

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.03.011

基于改进型 BP 神经网络的 PID 控制算法

刘迪¹, 唐永红², 王晶¹, 刘孝磊³

(1. 海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001; 2. 烟台职业学院 材料工程系, 山东 烟台 264676;
3. 海军航空工程学院 基础部, 山东 烟台 264001;)

摘要: 针对传统的 PID 控制算法很难获得比较理想的控制效果的问题, 提出一种基于 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法。根据 BP 神经网络的结构和特点, 介绍了改进型 BP 神经网络算法描述及 PID 控制器的结构, 并通过实例进行仿真分析。结果表明, 改进型 BP 神经网络 PID 控制器具有良好的控制效果, 降低超调量, 抗干扰性强和增强系统的鲁棒性, 优于常规 PID 控制器。

关键词: PID 控制; 神经网络; 被控对象; 非线性系统; 仿真

中图分类号: TP183; TP301.6 **文献标识码:** A

PID Control Algorithm Based on Improved BP Neural Network

LIU Di¹, TANG Yong-hong², WANG Jing¹, LIU Xiao-lei³

(1. Dept. of Control Engineering, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;
2. Dept. of Material Engineering, Yantai Vocation Institute, Yantai 264676, China;
3. Dept. of Basic Theories, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Aiming at the problem of traditional PID control algorithm is difficult to get ideal control effect, an adaptive PID control algorithm based on BP neural network is proposed. According to the structure and characteristic of BP neural network, introduces the description of improved BP neural network algorithm and the construction of PID controller, then simulates and analyses by example at last. The simulation shows that improved BP neural network PID controller has good control effect, reduces overshoot, has strong anti-interference and increase system robustness, improved BP neural network PID controller is better than traditional PID controller.

Keywords: PID control; Neural network; Controlled device; Nonlinear system; Simulation

0 引言

在工业生产中, 90% 以上的控制回路采用 PID 类型的控制器。由于 PID 控制算法具有简单、鲁棒性好和可靠性高的优点, 比直接作用式调节器具有更好的控制效果, 因而很快得到了工业界的认可。然而实际工业生产中有许多复杂对象, 往往具有非线性、时变不确定性, 难以建立精确的数学模型。实际生产中, 常规 PID 控制器参数往往整定不良、性能欠佳, 对运行工况的适应性很差, 很难获得比较理想的控制效果^[1]。故提出了一种基于 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法。

1 BP 神经网络的结构及特点

多层前向 BP 神经网络包含一个输出层和一个输入层, 一个或多个隐含层。隐含层的变换函数一般为非线性函数, 如 S 型函数或双曲正切函数 ($\tanh x$)。输出层的变换函数可以是非线性的, 也可以是线性的, 这由输入、输出映射关系的需要而定^[2]。多层前向 BP 神经网络能逼近任意非线性函

数, 在科学领域中有广泛的应用。该算法是以 2 个隐含层的 BP 神经网络为例来进行研究的^[3]。其具体结构如图 1。

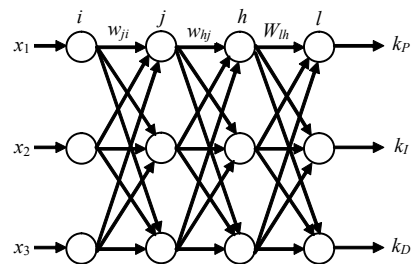


图 1 BP 神经网络结构

在众多前向网络中, 最为典型的是误差反向传播 BP 神经网络。BP 网络中引入最小二乘学习算法, 即在网络学习过程中, 使网络的输出与期望输出的误差边向后传播边修正连接强度 (加权系数), 使其误差均方值最小。学习过程可分为前向网络计算和反向误差传播—连接权系数修正, 这两部分相继连续反复进行, 直到误差满足要求^[4]。不论学习过程是否结束, 只要在网络的输入节点加入输入信号,

收稿日期: 2009-10-14; 修回日期: 2009-12-14

基金项目: 海军航空工程学院基础科研基金, 基于神经网络的自适应 PID 控制算法研究 (HYJC200932)

