

基于遗传神经网络的自适应 PID 控制器的设计

高志安, 李良光, 樊 璠

GAO Zhi-an, LI Liang-guang, FAN Fan

安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001

College of Electric Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan, Anhui 232001, China

E-mail: ffgza2@yahoo.com.cn

GAO Zhi-an, LI Liang-guang, FAN Fan. Design of self-adaptive PID controller based on genetic neural networks. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(24): 100-102.

Abstract: A self-adaptive PID controller based on genetic algorithm and neural networks is presented. It consists of three parts: PID parameters are optimized by the genetic algorithm, and genetic algorithm combined with the RBF neural networks approaches the controlled object, searching for a group of initial parameters; RBF neural networks get Jacobian information; A self-adaptive PID controller based on the single neural network adjusts the PID parameters on line to insure the optimal dynamic and steady response. The simulation results show that the controller has a fast response speed, high steady precision. It can be used in different objects and processes.

Key words: genetic algorithm; neural networks; self-adaptive; neuron PID

摘 要: 提出了一种基于遗传算法和神经网络的自适应 PID 控制器的设计方法。该控制器主要由三个部分组成: 利用遗传算法优化 PID 参数, 和 RBF 神经网络结合, 对被控对象逼近, 搜索出一组准优的初始参数; RBF 神经网络完成对被控对象 Jacobian 信息辨识; 基于单神经元的自适应 PID 控制器, 在线调整 PID 参数, 以确保系统的响应具有最优的动态和稳态性能。仿真结果表明, 控制器具有响应速度快, 稳态精度高等特点, 可用于控制不同的对象和过程。

关键词: 遗传算法; 神经网络; 自适应; 神经元 PID

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.24.029 文章编号: 1002-8331(2008)24-0100-03 文献标识码: A 中图分类号: TP273

PID 控制要取得好的控制效果, 就必须通过调整好比例、积分和微分三种控制作用。基于传统 PID 设计的控制器难以获得较好的控制效果。神经网络具有任意非线性表达能力, 遗传算法在初始参数值的整定过程中起着重要作用。本文将遗传算法和神经网络同 PID 结合起来, 实现具有最佳组合的 PID 控制, 使得控制系统响应速度快, 稳态精度高等优点。

1 基于遗传神经网络的自适应 PID 控制原理

比例、积分和微分三种控制作用, 使得它们既相互配合又相互制约, 就必须找到最佳组合。单神经元同 PID 结合, 不仅结构更加简单, 而且学习算法简单, 学习速度快。系统初始参数值的选取, 对网络的学习性能有很大的影响, 先用遗传算法积累有关 PID 参数的先验知识, 得出的 PID 参数值再送给神经网络学习, 得出最优的 PID 参数值。RBF 神经网络被控对象在线辨识, 得到被控对象的灵敏度信息, 提高控制器的精度。

基于遗传神经网络的智能自适应 PID 控制器的结构如图 1 所示。

控制器由三部分组成: (1) 单神经元 PID 控制器实现对被控对象闭环控制, 并且 K_P, K_I, K_D 在线调整; (2) 遗传算法对 PID

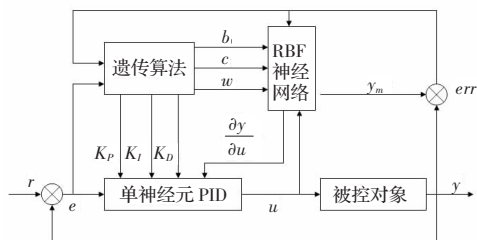


图 1 遗传神经自适应 PID 控制系统结构图

参数初始值的优化, 以及和 RBF 神经网络结合, 对被控对象逼近, 搜索出一组准优的初始参数值; (3) RBF 神经网络被控对象的在线辨识, 动态地观测对象的输出对控制输入的灵敏度信息。

2 单神经元自适应 PID

PID 控制, 是用输出量和给定量之间误差的比例、积分、微分的线性组合, 构成控制量, 控制受控对象。

采用数字控制时, 为:

$$u(k) = K_P e(k) + K_I T \sum e(i) + \frac{K_D}{T} [e(k) - e(k-1)] \quad (1)$$

作者简介: 高志安(1983-), 男, 硕士生, 主要研究方向: 变频调速; 李良光(1960-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究领域: 开关电源技术; 樊璠(1983-), 女, 硕士生, 主要研究方向: 计算机监控。

