航空科学技术
Aeronautical Science & Technology
Sep. 15 2018 Vol. 29 No.09 68-73

一种基于加速 BP 神经网络的 PID 控制器参数调节方法

徐梦，史豪斌*，李继超

西北工业大学 计算机学院，陕西 西安 710072

摘　要：PID 控制是一种根据系统的误差，使用比例、积分、微分计算出控制量调节系统误差的控制方法，PID 控制器由于不需要建立精确的系统数学模型而广泛应用于工业控制的各个领域。但是经典的 PID 控制方法的三个参数值通常是人工赋值，而人工赋值往往依赖于经验，因此控制效率较低。BP 神经网络具有很强的泛化能力，可以逼近任意的非线性函数，本文使用 BP 神经网络调节 PID 控制器的参数。但是经典 BP 神经网络需要不断地调节权值，因此收敛速度很慢，本文利用动量常数加速神经网络的训练。仿真试验验证了本文提出的使用加速 BP 神经网络调节 PID 控制器参数的方法具有更快的收敛能力，能够实现系统的快速逼近功能。

关键词：BP 神经网络；动量常数；PID 控制；仿真试验

中图分类号：TP13　　**文献标识码：**A　　**DOI：**10.19452/j.issn1007-5453.2018.09.068

PID 控制器[1]又称为比例－积分－微分控制器，其结构简单，控制效果良好，是一种在航空航天控制及工业过程控制中常见的反馈回路部件，经典的 PID 控制器是由比例、积分、微分三个单元的控制器组成。比例控制是 PID 控制器的基础，积分控制可消除稳态误差，微分控制可加快大惯性系统响应速度以及减弱超调趋势。合理地调节比例、积分、微分控制参数是 PID 控制器取得良好效果的基础，但是在实际应用中参数的调节往往依赖经验，而经验的获取需要通过大量的尝试，因此，PID 控制器参数的整定成为 PID 性能提高的瓶颈。人工神经网络[2]一直是人工智能领域的研究热点，它从信息处理的角度对人脑神经元网络进行抽象，建立神经元模型，按不同的连接方式构成不同的网络。人工神经网络作为连接主义的典范，它使用广泛互联的结构和有效的学习机制来模仿人类大脑的信息处理过程，不仅是人工智能研究的重要方法，也是当今类脑智能研究的重要工具[3]。BP 神经网络是一种按照误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络，是目前应用最广泛的神经网络，因为其具有很强的泛化能力，可以逼近任意的非线性函数，因此，本文使用 BP 神经网络实现 PID 控制参数的整定，实现控制参数的自行调节。

PID 控制器广泛应用于工业控制领域，也一直是国内外学者的研究热点。参考文献 [4] 将 PID 控制方法应用在四旋翼无人机的飞行控制上，首先对四旋翼无人机进行动力学建模，并在动力学建模的基础上设计了 PID 控制器，但是经典的 PID 控制器的增益调节需要耗费大量的时间，因此效率不高。参考文献 [5] 提出了一种使用 BP 神经网络的 PID 控制器参数自整定方法，通过仿真试验验证了所提出方法的效果，但是经典的 BP 神经网络容易陷入局部最小值，收敛速度较慢。参考文献 [6] 将 Smith 补偿控制原理与 BP 神经网络在线自整定 PID 控制器结合，可以改善经典 BP 神经网络（BPNN）的不足，但是在实际生产实践中，这种方法仍然存在收敛速度慢等问题。针对经典 BP 神经网络收敛速度慢、学习效率不高的问题，本文在 BP 神经网络反向传播过程中引入动量常数，动量常数使得在垂直向下的方向上具有加速下降的趋势，当学习曲面产生峰和谷时，才减缓这种

收稿日期：2018-06-29；　退修日期：2018-08-25；　录用日期：2018-09-10
基金项目：航空科学基金（2016ZC53022）
* 通信作者 . Tel.：18829235623　E-mail：menghsu@mail.nwpu.edu.cn
引用格式：Xu Meng, Shi Haobin, Li Jichao. A parameter adjustment method of PID controller based on accelerated BP neural network[J]. Aeronautical Science & Technology, 2018,29(09): 68-73. 徐梦，史豪斌，李继超．一种基于加速 BP 神经网络的 PID 控制器参数调节方法 [J]. 航空科学技术，2018,29(09)：68-73.