作者简介: 刘迪 (1983-), 男, 山东人, 助教, 硕士研究生, 从事系统辨识、计算机控制的研究。

则这些信号将一层一层向前传播, 通过每层时要根据当时的连接加权系数和节点的活化函数与阈值进行相应计算, 所得的输出再继续向下一层传送。这个前向网络的计算过程, 既是网络学习过程的一部分, 也是将来网络的工作模式。在学习过程结束前, 如果前向网络计算的输出和期望输出间存在误差, 则转入反向传播, 将误差沿着原来的连接通路回送, 作为修改加权系数的依据, 目标是使误差减少^[5]。

2 改进型 BP 神经网络算法及 PID 控制器

2.1 改进型 BP 神经网络算法描述

在 BP 神经网络的学习算法中, 可以借助最优控制中二次型性能指标的思想, 因为采用二次型性能指标来计算控制规律可以得到所期望的优化效果, 在加权系数的调整中引入二次型性能指标的思想, 使输出误差和控制增量加权平方和为最小来调整加权系数, 从而间接实现对输出误差和控制增量加权的约束控制^[6]。

采用控制增量式数字 PID 控制, 控制算式为:

$$u(k) = u(k-1) + k_p \Delta e(k) + k_I e(k) + k_D \Delta^2 e(k) \quad (1)$$

式中, k_p 、 k_I 、 k_D 是比例、积分、微分系数, 是 BP 神经网络的 3 个输出, $u(k)$ 是控制器的输出。

设性能指标为:

$$e(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 + Mu(k) \quad (2)$$

式中, M 为控制增量的加权系数, $r(k)$ 和 $y(k)$ 为 k 时刻的参考输入和输出。

BP 网络中包含 1 个输入层, 2 个隐含层, 1 个输出层。输入层包含 3 个输入节点分别代表 $\Delta e(k)$ 、 $e(k)$ 、 $\Delta^2 e(k)$, 输出层有 3 个节点, 分别代表 k_p 、 k_I 、 k_D 三个控制器参数^[7]。

$$x_1 = \Delta e(k), \quad x_2 = e(k), \quad x_3 = \Delta^2 e(k) \quad (3)$$

网络的第 1 隐含层输入、输出为:

$$net_j(k) = \sum_{i=1}^3 w_{ji}(k) x_i \quad (4)$$

$$z_j(k) = f[net_j(k)], \quad j = 1, \dots, 3 \quad (5)$$

式中, w_{ji} 为隐含层加权系数; $f[\bullet]$ 为激发函数。

$$f(t) = \frac{1}{1+e^{-t}}, \quad f'(t) = f(t)[1-f(t)] \quad (6)$$

网络的第 2 隐含层的输入、输出为:

$$net_h(k) = \sum_{j=1}^3 w_{hj}(k) z_j(k) \quad (7)$$

$$y_h(k) = g[net_h(k)], \quad h = 1, 2, 3 \quad (8)$$

$$g(t) = \frac{1-e^{-t}}{1+e^{-t}}, \quad g'(t) = 1/2[1-g^2(t)] \quad (9)$$

网络的输出层的输出为:

$$net_l(k) = \sum_{i=1}^3 w_{li}(k) y_h(k) \quad (10)$$

$$o_l(k) = g[net_l(k)], \quad l = 1, 2, 3 \quad (11)$$

$$o_1(k) = k_p, \quad o_2(k) = k_I, \quad o_3(k) = k_D \quad (12)$$

根据性能指标, 按照梯度下降法修正网络的加权系数, 即按 $e(k)$ 对加权系数的负梯度方向搜索调整, 并附加一使搜索快速收敛全局极小的惯性项, 可得网络输出层权的学习算法为:

$$\Delta w_{lh}(k) = \alpha \Delta w_{lh}(k-1) + \rho \delta_l o_l(k) \quad (13)$$

$$\delta_l = e(k) \text{sign} \left(\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \right) \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial o_l(k)} g'(net_l(k))$$

$$l = 1, 2, 3 \quad (14)$$

同理, 可得网络隐含层权系数的学习算法为:

$$\Delta w_{hj}(k) = \alpha \Delta w_{hj}(k-1) + \rho \delta_j o_j(k) \quad (15)$$

$$\delta_i = g'(net_h(k)) \sum_{h=1}^3 \delta_i w_{hj}(k) \quad h = 1, 2, 3 \quad (16)$$

