

基于PID神经网络的无人机纵向姿态控制

陈锋, 秦世引

北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 100083

e-mail:chenfeng0151002@163.com

摘要: 本文针对某小型无人机智能自主飞行的要求, 提出了一种无人机纵向姿态的PID神经网络控制方法, 利用其优良的在线训练、学习和调整功能, 可有效实现该无人机的纵向姿态控制和纵向航迹跟踪。仿真结果表明, 本文所设计的PID神经网络控制器较传统的PID控制器具有更好的控制性能, 其响应快, 超调小, 精度高, 可满足自主飞行的要求。

关键词: 自主飞行 PID神经网络控制 纵向姿态控制

Control and simulation of the longitudinal attitude for UAV based PID neural network

Chen Feng Qin Shi-yin

School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, 100083

e-mail:chenfeng0151002@163.com

Abstract: To meet the demand of autonomous flight for a small UAV (unmanned aerial vehicle), a PID neural network controller is proposed for the longitudinal attitude of the UAV. With the superior function of the proposed controller for its on-line training, learning and regulating ability, the longitudinal attitude control and the trajectory tracking control for UAV are implemented effectively. The simulation results show that the proposed PID neural network controller can attain higher control performance, such as quick response, small overshoot and high precision, better robustness and better adaptive ability than traditional PID controller so as to satisfy the autonomic flight demands.

Key words: autonomous flight control; PID neural network; longitudinal attitude control

1. 引言

飞行控制系统是现代无人机的核心。无人机要完成自主飞行, 需要控制系统对内回路(姿态回路)和外回路(水平位置和高度回路)都具有良好的控制特性。典型的无人机内回路依靠飞行控制系统分别对纵向、横向和航向三个通道进行协调控制, 实现自动飞行。在三个通道中, 纵向通道控制设计是最复杂的, 其控制率的设计结果, 将直接影响无人机的飞行性能。由于无人机的非线性、时变特性, 使得常规的定参数控制律不能满足设计要求。为了解决这一问题, 需要设计能够在整个飞行包线中都能获得好的控制效果的纵向通道飞行控制律, 而智能控制在这方面有很大的应用潜力。

文献^[1]采用了一种基于RBF神经网络对PID动态调参的方法对飞行系统进行控制, 弥补了传统的PID控制器定参数的缺陷, 且RBF不像BP那样易陷入局部极小。然而RBF控制器也存在缺点: 如网络的隐含层节点个数和参数难以确定等。同RBF神经网络对PID的自适应调参相比, PID神经网络具有很多优点^[2, 3], 其结构简单, 是一种动态网络, 并且其

收敛速度快等等。因此,本文采用了PID神经网络对无人机纵向姿态进行控制。

2. 无人机的纵向姿态模型

根据经典飞行控制理论,可建立小型无人机的12阶微分方程模型,其中包括动力学模型和运动学模型^[4],如(1)式所示。利用水平无侧滑飞行条件 $\gamma = \beta \equiv 0$ 和 $p = r \equiv 0$,将无

人机运动模型解耦为不依赖于横侧向状态量 $(\beta, \gamma, p, r, \psi)$ 的纵向运动模型如(2)式所示。

$$\begin{aligned}
 m \frac{dV}{dt} &= T \cos(\alpha + \varphi_r) \cos \beta - D - mg \sin \theta \\
 mV \frac{d\theta}{dt} &= T [\cos(\alpha + \varphi_r) \sin \beta \sin \gamma_r + \sin(\alpha + \varphi_r) \cos \gamma_r] + L \cos \gamma_r - Z \sin \gamma_r - mg \cos \theta \\
 -mV \cos \theta \frac{d\psi}{dt} &= T [-\cos(\alpha + \varphi_r) \sin \beta \cos \gamma_r + \sin(\alpha + \varphi_r) \sin \gamma_r] + L \sin \gamma_r + Z \cos \gamma_r \\
 \frac{dx_A}{dt} &= V \cos \theta \cos \psi_r \\
 \frac{dy_A}{dt} &= V \sin \theta \\
 \frac{dz_A}{dt} &= -V \cos \theta \sin \psi_r \\
 I_x \frac{dp}{dt} &= M_x - (I_z - I_y) q \cdot r \\
 I_y \frac{dr}{dt} &= M_y - (I_x - I_z) p \cdot q \\
 I_z \frac{dq}{dt} &= M_z - (I_y - I_x) p \cdot r \\
 \frac{d\psi}{dt} &= \frac{1}{\cos \theta} (r \cos \gamma - q \sin \gamma) \\
 \frac{d\theta}{dt} &= r \sin \gamma + q \cos \gamma \\
 \frac{d\gamma}{dt} &= p - \tan \theta (r \cos \gamma - q \sin \gamma)
 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{cases} m \dot{V} = T \cos \alpha - D - mg \sin \theta \\ m V \dot{\theta} = T \sin \alpha + L - mg \cos \theta \\ \dot{\alpha} = q - \dot{\theta} \\ I_z \dot{q} = M_z \end{cases} \quad (2)$$

