

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.02.020

一种基于 GA-BP 算法的 PIDNN 控制策略

董万里¹, 曲东才², 董伟洁¹

(1. 海军航空工程学院 研究生管理大队, 山东 烟台 264001; 2. 海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001)

摘要:为改善常规 PID 控制器对非线性对象的控制性能,提出一种基于 GA-BP 算法的 PID 神经网络(PID Neural Network, PIDNN)控制策略。将 PID 控制规律融入神经网络,构成一种 PIDNN 控制器,并利用 GA-BP 算法来对其进行参数优化。采用所设计的 PIDNN 控制器对一种非线性系统进行仿真研究,仿真结果表明:GA-BP 算法收敛速度快,所设计的 PIDNN 控制器与常规 PID 控制器相比,其控制稳定性和快速性等性能都得到了很大改善。

关键词:神经网络;遗传算法;BP 算法;GA-BP 算法

中图分类号: TP391.9; TP273 **文献标志码:** A

A PID Neural Network Control Strategy Based on GA-BP Algorithm

Dong Wanli¹, Qu Dongcai², Dong Weijie¹

(1. Administrant Brigade of Postgraduate, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Dept. of Control Engineering, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: A kind of PID neural network (PIDNN) control strategy based on GA-BP algorithm is presented to improve the performance of the routine PID on nonlinear object. The PID control law is incorporated with the neural network to produce the PIDNN controller, whose parameters are optimized by the GA-BP algorithm. In order to verify the validity of the PIDNN controller and the corresponding PIDNN control strategy, the PIDNN controller is adopted to carry out simulation researches to a kind of nonlinear system. The simulation results indicate that the GA-BP algorithm convergence speed is fast, its control stability and speed of the PIDNN controller based on GA-BP algorithm are obviously better than the routine PID controller.

Keywords: neural network; genetic algorithm; BP algorithm; GA-BP algorithm

0 引言

常规 PID 控制是目前工业过程控制中应用最为广泛的策略之一,其局限性在于:当被控对象具有复杂的非线性特性,难以建立精确的数学模型,且由于对象和环境的不确定性,往往难以达到满意的控制效果。另外,常规 PID 控制存在着控制参数形式固定、不易在线调整、参数整定过程长、参数间相互影响等问题,在一定程度上影响了 PID 控制的使用及效果。

神经 PID 控制是针对上述问题而提出的一种控制策略。由于神经网络具有很强的逼近非线性函数的能力,即非线性映射能力,可用于 PID 控制。利用神经网络所具有的非线性映射能力、自学习能力、概括推广能力,结合常规 PID 控制理论,通过吸收两者的优势^[1-2],使系统具有自适应性,可自动调节控制参数,适应被控过程的变化,提高控制性能和可靠性。一般情况下的 PID 神经网络(PID Neural Network, PIDNN)控制是将神经网络优化后的参数加到 PID 控制器中来提高性能,而笔者则直接利

用神经网络结构来实现 PID 控制器的功能,同时采用遗传算法和 BP 算法相结合的 GA-BP 混合算法来对参数进行优化学习(遗传算法对其进行离线优化, BP 算法进行在线优化),通过神经网络的辨识功能对控制对象进行辨识得到其数学模型^[3-5],进而建立 PIDNN 控制系统,将该系统运用到非线性系统控制中。

1 PIDNN 控制器及非线性控制系统

1.1 PIDNN 控制器的设计

对于常规的 PID 控制器,其一般控制律为:

$$u(k) = k_p e(k) + k_i \sum_{j=0}^k e(j) + k_d \Delta e(k) = \quad (1)$$
$$u_1(k) + u_2(k) + u_3(k)$$

式中, $e(k) = r(k) - y(k)$, k_p 、 k_i 、 k_d 分别为比例、积分、微分系数。只要比例、积分、微分系数 3 个参数整定恰当,就可以避免调节过程过分震荡(P 作用),又能实现无差控制(I 作用),而且具有抑制超调作用,有效克服动态误差和缩短调节过程时