2.2 PID 控制器结构

改进型 BP 神经网络 PID 控制系统结构有 2 个部分组成: 第 1 部分是传统的 PID 控制器, 直接对被控对象进行闭环控制, 并且 3 个参数 k_p 、 k_I 、 k_D 为在线整定式^[8]; 第 2 部分是改进型的 BP 神经网络, 系统经过 BP 神经网络的学习, 以加权系数的形式表现出来, 规则的形成就转化为加权参数初值的确定和修改。根据系统的运行状态, 调节 PID 控制器的参数, 以期达到某种性能指标的最优化。即使输出层神经元的输出状态对应于 PID 控制器的 3 个可调参数 k_p 、 k_I 、 k_D , 通过神经网络的自身学习、加权系数调节, 从而使其稳定状态对应于某种最优控制规律下的 PID 控制器参数^[9]。系统具体的结构原理图如图 2。

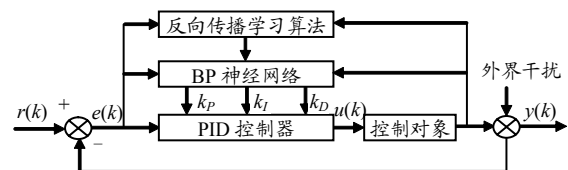


图 2 系统具体的结构原理图

3 仿真结果分析

设被控对象为一个延迟对象:

