

引用格式:尚明杰,浦黄忠,郭剑东.四旋翼飞行器自适应PIDNN控制研究[J].电光与控制,2017,24(8):20-23,37. SHANG M J, PU H Z, GUO J D. On adaptive PIDNN control of quadrotor aircraft[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(8):20-23, 37.

四旋翼飞行器自适应PIDNN控制研究

尚明杰, 浦黄忠, 郭剑东
(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要: 针对传统四旋翼PID控制器参数整定困难和控制效果较难达到最优的问题,综合了传统PID控制器工程意义明确、参数整定简单以及神经网络的非线性映射和自学习的优点,构造了四旋翼飞行器神经网络PID(PIDNN)控制器。利用神经网络的非线性映射特点和自学习能力优化了传统PID控制器的控制效果,借助PID控制器的结构,解决了神经网络层数、节点数和连接权重初值选取困难的问题。同时利用自适应调整比例神经元加权系数,增加了系统的响应速度。最后,通过非线性全数值仿真验证了算法的合理性和有效性。

关键词: 四旋翼; 控制器; 神经网络; PIDNN; 自适应

中图分类号: V279 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.005

On Adaptive PIDNN Control of Quadrotor Aircraft

SHANG Ming-jie, PU Huang-zhong, GUO Jian-dong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In traditional quadrotor PID controller, parameter tuning is difficult and it is also difficult to achieve optimum control effect. To solve the problems, we constructed a quadrotor PID Neural Network (PIDNN) controller, which integrated the advantages of the traditional PID controller of clear engineering meaning and simple parameter tuning, with the advantages of Neural Network (NN) of nonlinear mapping and self-learning capability. The nonlinear mapping and self-learning capabilities of NN were used to optimize the control effect of traditional PID controller. By constructing the PID controller, the initial values of number of neural network layers, nodes and connection weights were determined. At the same time, we designed a kind of adaptive flight control algorithm of PIDNN, using adaptive adjustment of proportional neuron weighting coefficient to increase the response speed of the system. The rationality and validity of the algorithm were verified by using a nonlinear full numerical simulation.

Key words: quadrotor; controller; neural network; PIDNN; adaptive

0 引言

四旋翼飞行器由机身和4个旋翼组成,升力由4个旋翼提供。旋翼分为转向相反的两组,以抵消因旋转而产生的反转力矩。通过差动改变同组旋翼的转速,可以实现滚转和俯仰运动;通过控制两组旋翼的反扭力矩,可以实现偏航运动。由于四旋翼飞行器只有4个驱动力但是需要完成6个自由度的运动,所以其

是一个欠驱动、强耦合的非线性系统,而且受外界扰动影响较大。目前学者研究较多的算法有:Backstepping控制^[1]、神经网络控制^[2-4]、自适应控制^[5-6]、鲁棒控制等。这些控制系统设计普遍具有计算量大、控制结构复杂或约束条件较多等问题,因此难以应用于工程实践。PIDNN是一种新的控制方法,它结合了PID控制和神经网络控制的优点,它并不是用神经网络选择和整定PID参数,而是分别定义了具有比例、积分、微分功能的神经元,从而将PID控制规律融合进神经网络之中^[7]。相对于典型的神经网络控制,其网络结构简单、响应速度快,相对于传统PID控制,其具有一定的自适应性。本文设计的PIDNN四旋翼飞行器控制器通过在线测量系统给定值和输出值,自主学习,自适应调整网络权值,并同时完成飞行系统的各通道解

收稿日期:2016-08-08

修回日期:2016-09-05

基金项目:国家自然科学基金(61304223);教育部高等学校博士学科点专项科研基金(20123218120015);中央高校基本科研业务费专项资金(NZ2015206)

作者简介:尚明杰(1991—),男,江苏南京人,硕士生,研究方向为先进行飞行控制。

耦控制工作。

1 四旋翼动力学模型

四旋翼飞行器由机身和 4 个旋翼组成,如图 1 所示。建立地面坐标系 $E = \{E_x, E_y, E_z\}$ 和机体坐标系 $B = \{B_x, B_y, B_z\}$,其中,地面坐标系是以地面某个点为原点的静止笛卡尔坐标系。滚转角 $\varphi (-\pi < \varphi < \pi)$,俯仰角 $\theta (-\pi/2 < \theta < \pi/2)$ 和偏航角 $\phi (0 < \phi < 2\pi)$ 组成姿态角为 $\Theta = [\phi \ \theta \ \varphi]^T$ 。