收稿日期: 2010-08-08; 修回日期: 2010-10-09

作者简介: 董万里(1985—),男,河北人,硕士研究生,从事神经网络、模式识别与智能系统等研究。

间 (D 作用)。

目前, 人工神经网络在系统辨识和智能控制等方面取得了很大发展。通常情况下, 采用多层前馈网络结构和 BP 学习算法的 BP 神经网络。BP 神经网络包括输入层、单层或多层隐含层、输出层, 网络训练的目的在于使网络的输出逼近目标值。通过 BP 学习算法的权值调节过程, 不断地在线调节权值, 这样能够自适应地, 快速、准确地得到控制和辨识效果。

对于 BP 神经网络, 只要有足够多的隐层和隐层节点, 就可以逼近任意的非线性映射关系, 并且通过近些年研究人员对 BP 算法的深入研究和改进优化, 使得 BP 网络具有较好的泛化能力, 这都加深了 BP 算法的应用和推广。

用 BP 神经网络得到的 PID 神经网络是具有非线性特性的。它将 PID 控制规律融入神经网络, 即 PID 控制规则通过神经网络的结构和权值来实现, 采用 BP 算法来在线调节它的权值, 就可以不断地调节 PID 控制规则, 最终结合 PID 和神经网络的各自特点, 形成动态前馈网络, 其隐含层相当于 PID 控制器的比例 (P), 微分 (I), 积分 (D) 单元, 控制器的输入是期望信号与实际输出之间的差值, 通过权值 w^1 的修整来调节 PIDNN 控制器的输入环节, 整定 w^2 可以调节其输出控制环节, 就可以实现 PIDNN 控制参数的在线整定。其结构图如图 1。

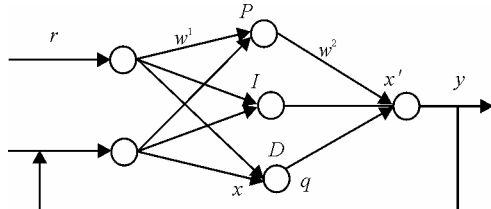


图 1 PIDNN 控制器结构图

1.2 PIDNN 非线性控制系统设计

结合笔者所设计的 PIDNN 控制器, 并利用神经网络的在线辨识功能来对控制对象进行辨识建模, 得到一种 PIDNN 控制系统, 其基本结构如图 2。

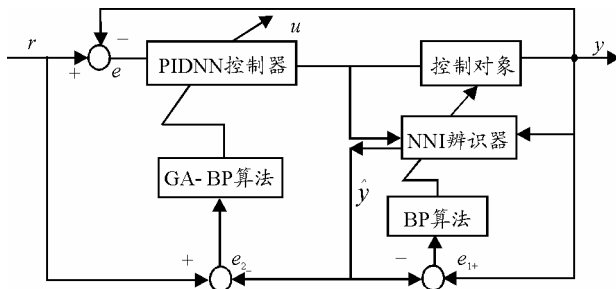


图 2 PIDNN 非线性控制系统结构图

在该系统中, 控制对象是非线性的, 很难得到其精确数学模型, 所以采用神经网络的辨识功能对其进行在线辨识并建立其数学模型, 辨识结构采用串—并联型, 由于该结构采用被控对象的输入/输出作为辨识信息对网络进行训练, 这样有利于保证辨识模型的收敛性和稳定性。神经网络辨识器 (NNI) 的学习算法采用 BP 算法来在线对其权值进行调整, 目标函数采用辨识输出 \hat{y} 和控制系统输出 y 间的误差值 e_1 。

对于 PIDNN 控制器, 结合其设计原理, 将 PIDNN 控制系统的期望信号 r 与实际输出信号 y 间的误差 e 作为控制器的输入, 采用 GA-BP 混合算法来对其进行调整优化, GA 算法对其参数进行离线学习训练然后采用 BP 算法进行在线学习调节权值, 这一部分的目标函数采用的是期望信号 r 和辨识输出信号 \hat{y} 间的误差值 e_2 。