$$G(s) = \frac{e^{-60s}}{1 + 40s}$$

采样时间为 25 s，延迟时间为 4 个采样时间，

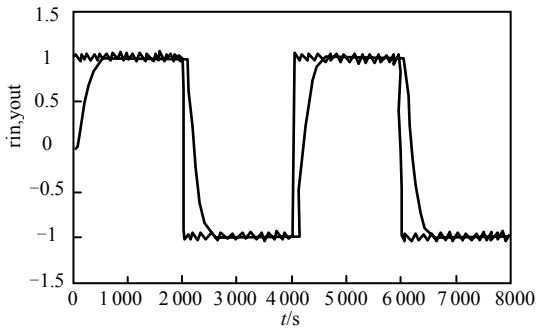


图 3 采用改进型 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法的方波响应

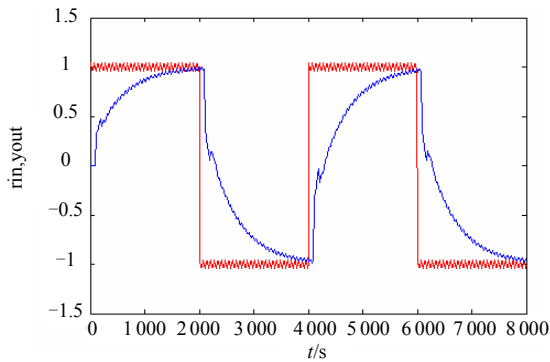


图 5 普通 PID 控制方波响应

即 100 s。采用 PID 控制器进行阶跃响应。输入信号为带有高频干扰的方波信号：

$$rin(t) = 1.0 \operatorname{sgn}(\sin(0.004\pi t) + 0.06 \sin(0.008\pi t))$$

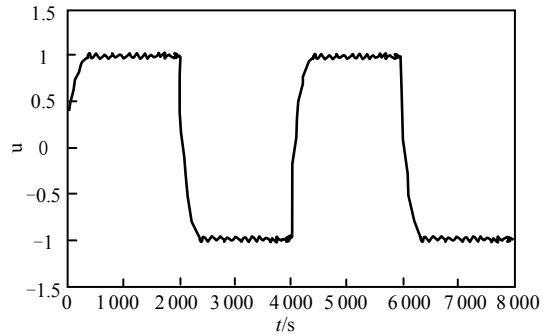


图 4 采用改进型 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法的控制器输出

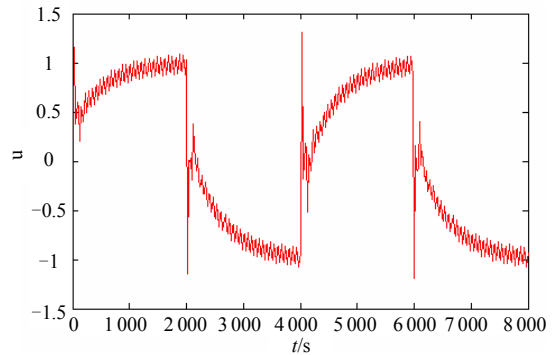


图 6 普通 PID 控制方波响应控制器输出

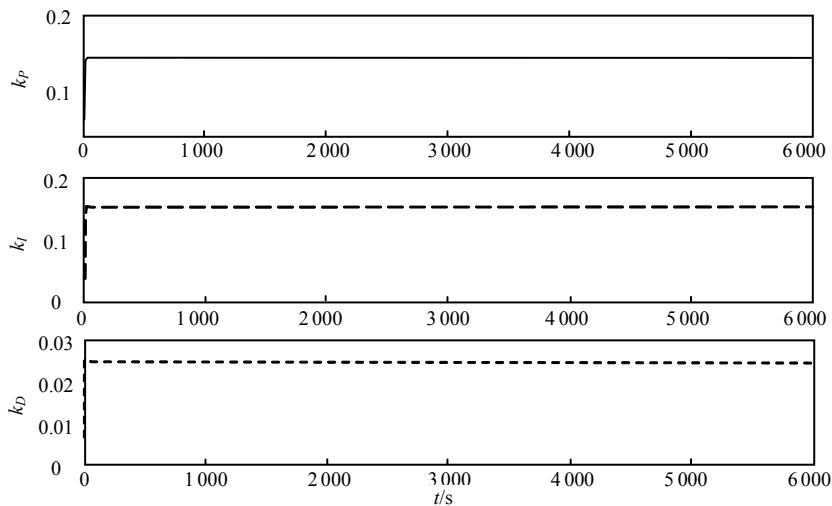


图 7 改进型神经网络算法 PID 控制器的比例、积分、微分波形图

图 3 和图 4 表示采用改进型 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法的方波响应和采用改进型 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法的控制器输出，人为设定停止神经网络参数模型系数 v_{ij} 、 w_{li} 的计算，系统的输入 $r(i)$ 调整为 $-1 \sim 1$ 的方波信号，通过仿真图 3 可见：系统输出 y 也跟随方波响应改变，说明

BP 神经网络模型通过自学习、自适应规则不断调整参数，从而调整 PID 控制器的比例、积分、微分参数，最终得到比较合适的控制量 $u(k)$ 。从仿真图可见，采用改进型 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法的方波响应可比较精确地跟踪输入信号，采用改进型 BP 神经网络的自适应 PID 控制算法的控制器输出 $u(k)$ 也比较稳定。

(下转第 32 页)

板开孔位置的每个孔均滚有一个焊球后，最后将多余的焊球滚到网板边缘。把植球器放置在工作台上，先取下网板，再取下植球完好的 BGA，整齐顺序放置到一块较大的废弃印制板上。植球器如图 3。