趋势，使用动量常数可以使得神经网络的训练产生稳定的效果[8]。

1 神经网络加速算法

1.1 BP 神经网络

经典 BP 神经网络是由输入层、隐含层、输出层三部分组成，每一层可以为一层或是多层，BP 神经网络中权值的调整采用的是反向传播算法[7]，图 1 展示了 BP 神经网络的基本结构。反向传播算法由两部分组成：信息的正向传播与误差的反向传播。在信息的正向传播过程中，输入信息从输入层到隐含层逐层传递直到输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层没有得到期望的输出，则计算输出层的误差变化值，然后反向传播，通过 BP 神经网络将误差信号沿原来的连接通路反向传递回来更新各层神经元的权值直至达到期望值。

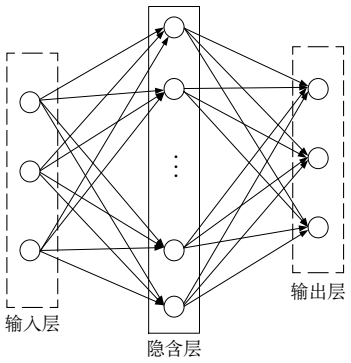

图 1 BP 神经网络
Fig.1 BP neural network

为提高 BP 神经网络的训练速度，本文使用一种在反向传播过程中加入动量常数[8]的 BP 神经网络加速算法。在学习率为常数情况下，使用双曲线正切函数表示 S 型激活函数，并且在隐含层到输出层之间加入动量常数来加速训练[9]。在神经网络的反向传播算法中包含动量常数会对训练产生稳定的效果，通过与经典 BP 神经网络算法进行分类试验对比，证明了本文提出方法具有更快的收敛速度与学习能力[10, 11]。

1.2 BP 神经网络加速算法

图 1 展示了 BP 神经网络的基本结构，在 BP 神经网络中，输出层的输入等于隐含层的输出，其余各层中，设某一层中任一神经元 j 的输入为 net_j，输出为 y_j，与这一层相邻的低一层的神经元 i 的输出 y_j，则计算输出为：

$$\begin{cases} \mathrm{net}_j = \sum_i \omega_{ji} y_i \\ y_j = f(\mathrm{net}_j + \theta_j) \\ f(x) = \dfrac{2a}{1+\mathrm{e}^{-bx}} - a \end{cases} \tag{1}$$

式中：a=1.716，b=0.667，θ_j 为神经元 j 的阈值。设定输出层的第 k 个神经元的实际输出是 y_k，输入为 net_k，当与输出层相邻的隐含层中第 j 个神经元的输出为 y_j，则 y_k 和 net_k 分别为：

$$\begin{cases} y_k = f(\mathrm{net}_k + \theta_k) \\ \mathrm{net}_k = \sum_j \omega_{kj} y_j \end{cases} \tag{2}$$

BP 神经网络的权值通过反向传播的方式进行更新，在权值的第 t 次迭代过程中，对于一个输入模式 x_p^t，若输出层中第 k 个神经元的期望输出为 O_{pk}^t，实际输出为 y_{pk}^t，则输出层的输出方差为：

$$E_p^t = \frac{1}{2}\sum_k (O_{pk}^t - y_{pk}^t)^2 \tag{3}$$

若有 N 个输入样本，则神经网络系统的方差为：

$$E_p^t = \frac{1}{N}\sum_p E_p^t = \frac{1}{2N}\sum_p\sum_k (O_{pk}^t - y_{pk}^t)^2 \tag{4}$$