2 GA-BP 学习算法设计

2.1 BP 算法和 GA 算法

BP 算法由正向传播和反向传播组成。正向传播, 输入信号从输入层经隐层传向输出层。若输出层得到了期望的输出, 学习算法结束; 否则转至反向传播。反向传播是将误差信号 (即样本输入与网络输出之差) 按原连接通路反向计算, 由梯度下降法调整各层神经元的权值和阈值, 使误差信号减小^[6]。

BP 网络各参数之间的关系如下:

输入层的输入输出关系为:

$$a_i = x_i \tag{2}$$

隐含层的输入输出关系为:

$$h_j = \sum_{i=1}^N w_{ij} a_i + \theta_j \quad a_j = f(h_j) \tag{3}$$

输出层的输入输出关系为:

$$o_k = \sum_{j=1}^L w_{jk} a_j + \theta_k \quad y_k = f(o_k) \tag{4}$$

其中, x_1, x_2, \dots, x_n 是 BP 网络的输入; y_1, y_2, \dots, y_m 为网络输出; w^1 为输入层到隐含层的连接权值向量, 向量元素为 w_{ij}^1 ; w^2 为隐含层到输出层的连接权值向量, 向量元素为 w_{jk}^1 。

在 PIDNN 控制器部分采用的 BP 算法，其目标函数为 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (r(k) - y(k))^2$ 。

经过 k 次学习训练后，隐层至输出层权值调整算法为：

$${}^2w_i(k+1) = {}^2w_i(k) - \eta_2 \cdot \frac{\partial E}{\partial {}^2w_i} \quad (5)$$

经过 k 次学习训练后，输入层至隐含层权值调整算法为：

$${}^1w_{ij}(k+1) = {}^1w_{ij}(k) - \eta_1 \cdot \frac{\partial E}{\partial {}^1w_{ij}} \quad (6)$$

引入动量因子 m_c 后可得：

$$w(k+1) = w(k) + (1 - m_c)\eta \frac{\partial E}{\partial w} + m_c(w(k) - w(k-1)) \quad (7)$$

在辨识部分同样使用 BP 算法，其目标函数为：

$E_1(k) = \frac{1}{2} [y(k) - \hat{y}(k)]^2 = \frac{1}{2} e_1^2(k)$ ，采用 BP 网络来控制对象进行辨识，将各层之间的权值当作参数进行辨识，取适当步长，可得到辨识网络模型，它的权值调整算法为：

$$\Delta {}^2w_i(k) = -\eta_3 \frac{\partial E_1(k)}{\partial w_i(k)} = \eta_3 e_1(k) o_i(k) \quad (8)$$

$$\Delta {}^1w_{ij}(k) = \eta_4 e_1(k) f' [h_i(k)] [{}^2w_i(k)] a_i(k) \quad (9)$$

引入动量因子 m_c 后可得：

$$\Delta w(k) = (1 - m_c)\eta \frac{\partial E}{\partial w} + m_c \Delta w(k-1) \quad (10)$$

GA 算法具有很强的全局搜索能力^[7-8]，鲁棒性也很好。它不依赖于梯度信息，而是通过模拟自然进化过程来搜索最优解，它利用某种编码技术，作用于称为染色体的数字串，模拟由这些串组成的群体的进化过程。遗传算法用于神经网络主要有两个方面：一是优化网络的权值；二是优化网络的拓扑结构。笔者讨论的是第一个方面。由于神经网络的初始权值是随机取得的，若取得不当会导致系统严重失效，得不到控制效果。利用遗传算法离线优化初始权值，将优化后的初始权值作为 PIDNN 控制器的初始值，再采用神经网络 BP 算法进行在线优化学习，可以提高 PIDNN 控制系统的稳定性、可靠性和快速性^[9-10]。