收稿日期: 2007-10-23 修回日期: 2008-01-17

其中 T 为采样周期, $u(k)$ 为 kT 时刻的输入值, $e(k)$ 为 kT 时刻的误差。

人工神经元是以神经细胞为基础的生物模型, 是一个具有多输入单输出信息处理单元。神经元和 PID 结合起来, 可得一个二层的神经网络, 有三个输入变量, 其结构如图 2。

若令

$$x_1(k)=e(k); x_2(k)=T \sum e(i); x_3(k)=\frac{e(k)-e(k-1)}{T} \quad (2)$$

权值:

$$w_1(k)=1; w_2(k)=K_I(k); w_3(k)=K_D(k) \quad (3)$$

$$z(k)=x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3 =$$

$$e(k) + K_I T \sum e(i) + \frac{K_D}{T} [e(k) - e(k-1)] \quad (4)$$

和式(1)比较, 两式形式上一致, 这样就把神经元和 PID 结合起来。

$f(z)$ 一般是输入变量 x_1, x_2, x_3 和权重 w_1, w_2, w_3 的非线性转移函数, 在本设计中 $f(z)$ 取为 Sigmoid 函数:

$$f(z) = \frac{2}{1+e^{-z}} - 1 \quad (5)$$

$$u(k) = K_P(k) * f \quad (6)$$

而在常规 PID 控制中,

$$u(k) = K_P * z(k) \quad (7)$$

这是两者的区别。

$K_P(k), K_I(k), K_D(k)$ 通过在线学习, 实时调整。

利用神经网络误差反向传播的梯度下降学习算法, 权系数应按目标函数梯度变化的反方向进行调整, 来减小实际输出值与期望值之间的误差, 实现对输出的控制。

二次型目标函数为:

$$E(k) = \frac{[r(k) - y(k)]^2}{2} = \frac{e^2(k)}{2} \quad (8)$$

K_P, K_I, K_D 的学习算法为:

$$K_X(k+1) = K_X(k) + \Delta K_X(k) \quad (9)$$

$$\Delta K_X(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial K_X} \quad (10)$$

其中 $X=P, I, D, \eta$ 为学习步长。具体为:

$$\Delta K_P(k) = \eta e(k) f \frac{\partial y}{\partial u} \quad (11)$$

$$\Delta K_I(k) = \eta e(k) K_P f(1-f) \left[\sum e(k) \right] \frac{\partial y}{\partial u} \quad (12)$$

$$\Delta K_D(k) = \eta e(k) K_P f(1-f) [e(k) - e(k-1)] \frac{\partial y}{\partial u} \quad (13)$$

当被控对象的特性未知时, $\frac{\partial y}{\partial u}$ 难以求得, 通常采用符号

函数 $\text{sgn}()$ 近似, 精确度不高。在本控制系统中采用 RBF 神经网络完成对被控对象 Jacobian 信息辨识。

3 RBF 神经网络

RBF 神经网络, 完成对系统的辨识, 得到输出对输入的变化灵敏度, 即 Jacobian 信息。在本控制系统中, 采用 8-7-1 结构, 如图 3 所示。其中: $\mathbf{X}=[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8]^T$ 为网络的输入向量; RBF 网络的径向基向量 $\mathbf{H}=[h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6, h_7, h_8]^T, h_j$ 为高斯函数:

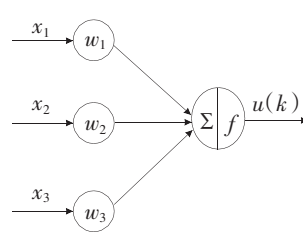


图 2 二层神经网络

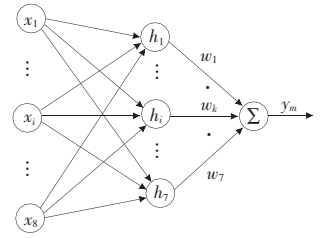


图 3 RBF 神经网络结构图

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad j=1, 2, \dots, 8 \quad (14)$$

式中 \mathbf{C}_j 为节点 j 基函数的中心向量 $\mathbf{C}_j=[c_{j1}, c_{j2}, c_{j3}, c_{j4}, c_{j5}, c_{j6}, c_{j7}, c_{j8}]^T; b_j$ 为节点 j 的基宽, 且为大于零的数; 网络的权向量为: $\mathbf{W}=[w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6, w_7, w_8]^T$ 。则 RBF 网络的输出:

$$y_m = \sum_{j=1}^8 w_j h_j \quad (15)$$

RBF 网络逼近的性能指标函数取为:

$$E(k) = \frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2 \quad (16)$$

根据梯度下降法, 得输出权、节点基宽、节点中心值向量参数的迭代。算法如下:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \eta [y(k) - y_m(k)] h_j + \alpha [w_j(k-1) - w_j(k-2)] \quad (17)$$