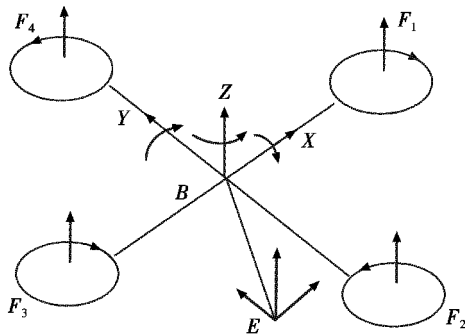


图 1 四旋翼飞行器结构图

Fig. 1 Structure of quadrotor aircraft

为了建立四旋翼的非线性飞行动力学模型,不失一般性对四旋翼做如下假设:四旋翼飞行器是均匀对称的刚体,其非线性动力学模型基于牛顿-欧拉模型分析;四旋翼飞行器所受阻力和重力保持不变;四旋翼 4 个方向的升力与电机的转速的平方成正比。依据文献[8-9]可以得到四旋翼的姿态运动学方程为

$$\dot{X} = \begin{cases} \dot{\phi} = p + (q \sin \phi + r \cos \phi) \tan \theta \\ \dot{\theta} = q \cos \phi - r \sin \phi \\ \dot{\varphi} = (q \sin \phi + r \cos \phi) \sec \theta \\ \dot{p} = a_1 q r + d_1 k_L (\omega_2^2 - \omega_4^2) \\ \dot{q} = a_2 p r + d_2 k_L (\omega_3^2 - \omega_4^2) \\ \dot{r} = a_3 q r + d_3 k_Q (\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $a_1 = \frac{J_y - J_z}{J_x}$; $a_2 = \frac{J_z - J_x}{J_y}$; $a_3 = \frac{J_x - J_y}{J_z}$; $d_1 = \frac{l}{J_x}$; $d_2 = \frac{l}{J_y}$; $d_3 = \frac{l}{J_z}$; k_L 为升力系数; k_Q 为反扭矩系数; ω_i 为旋翼转速; l 为电机轴到四旋翼重心的垂向距离; J_x, J_y, J_z 为

三轴转动惯量。定义 $U = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_L (\omega_2^2 - \omega_4^2) \\ k_L (\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ k_Q (\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{bmatrix}$,

为 3 个通道的控制输入量。

2 PIDNN 控制算法

通过上文对四旋翼飞行器的动力学建模分析,选

择滚转角、俯仰角和偏航角作为飞行器的状态向量 $[\phi \ \theta \ \varphi]^T$,相应的飞行器的控制向量选择为 $[U_1 \ U_2 \ U_3]^T$ 。

PIDNN 控制算法网络结构见图 2。

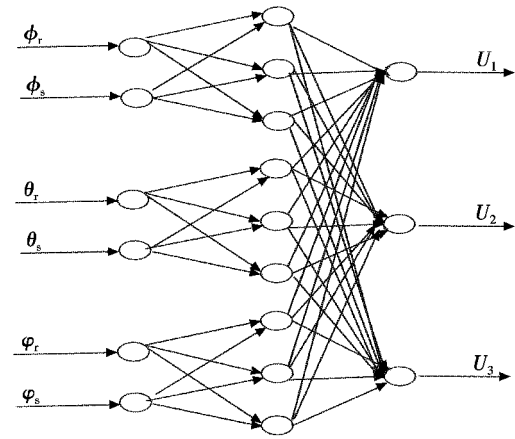


图 2 PIDNN 控制算法的网络结构

Fig. 2 Net structure of PIDNN control algorithm

PIDNN 网络具有 3 层结构,分别为输入层、中间层、输出层。其中,输入层有 6 个神经元,分别为期望值 $[\phi_r, \theta_r, \varphi_r]$ 和真实值 $[\phi_s, \theta_s, \varphi_s]$,中间层分为 3 个模块,每个模块各有 3 个神经元,分别实现比例、积分和微分运算,共有 9 个神经元。输出层共有 3 个神经元,输出 3 个通道的控制量。