其中 T, D, L 及 M_z 分别为发动机推力,气流阻力,升力及绕俯仰轴力矩,这些参量的确定需要根据飞机当前的飞行状态时实地确定,在此将无人机的定常直线无侧滑飞行作为基准运动,小扰动情况下假设这些力和力矩为相应量的线性关系,就可得到无人机的纵向近似模型为(3)式所示。在本文中,该小型无人机质量 $m=9\text{kg}$,气动弦长 $\bar{c}=0.28\text{m}$,机翼展长 $b=2.8\text{m}$,飞行推理 $T=15\text{N}$,飞机的气动导数可以通过吹风试验并进行计算得到。在平飞条件下飞行速度 $V_0=20\text{m/s}$,迎角 $\alpha_0=2.68/57.3\text{rad}$,高度 $H_0=200\text{m}$ 。根据试验数据进行一阶近似简化后,

可得在平飞条件下的纵向平面小扰动近似模型为(4)式所示。

$$\begin{cases} m \dot{V} = (T_0 + \frac{\partial T}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial T}{\partial \delta_e} \delta_e) \cos \alpha - (D_0 + \frac{\partial D}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial D}{\partial \alpha} \Delta \alpha + \frac{\partial D}{\partial \delta_e} \delta_e) - mg \sin \theta \\ mV \dot{\theta} = T \sin \alpha + (L_0 + \frac{\partial L}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial L}{\partial \alpha} \Delta \alpha + \frac{\partial L}{\partial \delta_e} \delta_e) - mg \cos \theta \\ \dot{\alpha} = q - \dot{\theta} \\ I_z \dot{q} = M_{z0} + \frac{\partial M_z}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial M_z}{\partial \alpha} \Delta \alpha + \frac{\partial M_z}{\partial \delta_e} \delta_e + \frac{\partial M_z}{\partial q} \Delta q + \frac{\partial M_z}{\partial \dot{\delta}_e} \dot{\delta}_e \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \dot{V} = (0.4877 - 0.0151V) \cos \alpha - (-0.4424 + 0.0302V + 0.4840\alpha) - g \sin(\vartheta - \alpha) \\ V \dot{\alpha} = Vq - (0.4877 - 0.0151V) \sin \alpha - (-15.7578 + 0.9800V + 127.4\alpha + 0.0172\dot{\alpha} + 0.4040q + 3.1850\delta_e) + g \cos(\vartheta - \alpha) \\ \dot{\vartheta} = q \\ \dot{q} = 2.2460 - 48.02\alpha - 5.7505q - 55.7375\delta_e - 0.2401\dot{\alpha} \\ \dot{H} = V \sin(\vartheta - \alpha) \end{cases} \quad (4)$$

从方程组(4)可以看出,该模型呈现非线性特性,并且,模型中各参数的逼近只采用

了一阶近似, 和其实值之间还存在一个高阶偏差量, 采用常规 PID 控制方法不容易进行控制器设计, 并且由于模型不准确, 对于近似模型设计的最优 PID 控制器在实际控制中也未必是最优的; 此外, 由于飞机实际飞行环境复杂, 可能导致模型参数的改变, 而传统 PID 控制无法很好地应对这些改变。因此对于该模型, 传统 PID 控制无法取得很好的控制效果, 应当寻求具有自适应功能的智能化控制策略和方法。