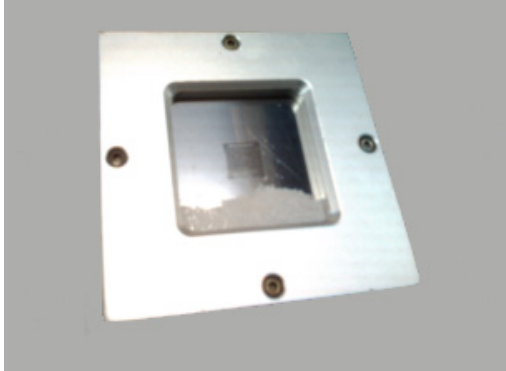


图 2 网板示意图

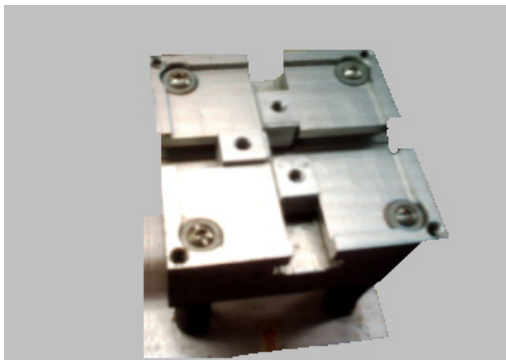


图 3 植球器示意图

5) 再回流焊

根据 BGA 植球选择的焊球材料（有铅、无铅）

（上接第 30 页）

通过对比可见，图 5 普通 PID 控制方波响应和图 6 普通 PID 控制方波响应控制器输出的拟合特性、稳定性和鲁棒性均没有前者优越。从图 7 可见，改进型 BP 神经网络控制系统的比例、积分、微分参数变化中的波动较小，过度过程所需要的时间也较短，减弱了被控对象的滞后性对系统的影响。由此可说明通过改进型 BP 神经网络模型可克服一般自适应需不断在线辨识系统系数的不足^[10]。

4 结论

仿真结果表明，神经网络算法应用于参数辨识过程，结合 PID 控制算法，形成改进型 BP 神经网络的自适应 PID 算法。该算法是应用神经网络建立系统参数模型，将时变参数系统的参数变化规律转化为神经网络参数模型，当系统变化后，可直接由模型得到系统的时变参数，而无需辨识过程就可在线得到参数的较高精度的估计值。

设置好热风回流炉温度曲线。开启回流炉加热，待温度恒温后，将放有 BGA 植球后的印制板放入回流炉中，待回流后，焊球就固定到 BGA 上了。检查回流后的 BGA，选出焊球有桥接和缺球的 BGA 后，在剩余完好的 BGA 上均匀涂抹一层固态助焊剂，再将印制板再次放入回流炉中，待再回流完成后，就可以得到焊球均匀、焊接浸润性良好的 BGA。

完成植球后，再用专用清洁剂将 BGA 上多余的助焊剂残留物清洗干净。为防止焊球氧化或器件受潮，应将植球完好后的 BGA 尽快进行贴装或在恒温干燥的条件下密封保存。

2 结束语

该工艺是多引脚器件新封装形式的 BGA 电装工艺，BGA 器件的质量与电装工艺的关系相对密切。此主要介绍了 BGA 植球的工艺要点，但 BGA 器件的返修还需作进一步的研究。

参考文献：

[1] 贾忠中. SMT 工艺质量控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 8.
 [2] 韩满林, 赵雄明. BGA 返修工艺[J]. 电子工艺技术, 2007, 4(5): 1-4.
 [3] 杜金根. BGA 器件返修工艺[D]. 2007 中国高端 SMT 学术会议论文集.
 [4] 徐欣. BGA 返修工艺研究[D]. 2007 中国高端 SMT 学术会议论文集.

参考文献：

[1] 武志云, 段志信, 马瑞平. 基于神经网络的 PID 控制器研究[J]. 内蒙古工业大学学报, 2000, 19(3): 234-237.
 [2] 牛玉刚, 杨成梧. 基于 PID 神经网络的自适应控制[J]. 兵工学报, 2001(1): 16-23.
 [3] 田明, 戴汝为. 基于动态 BP 神经网络系统辨识方法[J]. 自动化学报, 1994, 19(4): 451-453.
 [4] 王旭, 王宏, 等. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2009: 129-132.
 [5] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 26-48.
 [6] 黄友锐. 基于遗传神经网络的自整定 PID 控制器[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(11): 1628-1630.
 [7] 舒迪前. 自适应控制[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 1993: 35-64.
 [8] 刘金馄. 先进 PID 控制及 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 153-165.
 [9] 谭永红. 基于 BP 神经网络的自适应控制[J]. 控制理论及应用, 1994, 11(1): 24-47.
 [10] 尹晓飞, 马瑞萍, 唐震. 基于使用可用度的导弹初始备件需求模型[J]. 四川兵工学报, 2009(2): 26-28.