因为连接权值 ω_{kj}^t 的修正应该使得方差 E_p^t 最小，因此 ω_{kj}^t 应该沿着 E_p^t 的梯度方向变化，当输入 x_p^t 时，ω_{kj}^t 的修正量 $\Delta_p\omega_{kj}^t$ 与 $-\dfrac{\partial E_p^t}{\partial \omega_{kj}^t}$ 成正比，可以表示为：

$$\begin{cases} \Delta_p\omega_{kj}^t = \beta\Delta_p\omega_{kj}^{t-1} - \lambda\dfrac{\partial E_p^t}{\partial \omega_{kj}^t} \\ \dfrac{\partial E_p^t}{\partial \omega_{kj}^t} = \dfrac{\partial E_p^t}{\partial \mathrm{net}_k^t}\cdot\dfrac{\partial \mathrm{net}_k^t}{\partial \omega_{kj}^t} \\ \dfrac{\partial \mathrm{net}_k^t}{\partial \omega_{kj}^t} = \dfrac{\partial}{\partial \omega_{kj}^t}\sum_j \omega_{kj}^t y_{pj}^t = y_{pj}^t \end{cases} \tag{5}$$

式中：λ 为学习率，$0 \leqslant \beta < 1$ 为动量常数，在本文中，动量常数取值为 0.95。

设定 $\delta_{pk}^t = -\dfrac{\partial E_p^t}{\partial \mathrm{net}_k^t}$，根据式 (5) 可得：

$$\begin{cases} \delta_{pk}^t = -\dfrac{\partial E_p^t}{\partial \mathrm{net}_k^t}\cdot\dfrac{\partial y_{pk}^t}{\partial \mathrm{net}_k^t} = (O_{pk}^t - y_{pk}^t) f(\mathrm{net}_k^t + \theta_k^t) \\ f(\mathrm{net}_k^t + \theta_k^t) = \dfrac{\partial}{\partial \mathrm{net}_k^t}\left(\dfrac{2a}{1+\mathrm{e}^{-b(\mathrm{net}_k^t+\theta_k^t)}}\right) = y_{pk}^t(1 - y_{pk}^t) \end{cases} \tag{6}$$

因此，可以得到：

$$\begin{aligned} &\delta_{pk}^t = (O_{pk}^t - y_{pk}^t)\cdot y_{pk}^t\cdot(1 - y_{pk}^t) \\ &\Delta_p\omega_{kj}^t = \beta\Delta_p\omega_{kj}^{t-1} - \lambda\delta_{pk}^t y_{pj}^t \end{aligned} \tag{7}$$

对于与输出层相邻的隐含层中神经元 j 和比该隐含层更低的神经元 i，权值 ω_{ji} 的修正量为：

$$\Delta_p\omega_{ji}=-\lambda\frac{\partial E_p}{\partial\omega_{ji}}=-\lambda\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_j}\cdot\frac{\partial \mathrm{net}_j}{\partial\omega_{ji}}=-\lambda\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_j}y_{pi}=\lambda\delta_{pi}y_{pi}$$

$$\delta_{pj}=-\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_j}=\frac{\partial E_p}{\partial y_{pj}}\cdot\frac{\partial y_{pj}}{\partial \mathrm{net}_j}=-\frac{\partial E_p}{\partial y_{pj}}f(\mathrm{net}_j)=-\frac{\partial E_p}{\partial y_{pj}}\cdot y_{pj}(1-y_{pj}) \tag{8}$$

其中：

$$-\frac{\partial E_p}{\partial y_{pj}}=-\sum_k\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_k}\cdot\frac{\partial \mathrm{net}_k}{\partial y_{pj}}=\sum_k-\left(\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_k}\right)\frac{\partial}{\partial y_{pj}}\sum_m\omega_{km}y_{pm}=\sum-\left(\frac{\partial E_p}{\partial \mathrm{net}_k}\right)\omega_{kj}=\sum_k\delta_{pk}\omega_{kj} \tag{9}$$

因此：

$$\delta_{pj}=y_{pj}(1-y_{pj})\sum\delta_{pk}\omega_{kj} \tag{10}$$

所以可以得到隐含层连接权值的修正量为：

$\Delta_p\omega_{ji}=\lambda\delta_{pj}y_{pi}$

2 加速 BP 神经网络的 PID 参数调节模型

图 2 展示了使用加速 BP 神经网络调节 PID 参数的基本结构，加速 BP 神经网络采用三层结构：输入层、隐含层、输出层。输入层与输出层神经元的个数为 3，隐含层神经元的个数为 m，使用 i 表示输入层的神经元节点，使用 j 表示隐含层的神经元节点，使用 p 表示输出层的神经元节点。加速 BP 神经网络的输入层输入的是系统的状态量，即系统在某一时刻的输入量、输出量、输入与输出的差，BP 神经网络的输出为 PID 控制的参数 K_p，K_i，K_d。