2.1 网络前向通路算法

前向通路算法实现被控量的参考输入和传感器检测值的映射,各层算法^[10]如下所述。

1) 输入层。

$$\begin{aligned} u_{1r} &= I_{1r} = r \\ u_{1s} &= I_{1s} = y \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $r = [\phi_r \ \theta_r \ \varphi_r]^T$,为四旋翼飞行器姿态的参考输入; $y = [\phi_s \ \theta_s \ \varphi_s]^T$,是由传感器结算所得的四旋翼飞行器姿态的实际测量值。输入层神经元的输出为

$$\begin{cases} x_{1r} = g(u_{1r}) \\ x_{1s} = g(u_{1s}) \end{cases} \quad (3)$$

式中,函数 $g(\cdot)$ 为神经元的限幅输出函数,在此选用比例阈值函数。

2) 中间层。

$$I_2^T = x_{1r}^T \cdot w_{ir} + x_{1s}^T \cdot w_{is} \quad (4)$$

式中: x_{1r} 和 x_{1s} 均是输入层神经元的输出量,为 3×1 阶列向量; w_{ir} 和 w_{is} 分别是输入层和隐含层之间神经元链接的权重值,为 3×9 阶矩阵; I_2 是隐含层神经元的输入量,为 9×1 阶列向量。

$$u_2 = pid(I_2) \quad (5)$$

式中, $pid(\cdot)$ 是 PID 运算函数,即

$$pid(x) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1(k) \\ \sum_{i=0}^k \mathbf{x}_2(i) \\ \mathbf{x}_3(k) - \mathbf{x}_3(k-1) \\ \mathbf{x}_4(k) \\ \sum_{i=0}^k \mathbf{x}_5(i) \\ \mathbf{x}_6(k) - \mathbf{x}_6(k-1) \\ \mathbf{x}_7(k) \\ \sum_{i=0}^k \mathbf{x}_8(i) \\ \mathbf{x}_9(k) - \mathbf{x}_9(k-1) \end{bmatrix} \quad (6)$$

中间层神经元的输出为

$$\mathbf{x}_2 = g(\mathbf{u}_2) \quad (7)$$

3) 输出层。输出层神经元的输入为

$$\mathbf{u}_3 = \mathbf{I}_3 = \mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_2 \quad (8)$$

式中: \mathbf{x}_2 是隐含层神经元的输出量, 为 9×1 阶列向量; \mathbf{w}_j 是隐含层和输出层之间神经元链接的权重值, 为 3×9 阶矩阵; \mathbf{I}_3 是输出层神经元的输入量, 为 3×1 阶列向量。输出层神经元的输出为

$$\mathbf{x}_3 = g(\mathbf{u}_3) \quad (9)$$

式中, \mathbf{x}_3 为控制器的输出, 即 $\mathbf{x}_3 = [U_1 \ U_2 \ U_3]^T$ 。

2.2 网络反传算法

网络的前传实现了输入量到控制量的映射, 反传算法实现网络的权重修正, 主要采用经典的梯度下降法实现。网络学习的目标使偏差 J 达到最小, 偏差满足

$$J = \sum_{k=1}^3 [r(k) - y(k)]^2 = \sum_{k=1}^3 (\mathbf{e}(k))^2 \quad (10)$$

1) 中间层到输出层权重修正。中间层到输出层的权重迭代可以表示为

$$\mathbf{W}_j(k+1) = \mathbf{W}_j(k) - \eta_j \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}_j} \quad (11)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}_j} = -\eta_j \frac{2}{m} \sum_{k=1}^m (\mathbf{e}^T(k) \cdot \mathbf{d}(y(k+1)) \cdot \mathbf{d}(\nu(k))) \mathbf{x}_2^T \quad (12)$$