3. PID 神经网络 (PID Neural Network 简称 PIDNN) 控制器

3.1 原理结构

PID 神经网络控制是 PID 控制规律与多层前向神经网络的结合, 这种控制方式在结构上不再明显包含 PID 控制器, 而是将神经网络和 PID 控制规律融为一体^[5, 6, 7, 8], 将误差信号的比例、积分、微分运算和 PID 参数的自适应整定放在一个前向神经网络中完成。PID 神经网络的基本形式为 2*3*1 结构, 如图 1 所示。

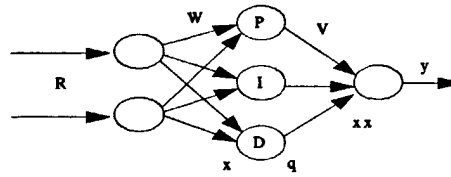


图 1 PID 神经元网络结构示意图

3.2 控制算法

3.2.1 前向算法

PIDNN 的前向算法根据控制系统给定值和被控对象输出值, 按网络当前权重值和各层输入输出函数形成控制器的输出。在任一采样时刻 K 时,

输入层神经元的输入和输出为 :

$$\begin{aligned} v_1(k) &= r(k) \\ v_2(k) &= y(k) \end{aligned} \quad (5)$$

$$x_i(k) = v_i(k) \quad i=1,2 \quad (6)$$

隐含层是网络的关键层, 其中各神经元的输入为:

$$v_j'(k) = \sum_{i=1}^2 w_{ij} x_i(k) \quad j=1,2,3 \quad (7)$$

隐含层各神经元的输出函数各不相同, 分别为比例、积分和微分函数。考虑到在实际控制系统中, 控制器输出能量为有限值, 因此对输出进行了上下限幅处理。其状态如下:

$$\text{比例 } x_1'(k) = \begin{cases} -1, & x_1'(k) < -1 \\ v_1'(k), & x_1'(k) \\ 1, & x_1'(k) > 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{积分 } x_2'(k) = \begin{cases} -1, & x_2'(k) < -1 \\ x_2'(k-1) + v_2'(k), & x_2'(k) \\ 1, & x_2'(k) > 1 \end{cases} \quad (9)$$

$$\text{微分 } x_3'(k) = \begin{cases} -1, & x_3'(k) < -1 \\ v_3'(k) - v_3'(k-1), & x_3'(k) \\ 1, & x_3'(k) > 1 \end{cases} \quad (10)$$

输出层只有一个神经元，其输入输出为：

$$v^*(k) = \sum_{j=1}^3 \omega_j^* x_j^*(k) \quad (11)$$

$$x^*(k) = v^*(k) \quad (12)$$

3.2.2 反传算法

PIDNN 的反传算法完成网络权重值的修改，即完成学习和记忆的功能，与一般多层前向网络的反传算法相似。设 T_p 时间内共 P 个采样点，取 PIDNN 的控制目标和训练准则为：

$$J = \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P [r(k) - y(k)]^2 \quad (13)$$

设学习步长为 η ，经过 n_0 步学习后，隐层至输出层的权值调整为：

$$\omega_j^*(n_0 + 1) = \omega_j^*(n_0) - \eta \frac{\partial J}{\partial \omega_j^*} \quad (14)$$

输入层至隐层的权值调整为：

$$\omega_{ij}^*(n_0 + 1) = \omega_{ij}^*(n_0) - \eta \frac{\partial J}{\partial \omega_{ij}^*} \quad (15)$$

隐层至输出层的权值变化量为：

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_j^*} = \frac{\partial J}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial x^*} \cdot \frac{\partial x^*}{\partial v^*} \cdot \frac{\partial v^*}{\partial \omega_j^*} \quad (16)$$

$$\text{因为：} \frac{\partial J}{\partial y} = -2 \sum_{k=1}^P [r(k) - y(k)], \quad \frac{\partial y}{\partial x^*} \approx \frac{y(k+1) - y(k)}{x^*(k) - x^*(k-1)}, \quad \frac{\partial v^*}{\partial \omega_j^*} = x_j^*(k)$$

所以：

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_j^*} = -2 \sum_{k=1}^P [r(k) - y(k)] \cdot x_j^*(k) \frac{y(k+1) - y(k)}{x^*(k) - x^*(k-1)} = - \sum_{k=1}^P \delta_j^*(k) x_j^*(k)$$