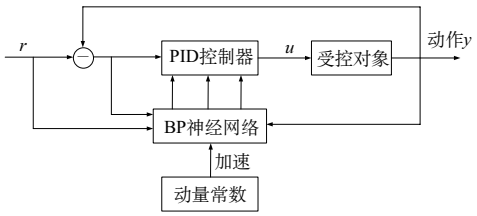

图 2 使用加速 BP 神经网络调节 PID 参数示意图

Fig.2 Parameter adjustment of PID controller based on accelerated BP neural network

BP 神经网络的输入层输出为：$O_i^{(1)}=x(i)$，i=1，2，3，隐含层输入为：

$$\mathrm{net}_j^{(2)}(k)=\sum_{i=0}^{3}O_i^{(1)}\omega_{ij}^{(2)},\ \ j=1,2,3,...,m \tag{11}$$

隐含层输出为：

$$O_j^{(2)}(k)=f(\sum_{i=0}^{3}O_i^{(1)}\omega_{ij}^{(2)}),\ \ j=1,2,3...,m \tag{12}$$

式中，$\omega_{ji}^{(2)}$ 为输入层到隐含层的权值，$f(x)$ 为双曲线正切激活函数，上标（1）、（2）、（3）分别代表输入层、隐含层、输出层，使用双曲线正切函数作为激活函数，神经网络的学习速率会加快，激活函数为：

$$f(x)=\frac{2a}{1+\mathrm{e}^{-bx}}-a \tag{13}$$

式中，a 与 b 都是常数，两者的取值为 a=1.716，b=0.667。隐含层的输出作为输出层的输入，输出层的输入为：

$$\mathrm{net}_p^{(3)}(k)=\sum_{p=0}^{3}O_p^{(2)}(k)\omega_{jp}^{(3)},\quad p=1,2,3 \tag{14}$$

输出层的三个输出为：

$$O_p^{(3)}(k)=f(\sum_{p=0}^{3}O_p^{(2)}(k)\omega_{jp}^{(3)}),\quad p=1,2,3 \tag{15}$$

输出层输出的是 PID 控制器的三个参数，可以表示为：

$$\begin{cases}k_p=O_1^{(3)}\\k_i=O_2^{(3)}\\k_d=O_3^{(3)}\end{cases} \tag{16}$$

BP 神经网络的方向传播过程使用梯度下降的方法更新权值，如 1.2 节所述，在反向传播过程中引入动量常数，隐含层到输出层的权值更新公式如式（17）所示：

$$\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k)=\beta\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k-1)+\alpha y(k)\delta(k)=\beta\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k-1)+\alpha y(k)\frac{\partial y(k)}{\partial\omega_{jp}^{(3)}}e(k)=\beta\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k-1)+\alpha\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\frac{\partial u(k)}{\partial O_p^{(3)}(k)}\frac{\partial O_p^{(3)}(k)}{\partial \mathrm{net}_p^{(3)}(k)}\frac{\partial \mathrm{net}_p^{(3)}(k)}{\partial\omega_{jp}^{(3)}}y(k)e(k) \tag{17}$$

式中，$e(k)=r(k)-y(k)$。本文使用 $u(k)$，$y(k)$ 的相对变化量估计 $\partial y/\partial u$，如式（18）所示：

$$\frac{\partial y}{\partial u}=\frac{y(k)-y(k-1)}{u(k)-u(k-1)} \tag{18}$$

PID 控制器的输出为：

$$u(k)=u(k-1)+O_1^{(3)}(e(k)-e(k-1))+O_2^{(3)}e(k)+O_3^{(3)}(e(k)-e(k-1)+e(k-2)) \tag{19}$$

