积分算法.在运用标准BP算法(即梯度下降法)时,算法收敛很慢,迭代次数要上千次,有时还会振荡.后来加入了改进型动量项,并采用变速积分的方法,不仅增强了算法的收敛性,迭代次数也明显减少.样本总体误差与迭代次数的关系曲线如图4。

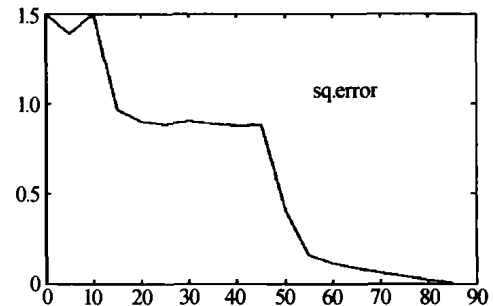


图4 关系曲线

Fig.4 The relation curve

进而,改变步长(学习速率 α)和动量项系数(γ),以及辨识网络隐层的节点数可得到不同的响应曲线,迭代次数也大不相同.表1是采用不同的算法时,积分步长 α 和动量因子 γ 的取值情况与迭代步数的比较.通过实验得出,对于本系统, α 取 $0.6 \sim 0.9$ 之间较合适.输入层和输出层节点数一般根据实际问题确定,隐层单元节点数根据经验公式 $n_1 = \sqrt{n+m} + a$ 来选取^[6].其中, m 为输出层神经元数, n 为输入层神经元数, a 为 $1 \sim 10$ 之间的常数,本系统取3左右时,效果令人满意。

表1 三种学习算法的学习因子及相应学习收敛速度的比较

算法	SDBP(标准算法)	MOBP(带动量项)	PIDBP
参数值	$\alpha=0.8 \quad \gamma=0.0$	$\alpha=0.8 \quad \gamma=0.82$	$\alpha=0.8 \quad \gamma=0.82$
迭代步数	1082	215	78

4 结论

本文提出一种新的补偿摩擦力的方法,把摩擦力看作外干扰,在伺服控制系统设计中加入一个神经网络PID控制器来补偿非线性的干摩擦.这种控制器不但可以有效地补偿摩擦并能保证系统的鲁棒稳定性,达到低速平稳运行的良好效果,控制操作简便.该方法的主要优点为:1)基于动量型神经网络的PID控制器,迭代次数明显减少,能够更快的逼近目标输出;有效降低了算法发散的几率.2)采用神经网络的控制方式,可以避免PID控制方式必须准确建立系统模型的困难.3)用软件实现神经网络PID运算,系统通用性强、稳定可靠,节省了硬件资源。

采用误差反传的 BP 学习算法, 具有高度的非线性映射能力, 应用十分广泛. 但它仍存在标准算法收敛速度慢, 容易陷入局部极小等问题^[7]. 如何克服 BP 学习算法存在的问题将是值得进一步研究的课题.

参考文献

- 肖卫国, 胡赤兵, 谭伟明. 低速无静差跟踪控制方法的研究. *机械研究与应用*, 1999, 12(4): 1~3
Xiao W G, Hu C B, Tan W M. *Mechanical Research & Application*, 1999, 12(4): 1~3
- 冯国楠, 张力, 金万煌, 等. 一种神经元控制模型参考自适应伺服系统. *控制与决策*, 1997, 12(4): 1~5
Feng G N, Zhang L, Jin W H, et al. *Control and Decision*, 1997, 12(4): 1~5
- Hornik K M, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359~366
- 李宇峰, 裴旭东, 黄聪明. 神经网络实际应用中的若干问题. *兵工自动化*, 1998, 1(1): 1~4
Li Y F, Pei X D, Huang C M. *Ordnance Industry Automation*, 1998, 1(1): 1~4
- 马彩文, 吴圣雄, 王胡顺, 等. 小型二轴飞行仿真转台. *光子学报*, 1992, 21(4): 1~7
Ma C W, Wu S X, Wang H S, et al. *Acta Photonica Sinica*, 1992, 21(4): 1~7
- 沈瑛, 张翠芳. 基于 BP 神经网络的模型参考自适应控制. *西南交通大学学报*, 2001, 36(5): 1~4
Shen Y, Zhang C F. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2001, 36(5): 1~4
- 高雪鹏, 丛爽. BP 网络改进算法的性能对比研究. *控制与决策*, 2001, 16(2): 1~5
Gao X P, Cong S. *Control and Design*, 2001, 16(2): 1~5
- 牛丽红, 倪国强, 苏秉华. 改进的对向传播网络及其在多传感器目标识别中的应用. *光子学报*, 2003, 32(2): 1~5
Niu L H, Ni G Q, Su B H. *Acta Photonica Sinica*, 2003, 32(2): 1~5

PID Controller Based on BP Neural Networks

Shan Jinling^{1,3}, Ma Caiwen¹, Li Wengang², Tang Zili²

1 Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, Xi'an 710068

2 63875 Group, Shaanxi Huayin 714200

3 Graduate School of The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039

Received date: 2004-03-29

Abstract With the advantage of Neural Network & error control, presented the PID servocontroller model basing on BP Neural Network. The principle was applied to turntable for dynamic-simulation-scan-imaging experiment. The technique avoided the question that establishing the PID preference, minished the effect of dry friction at laigh velocity. The simulation results show that the model is satisfied at precision and stable results.

Keywords PID Controller; Neural Network; Laigh Velocity; BP Arithmetic



Shan Jinling was born in the Xinjiang Autonomous Region, in 1978. She graduated from Light Industry of Dalian University in 2001 with her Bachelor of Engineering. Then, she got M. S. degree in Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS in Control Theory and Engineering. Now she was majoring in the design of servo system.