输入层至隐含层的权值变化量为：

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_{ij}^*} = \frac{\partial J}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial x^*} \cdot \frac{\partial x^*}{\partial x_j^*} \cdot \frac{\partial x_j^*}{\partial v_j^*} \cdot \frac{\partial v_j^*}{\partial \omega_{ij}^*} \quad (17)$$

$$\text{因为：} \frac{\partial x^*}{\partial x_j^*} = \omega_j^*, \quad \frac{\partial v_j^*}{\partial \omega_{ij}^*} = x_i(k), \quad \frac{\partial x_j^*}{\partial v_j^*} \approx \frac{x_j^*(k) - x_j^*(k-1)}{v_j^*(k) - v_j^*(k-1)}$$

所以：

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_{ij}^*} = - \sum_{k=1}^P \delta_j^*(k) \omega_j^* \cdot \frac{x_j^*(k) - x_j^*(k-1)}{v_j^*(k) - v_j^*(k-1)} \cdot x_i(k) = - \sum_{k=1}^P \delta_{ij}^*(k) \cdot x_i(k)$$

3.3. PID 神经网络控制系统的稳定性

PIDNN 控制系统稳定性由以下定理给出。

定理 1: 如果一个 PIDNN 的网络连接权值取初值时, 其控制系统是稳定的, 且网络的隐含层至输出层权重调整算法的学习步长 η_v 和输入层至隐层权重调整算法的学习步长 η_w 满足以下条件:

$$0 < \eta_v < \frac{1}{\varepsilon_{vi}^2}, \quad 0 < \eta_w < \frac{1}{\varepsilon_{wj}^2} \quad (18)$$

则这个 PIDNN 控制系统必然是稳定的。

其中:
$$\varepsilon_{vi} = \frac{\delta_v(k)q_i(k)}{\sqrt{2} * e(k)}, \quad \varepsilon_{wj} = \frac{\delta_w(k)r_j(k)}{\sqrt{2} * e(k)} \quad (19)$$

定理 1 在文献^[9]有相关证明, 限于篇幅在这就不详述。

4. 仿真结果

针对上面给出的小型实验无人机模型进行仿真, 系统输入为阶跃输入, 仿真结果如下:

1) 俯仰姿态保持/控制模态仿真

采用 PID 神经网络控制器, 初始值选取 W 和 V 的初始值为 $W = [1 \ 1 \ 1; -1 \ -1 \ -1]^T$,

$V = [0.1 \ 0.1 \ 0.1]^T$, 由定理 1 中稳定性的要求, 学习速率定为: $\eta_v = 0.05; \eta_w = 0.05$ 。其

俯仰角单位阶跃输出响应曲线如图 2 所示。

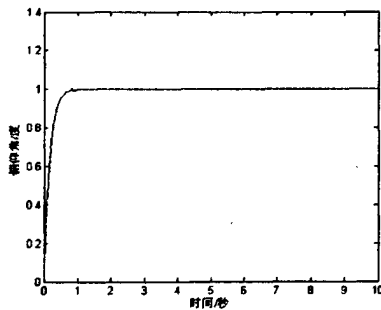


图 2 模糊自适应 PID 俯仰角单位阶跃响应

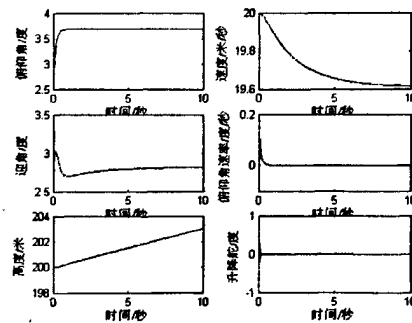


图 3 俯仰姿态保持/控制回路阶跃响应特性

为便于比较, 现采用传统 PID 控制俯仰角姿态, 其参数选取比较好时 $k_{p0} = 20, k_{i0} = 30, k_{d0} = 1$, 输出响应如图 4 所示。

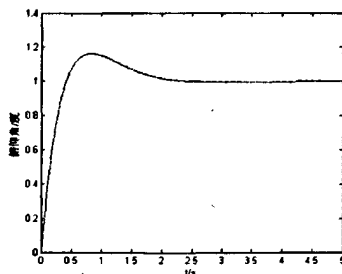


图 4 常规 PID 俯仰角保持仿真结果

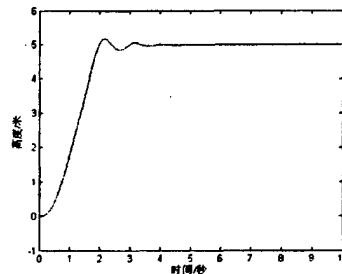


图 7 传统 PID 高度保持响应

比较图 2 和图 4 可知, 采用 PID 神经网络控制方法都能改善系统的动、静态响应, 加快了系统的响应时间, 系统超调也大大减小, 系统动、静态性能都得到了提高。