权值更新公式可以表示为：

$$\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k)=\beta\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k-1)+\alpha y(k)\delta(k)=\beta\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k-1)+\alpha\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\frac{\partial u(k)}{\partial O_p^{(3)}(k)}\frac{\partial O_p^{(3)}(k)}{\partial \mathrm{net}_p^{(3)}(k)}\cdot\frac{\partial \mathrm{net}_p^{(3)}(k)}{\partial\omega_{jp}^{(3)}}$$

$$y(k)e(k)=\beta\Delta\omega_{jp}^{(3)}(k-1)+\alpha\frac{y(k)-y(k-1)}{u(k)-u(k-1)}\frac{\partial u(k)}{\partial O_p^{(3)}(k)}\frac{\partial O_p^{(3)}(k)}{\partial \mathrm{net}_p^{(3)}(k)}\cdot\frac{\partial \mathrm{net}_p^{(3)}(k)}{\partial\omega_{jp}^{(3)}}y(k)(r(k)-y(k)) \tag{20}$$

3 试验分析

3.1 加速 BP 神经网络调节 PID 控制器的实现步骤

使用加速 BP 神经网络调节 PID 控制器的具体实现步骤如下：

(1) 初始化神经网络的输入层节点、隐含层节点，给出各个层的权值初始值、初始化学习率、迭代次数等。

(2) 通过实时采样得到 rin (k)，$y(k)$，并计算两者的误差 error (k) =rin (k) $-y(k)$。

(3) 计算加速 BP 神经网络的输出，神经网络的输出就是 PID 控制器的三个增益值。

(4) 神经网络通过反向传播算法更新权值，神经网络不同的输出使得 PID 控制器参数不断调整。

(5) 如果达到迭代次数则停止迭代。

3.2 加速 BP 神经网络调节 PID 参数对比试验

试验对比了加速 BP 神经网络与经典 BP 神经网络调节 PID 控制参数的效果，首先设置试验参数，设置神经网络的学习率为 0.3，动量常数为 0.25，神经网络的输入层神经元个数为 4，隐含层神经元的个数为 5，输出层神经元个数为 3。图 3~ 图 8 分别为使用经典 BP 神经网络与加速 BP 神经网络 (JBPNN) 进行系统逼近的试验结果，系统的输入为：$rin(x)=1$，系统的输出为：

$$y(k)=0.6(1-1.3\mathrm{e}^{-0.4k})\frac{y(k-1)+1}{1+(y(k-1)+1)^3}+u \tag{21}$$

图 6~ 图 8 分别为使用经典 BP 神经网络与加速 BP 神经网络调节 PID 控制器的输入输出变化曲线与 PID 控制器的三个参数的输出变化曲线。图 5 与图 8 分别展示了使用经典 BP 神经网络与加速 BP 神经网络调节 PID 控制器的输入与输出曲线图，由于 PID 控制是一种基于误差的闭环反馈控制，当输出等于输入时，完成系统逼近的功能。图 3 展示了使用经典 BP 神经网络与加速 BP 神经网络在学习率为 0.3 时的误差收敛曲线，误差通过系统的输入与输出做差得到，试验结果表明了使用加速 BP 神经网络的收敛速度高于经典 BP 神经网络。为了进一步说明试验效果，本文分别设置学习率从 0.05 到 0.35 之间，观察经典 BP 神经网络与加速 BP 神经网络的误差收敛时间随学习率变化曲线，如图 4 所示，加速 BP 神经网络的收敛时间总是少于经典 BP 神经网络，因此，加速 BP 神经网络收敛效果优于经典 BP 神经网络。

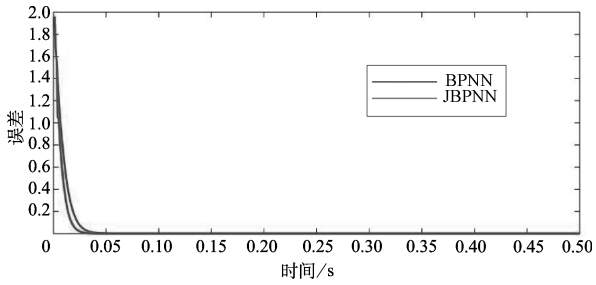

图 3 经典 BP 神经网络与加速 BP 神经网络收敛曲线

Fig.3 Convergence curve of classical BP neural network and accelerated BP neural network