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \eta \Delta b_j + \alpha [b_j(k-1) - b_j(k-2)] \quad (18)$$

$$\Delta b_j = [y(k) - y_m(k)] w_j h_j \frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_j\|^2}{b_j^3} \quad (19)$$

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + \eta \Delta c_{ji} + \alpha [c_{ji}(k-1) - c_{ji}(k-2)] \quad (20)$$

$$\Delta c_{ji} = [y(k) - y_m(k)] w_j \frac{x_i - c_{ji}}{b_j^2} \quad (21)$$

式中, η 为学习速率, α 为动量因子, $\eta, \alpha \in [0, 1]$ 。

取 RBF 网络的第一个输入为控制器的输出 $u(k)$, 得 Jacobian 信息:

$$\mathbf{C}_j = [c_{j1}, c_{j2}, c_{j3}, c_{j4}, c_{j5}, c_{j6}, c_{j7}, c_{j8}]^T \quad (22)$$

4 遗传算法对初始参数值的优化

本设计中存在大量的初始参数, 包括 PID 中 K_P, K_I, K_D , RBF 神经网络中输出权 w 、节点基宽 b 、节点中心值 c 向量等参数, 利用遗传算法对初值进行优化, 为设计带来极大的方便。

本设计采用二进制编码, 采用了最佳保留选择机, 将当前群体中适应度最高的个体结构完整地复制到下一代群体中; 自适应变异算法, 即适应度高的个体变异的概率小, 适应度低的个体变异的概率大; 采用保留最优个体而重新生成其余个体, 即当个体的平均适应度与当前种群最大适应度相当时, 保留最优个体而重新生成其余个体, 防止可能出现的早熟收敛现象, 维持了解群体中个体的多样性, 以利于得到全局最优值。

遗传算法对 PID 参数初始值优化, 确定值的大概范围, 每个参数用 10 位二进制码表示, 3 个参数串接在一起构成个体, 种群数量取为 30, 进化代数取为 100, 交叉概率 $p_c=0.6$, 变异概率, $p_m=[1:1:Size]*(0.001)/Size$, 代价函数取:

$$J = \int (w_1 * |e(t)| + w_2 * u^2(t) + w_3 * |e(t)|) dt + w_4 * t_u \quad (23)$$

为了防止控制能量过大, 加入了控制输入的平方项, 为了避免超调, 采用了惩罚功能。当响应超调时, 才有 $w_3 |e(t)|$ 这一项, w_1, w_2, w_3, w_4 为权值, $w_3 \gg w_1, t_u$ 为上升时间。

遗传算法对 RBF 参数初始值优化,确定值的大概范围,每个参数用 10 位二进制码表示,70 个参数串接在一起构成个体,种群数量取为 30,进化代数取为 150,交叉概率 $p_c=0.8$,变异概率 $p_m=[1:1:Size]*(0.01)/Size$,代价函数取:

$$J = \sum |e(k)| \quad (24)$$

5 仿真结果

为了验证该控制器的性能,针对一伺服系统进行了仿真。伺服系统的开环传递函数^[5]为:

$$G(s) = \frac{523\ 500}{s(s^2 + 87.35s + 10\ 470)} \quad (25)$$

首先利用遗传算法和 RBF 网络对被控对象逼近,得到 RBF 网络的初始值。被控对象的输入:

$$u(k) = \sin(5 * 2 * \pi * k * t_s) \quad (26)$$

RBF 网络输入:

$$x_1 = u(k); x_2 = u(k-1); x_3 = u(k-2); x_4 = u(k-3);$$

$$x_5 = y(k); x_6 = y(k-1); x_7 = y(k-2); x_8 = y(k-3)。$$

对被控对象的逼近如图 4 所示。图中: y 为被控对象的输出, y_m 为 RBF 网络的输出(每十步输出一个*)。仿真结果表明,相对误差 2% 左右。

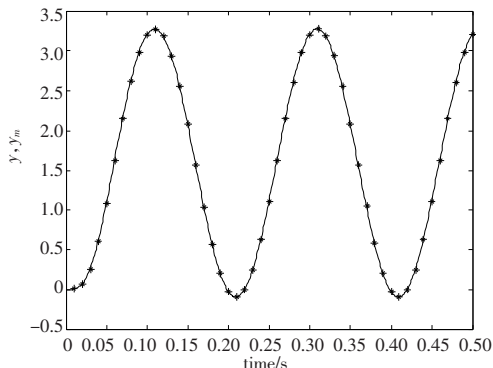


图 4 RBF 网络对系统辨识结果

经过多次仿真,得 PID 参数的大概范围:

$$K_p \in (0, 1], K_I \in [0, 0.1], K_D \in (0, 0.1]$$

利用上述遗传算法得到一组初始参数值:

$$K_p(0) = 0.586\ 5, K_I(0) = 0.001\ 5, K_D(0) = 0.005\ 9$$

从图 5 仿真曲线中可以看出,系统响应速度快,稳态精度高。

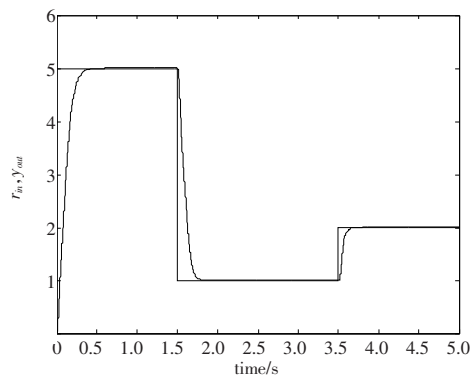


图 5 系统阶跃响应 Matlab 仿真曲线图

6 结论

本文研究了一种基于遗传算法和神经网络的自适应 PID 控制器的设计方法,既体现了 PID 控制简单特性,又弥补了常规 PID 控制器设计的不足。运用遗传算法,初始参数选取有了保证,利用 RBF 神经网络对系统逼近,得到被控对象的灵敏度信息,提高了系统的精确度,把单神经元同 PID 结合起来,使得 PID 参数在线调整算法简单,系统响应速度快,稳态精度高。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 宋道金.单神经元自适应 PID 控制器的性能优化设计[J].计算机工程与应用, 2007, 43(12): 199-201.
- [3] 陈静,王永骥.基于单神经元自适应 PID 控制的温控系统研究[J].计算技术与自动化, 2006(1): 20-22.
- [4] 李少远,王景成.智能控制[M].北京:机械工业出版社, 2005.
- [5] 刘金琨.先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M].北京:电子工业出版社, 2004.
- [6] 刘金琨.智能控制[M].北京:电子工业出版社, 2005.

(上接 99 页)

案,依据二值水印图像游程编码,在载体图像 DWT 域的最高级细节子图中嵌入水印信息。其主要包括如下特点:(1)由水印信息来确定嵌入点,它高效地解决了缩放和平移、剪切、行列去除等几何攻击问题。(2)在小波分解的最高级的 3 个细节子图中,选择最大的系数携带水印信息,既保证了水印化图像的透明性,又保证水印化图像经 JPEG 压缩处理后水印的鲁棒性。(3)算法可以与嵌入式零树小波编码结合进行水印嵌入。如在最高级某一细节子图中,根据水印游程码值对零树符号进行修改:原是正大系数,变为负系数;原为孤立零,用零树根表示。解码时先根据水印信息恢复零树小波编码系数,再小波解码。(4)游程编码拆分,可以提高算法安全性。拆分点(密钥 K_1, K_2)未知时,无法从载体图像提取正确水印信息。

参考文献:

- [1] Kim B S, Choi J G, Park C H, et al. Robust digital image watermarking method against geometrical attacks[J]. Real-Time Imaging, 2003, 9(2): 139-149.
- [2] Liu Yan, Zhao Jiying. Rotation, scaling, translation invariant image watermarking based on Radon transform[C]//Proceedings of the First Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'04), 2004.
- [3] Licks V, Jordan R. Geometric attacks on image watermarking system[J]. IEEE Multimedia, 2005, 1(3): 68-78.
- [4] 姚敏.数字图像处理[M].北京:机械工业出版社, 2006: 153.
- [5] Kutter M, Bhattacharjee S K, Ebrahimi T. Towards second generation watermarking scheme[C]//Proc of the 6th International Conference on Image Processing, Kobe, Japan, 1999.