2) 高度保持/控制模态的仿真

在设计高度控制系统时通常不再改变已设计好的姿态控制系统,当需要单独对飞机的姿态角进行保持和控制时,我们只需简单的将高度差测量装置断开即可,从而使飞行状态的转换非常方便。因此,在上面姿态保持/控制模式设计好的基础上,采用 PID 神经网络控制器控制高度,高度爬升为 5m,仿真结果如图 5 所示。

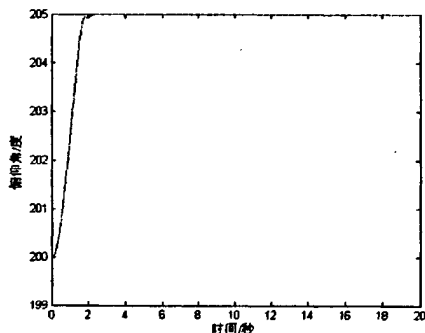


图 5 模糊自适应 PID 控制器高度保持响应

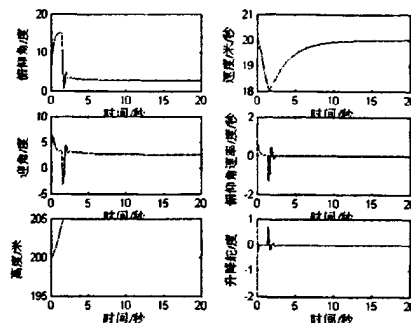


图 6 高度保持回路响应特性

为了比较分析,采用传统的 PID 控制方法,选取较好的 PID 参数控制高度,仿真结果如图 7 所示。比较分析图 5 和图 7 的仿真结果可知,采用模糊自适应 PID 控制方法控制高度比采用传统的 PID 控制方法好,前者加快了系统的响应时间,系统超调也大大减小,提高了系统的动、静态性能,进一步说明了本文提出的方法的优越性。

5. 结论

本文设计了一种无人机纵向姿态控制的 PID 神经网络控制方法,有效地实现了纵向姿态的控制和纵向航迹的跟踪,该方法适用于无人机这类非线性、时变对象的控制。仿真结果表明,采用这种姿态控制方法的控制器性能比常规 PID 控制器有明显的改善,响应快,超调小,稳态精度高,系统的动、静态性能都有很大的提高,可满足自主飞行的要求。

参考文献

- [1] Yan li ,Naraimhan S., P. S., "Stale Neuro-Flight-Controller Using Fully Tuned Radial Basis Function Networks", Journal of Guidanc 'Control, And Dynamics[J].No.4,2001.7~8
- [2] 舒怀林, 郭前岗.一种新型神经网络结构 PID 控制器及其仿真研究.电气传动自动化,1999,21(2):29~32
- [3] 舒怀林.PID 神经网络及其控制系统[M].国防工业出版社,2006,2
- [4] 张明廉.飞行控制系统[M].航空工业出版社,1994,7
- [5] 舒怀林. PID 神经网络及其控制系统[M]. 国防工业出版社,2006,2
- [6] Zhun Yu, Ying-Bai Xie, You-Yin Jing, Xu-ao Lu . Applying neural networks to PID controllers for time-delay systems, Proceedings of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, August, 2006, pp.3173~3176
- [7] Yu Yongquan, Huang Ying, Zeng Bi, A PID neural network controller, Proceedings of the International Joint conference on, July,2003, pp.1933~1928
- [8] 沈永俊, 顾幸生. 基于 PID 神经网络的非线性系统辨识与控制. 华东理工大学学报,2006,32(7):860~864
- [9] 舒怀林. PID 神经元多变量控制系统分析[J]. 自动化学报, 1999,1

基于PID神经网络的无人机纵向姿态控制

作者: [陈锋](#), [秦世引](#)
作者单位: [北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 100083](#)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Conference_6492687.aspx