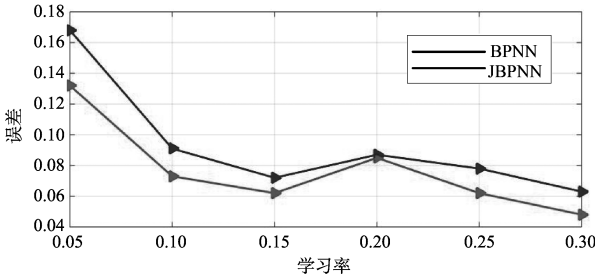

图 4 收敛时间随学习率变化曲线

Fig.4 The change curve of convergence time with learning rate

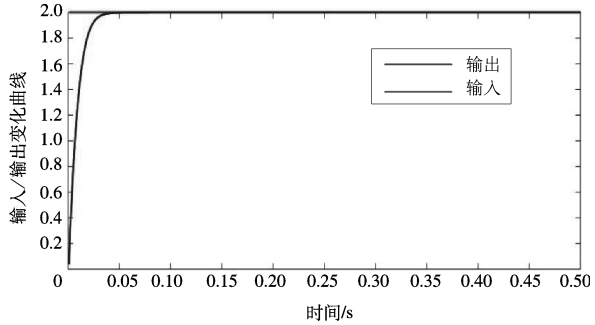

图 5 经典 BP 神经网络输入输出变化曲线

Fig.5 The change curve of the input and output of classical BP neural network

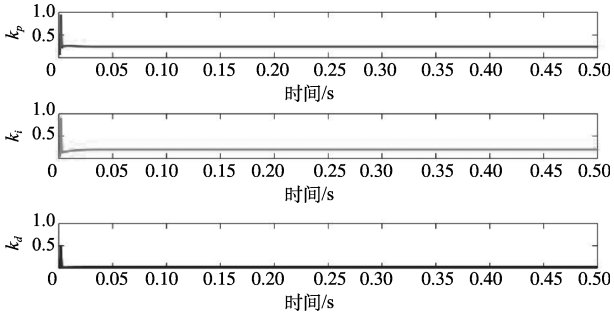

图 6 经典 BP 神经网络调节 PID 参数变化曲线

Fig.6 The change curve of PID parameter regulated by classical BP neural network

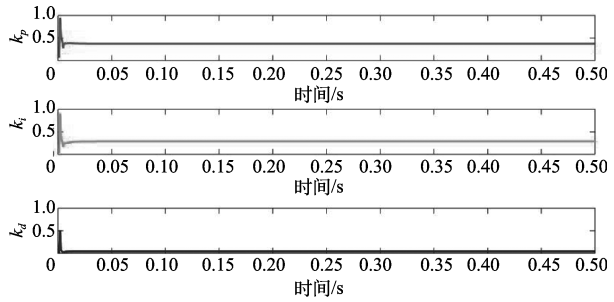

图 7 加速 BP 神经网络调节 PID 参数变化曲线

Fig.7 The change curve of PID parameter regulated by accelerated BP neural network

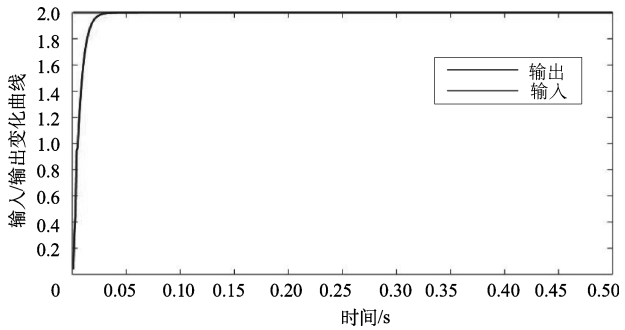

图 8 加速 BP 神经网络调节 PID 控制器出输出

Fig.8 The input and output of PID controller adjusted by accelerated BP neural network

4 结论

本文对 PID 控制方法进行了研究，通过分析，可以得出以下结论：

（1）针对经典的 PID 控制器固定增益、收敛速度慢的问题，设计了一种使用 BP 神经网络调节控制器增益的智能控制方法，通过训练神经网络可以自适应地调节控制器的增益。

（2）针对经典 BP 神经网络的不足，使用了一种改进 BP 神经网络调节 PID 控制器参数，该改进 BP 神经网络在反向传播过程中加入动量常数，并使用双曲正切函数作为激活函数。本文最后设计了使用神经网络调节 PID 控制器参数的试验，试验结果表明了改进 BP 神经网络具有比经典 BP 神经网络更快的收敛速度，能够更快地实现系统逼近的效果，这也验证了本文所提出方法的有效性。

参考文献

[1] Bouabdallah S, Noth A, Siegwart R. PID VS LQ control techniques applied to an indoor micro quadrotor [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2014.