2.2 GA-BP 算法设计

采用实数编码方法，每个连接权值直接用一个

实数表示；选择算子采用轮盘赌选择和最优保存策略方法（适应度比例方法），即将父代群体中适应度值最大的个体直接复制到下一代替代新群体中最小适应度值的个体；交叉算子采用两点交叉，即从 2 个父代染色体中随机选取两个交叉位置，将这两个位置间的权值进行交叉运算；变异算子对父代染色体中的权值以概率 p_{mutate} 进行变异，即对于要发生变异的数值，在一定范围内修改其数值；适应度函数前馈网络的一个重要特点就是网络的输出值与期望的输出值间的误差平方和越小，则表示该网络性能越好，因此，将适应度函数定义为：

$$f = 1 / (\text{sum}(\text{error}^2) + \xi) \quad (11)$$

其中， ξ 是一个大于零的较小常数。

将经过遗传算法优化后的初值作用到所设计的 PIDNN 控制器中，再采用 BP 算法进行在线调整。

GA-BP 学习算法具体步骤如下：

1) 采用实数编码，初始化群体 $p = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 。其中， $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为一个 n 维实数矢量，每个 X_i 对应一组网络结构权值集合；

2) 计算 p 中所有个体的适应度，以概率 p_{cross} 两两进行交叉操作，产生新的解群 p_{new} ；

3) 对 p_{new} 以概率 $p_{mutation}$ 行变异操作，得解群 p_{new2} ；

4) 对新种群中的最优个体实行保留策略，可以确保新群体中含有历代最好的染色体。计算 p_{new2} 中所有个体的适应度，再通过选择算子得到下一代种群；

5) 判断目标准则是否达到要求，若没有则返回 2) 步，直到满足性能指标；

6) 用 BP 算法对经过遗传算法离线优化所得的初始神经网络进行在线学习。

3 仿真研究

假设系统的非线性对象模型为：

$$y(k) = \sin(y(k-1)) + 2u(k-1) + 0.2u(k-1)^2 \quad (12)$$

分别采用常规 PID 控制、基于 BP 算法的 PIDNN 控制策略和基于 GA-BP 算法的 PIDNN 控制策略进行仿真实验，得到仿真曲线图如图 3、图 4 和图 5，将三者进行比对得到图 6。