[2] Afram A, Janabi-Sharifi F, Fung A S, et al. Artificial Neural Network (ANN) based Model Predictive Control (MPC) and optimization of HVAC systems: A state of the art review and case study of a residential HVAC system[J]. Energy & Buildings, 2017, 141: 96-113.

[3] 焦李成，杨淑媛，刘芳，等 . 神经网络七十年：回顾与展望 [J]. 计算机学报，2016，39 (8)：1697-1716.
Jiao Licheng, Yang Shuyuan, Liu Fang, et al. Seventy years beyond neural networks: Retrospect and prospect[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39 (8): 1697-1716. (in Chinese)

[4] 李俊，李运堂 . 四旋翼飞行器的动力学建模及 PID 控制 [J]. 辽宁工程技术大学学报，2012，31 (1)：114-117.
Li Jun, Li Yuntang. Modeling and PID control for a quadrotor[J]. Journal of Liaoning Technical University, 2012, 31 (1): 114-117. (in Chinese)

[5] 廖芳芳，肖建 . 基于 BP 神经网络 PID 参数自整定的研究 [J]. 系统仿真学报，2005，17 (7)：1711-1713.
Liao Fangfang, Xiao Jian. Research on self-tuning of PID parameters based on BP neural networks[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17 (7): 1711-1713. (in Chinese)

[6] 季春光，王朋，李士勇，等 . 基于神经网络的时变大滞后系统的 Smith 预估控制 [J]. 哈尔滨工业大学学报，2003，35 (3)：303-306.
Ji Chunguang, Wang Peng, Li Shiyong, et al. Neural networks based Smith pre-estimated control for time-varying system with large time delay[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2003, 35 (3): 303-306. (in Chinese)

[7] Khadse C B, Chaudhari M A, Borghate V B. Conjugate gradient back-propagation based artificial neural network for real time power quality assessment[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 82: 197-206.

[8] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Readings in Cognitive Science, 1986, 323 (6088): 399-421.

[9] Guyon I, Albrecht P, Cun Y L, et al. Design of a neural network character recognizer for a touch terminal[J]. Pattern Recognition, 1991, 24 (2): 105-119.

[10] Watrous R. Learning algorithms for connectionist networks：Applied gradient methods of nonlinear optimization[R]. Proc. ICNN-87，1988：619-628.

[11] Jacobs R A. Increased rates of convergence through learning rate adaptation[M]. University of Massachusetts，1987.

作者简介

徐梦（1993- ） 男，硕士研究生。主要研究方向：智能控制与决策。

Tel：18829235623

E-mail：menghsu@mail.nwpu.edu.cn

A Parameter Adjustment Method of PID Controller Based on Accelerated BP Neural Network

Xu Meng, Shi Haobin*, Li Jichao

School of Computer Science,Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072,China

Abstract: PID control is based on the error of the system and a control method which calculates the error of the control system using proportion, integral and differential. PID controller does not need to establish accurate mathematical model of the system, so it is widely used in various fields of industrial control. The three parameters of the classical PID control method are usually assigned manually, but the manual assignment often depends on experience, so the control efficiency is low. BP neural network has a strong generalization ability, which can approximate any nonlinear function, and this paper uses BP neural network to adjust the parameters of PID controller. The classical BP neural network needs constant adjusting weights, so the convergence speed is very slow. This paper used momentum constants to accelerate the training speed of neural networks. The simulation experiment proved that the method of adjusting the parameters of PID controller by accelerated BP neural network had faster convergence ability and it could realize the fast approximation of the system.

Key Words: BP neural network；momentum constants；PID control；simulation experiment

Received: 2018-06-29； **Revised:** 2018-08-25； **Accepted:** 2018-09-10

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China（2016ZC53022）

***Corresponding author.Tel.:** 18829235623 **E-mail:** menghsu@mail.nwpu.edu.cn