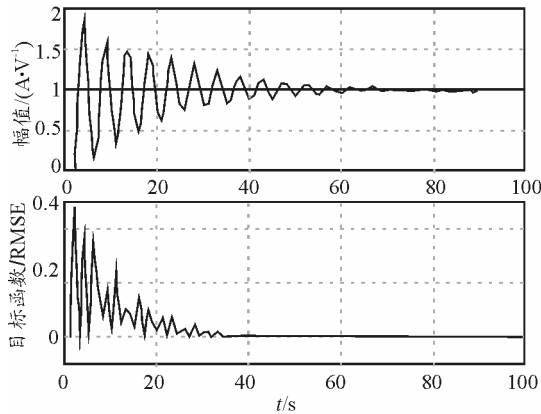


图3 常规 PID 控制仿真曲线

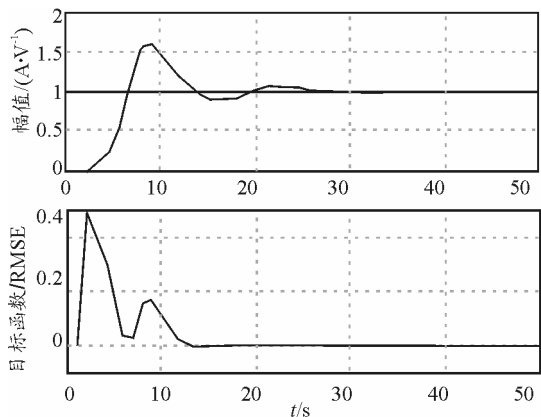


图4 基于 BP PIDNN 控制策略仿真曲线

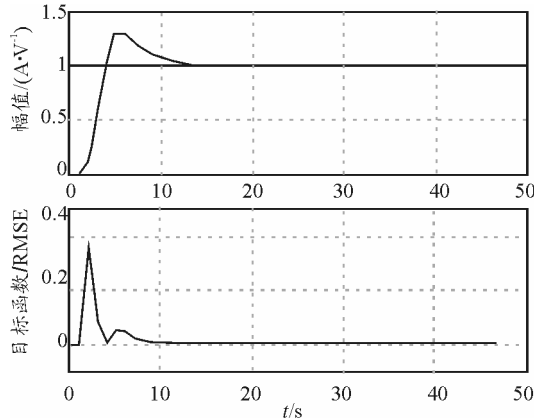


图5 基于 GA-BP PIDNN 控制仿真曲线

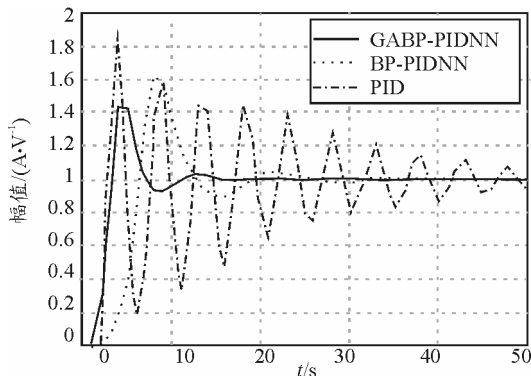


图6 3种方法的输出曲线对比

仿真结果分析:

1) 图3和图4验证了常规PID控制器在控制非线性对象时,其控制效果明显不如PIDNN控制器的控制效果,这说明利用神经网络实现的PIDNN控制器可以很好地控制非线性控制对象。

2) 图4和图5验证了引入遗传算法后,即对PIDNN的初值进行优化后,再利用BP算法的在线调整,可提高PIDNN控制系统的快速性和稳定性,由于神经网络初值是随机取得的,可能出现不稳定的情况,经过遗传算法进行初值优化后就可以降低这种情况的发生,进而改善控制器的性能。

3) 从图6可以看出,采用该方法在稳定性和快速性方面都得到了改善,验证了本方法的可行性。

4 结论

通过大量仿真研究证明,在对非线性控制对象实施控制时,所设计的GA-BP算法收敛速度快,所设计的PIDNN控制器与常规PID控制器相比,其控制稳定性和快速性等性能都得到了很大改善。

参考文献:

[1] 李士勇. 模糊控制·神经控制和智能控制论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998: 9.

[2] 徐丽娜. 神经网络控制(3版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 7.

[3] 张秀玲. 神经网络非线性系统模型参考自适应控制器统一设计法[J]. 控制与决策, 2002, 17(2): 151-154.

[4] 张新良. 非线性系统神经网络辨识与控制的研究[D]. 南京航空航天大学硕士学位论文, 2004: 2.

[5] Anthony J. Calise. Neural Networks In Nonlinear Aircraft Flight Control [J]. IEEE AES Systems Magazine, July 1996.

[6] 舒怀林. 基于PID神经网络的非线性时变系统辨识[J]. 自动化学报, 2002, 28(3): 474-476.

[7] 吴瑞. 基于遗传算法的模糊神经网络控制器的优化以及MATLAB与VC数据交换的研究[D]. 西安理工大学硕士学位论文, 2007.

[8] Sajad Najafi Ravadanegh. A New GA - Based and Graph Theory Supported Distribution System Planning. ICIC 2008(15): 7-14.

[9] Yang Zhi, Jie Li, Li Erguo. Adaptive internal model control based on the artificial neural network for time-varying delay systems [J]. J of LAN Zhou University (Natural Sciences), 2000, 36(4): 38-44.

[10] A. Blanco, M. Delgado, M.C. Pegalajar. A real-coded genetic algorithm for training recurrent neural networks[J]. Neural Networks 14 (2001): 93-105.