式中: m 表示采样点数; $\nu(k)$ 表示网络的输出控制量。

2) 输入层到中间层的权重修正。输入层到中间层的权重迭代公式为

$$\mathbf{W}_i(k+1) = \mathbf{W}_i(k) - \eta_i \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}_i} \quad (13)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}_i} = -\eta_i \frac{2}{m} \sum_{k=1}^m (\mathbf{x}_1(k) \cdot \boldsymbol{\delta}^T) \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\delta} = (\mathbf{e}^T(k) \cdot \mathbf{d}(y(k+1)) \cdot \mathbf{d}(\nu(k)))^T \cdot \mathbf{w}_j \cdot \mathbf{d}(\mathbf{u}_2(k)) \cdot \mathbf{d}(\mathbf{I}_2(k)) \quad (15)$$

式中: \mathbf{u}_2 表示中间层的输出向量; \mathbf{I}_2 表示中间层的输入向量; $\mathbf{d}(\cdot)$ 定义为

$$\mathbf{d}(\mathbf{x}(k)) = \begin{bmatrix} \text{sgn}(\mathbf{x}_1(k) - \mathbf{x}_1(k-1)) \\ \vdots \\ \text{sgn}(\mathbf{x}_n(k) - \mathbf{x}_n(k-1)) \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数。

2.3 PIDNN 解耦

从上文的分析中可以看出, PIDNN 有一定的解耦能力, 其解耦控制基于实现控制系统的给定值和被控对象输出量之间的广义解耦^[11-12]。传统解耦控制理论注重被控对象的输出量和控制量之间实现解耦, 使控制器可以按照单变量系统进行设计, 过程依赖对象的传递函数, 实用困难大。PIDNN 的解耦能力来自于它的任意非线性映射特性^[10], 在进行训练和学习时, PID 神经元按照学习算法逐步调节连接权值, 解耦和控制融为一体, 使系统性能达到最佳状态。

2.4 权重初值选取

PIDNN 控制器初始阶段设置为传统的 PID 控制器, 以保证控制器初始阶段的稳定性^[10], 输入层至中间层的连接权重初值为

$$\begin{cases} \mathbf{W}_{ir} = \text{diag}(\mathbf{A} \ \mathbf{A} \ \mathbf{A}) \\ \mathbf{W}_{is} = \text{diag}(\mathbf{B} \ \mathbf{B} \ \mathbf{B}) \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{A} = [1 \ 1 \ 1]$; $\mathbf{B} = [-1 \ -1 \ -1]$ 。

中间层到输出层的连接权重初值为

$$\mathbf{W}_j = \begin{bmatrix} K_\phi & 0 & 0 \\ 0 & K_\theta & 0 \\ 0 & 0 & K_\varphi \end{bmatrix}^T \quad (18)$$

$\mathbf{K}_x = [K_p \ K_i \ K_d]$, K_p , K_i 和 K_d 为针对被控量 x 的 PID 控制器参数。

随着 PIDNN 系统的反传算法递推运算, 控制器的参数将进一步优化。

2.5 改进的自适应 PIDNN 控制

典型的 PIDNN 飞行控制算法网络中间层的比例神经元系数不变, 但在数值仿真时发现其系数对系统快速性有较大的影响, 随着 K 值的增加, 系统快速性较好, 且不影响超调量, 但当超过一定值后, 系统状态不稳定; 如果 K 值较小, 会降低系统的响应速度, 系统时延长。本文通过非线性控制方法对比例系数 K 进行自适应调整, 使 K 值根据输入误差的大小自适应调整, 最终实现较好的控制功能, 其具体算法展开如下。

中间层比例神经元添加 K 值, 即

$$\mathbf{u}_2(k) = K * \mathbf{x}_i(k) \quad i=1, 4, 7 \quad (19)$$

$$K = \begin{cases} K_m & K \geq K_m \\ K_0 * |e-a| + K_1 / |e-a| & K < K_m \end{cases} \quad (20)$$

式中: K_m 是根据系统响应指标和稳态误差选择的系数; K_0 , K_1 是自适应系数, 共同决定飞行控制系统的响

应速度以及接近稳态时的振荡情况； a 是根据飞行控制系统误差调整的误差平衡指数，决定系数 K 值的转变点，通常取较小值。当系统误差 e 较大时， K 值较大，系统响应快，能够迅速减小误差；当误差减少到接近平衡状态时， K 值较小，系统振荡减小，迅速达到稳定状态；当系统稳定后， K 值较大，能有效减小系统的稳态误差。

3 仿真实验

在 Simulink 环境中，利用工具模块建立四旋翼飞行器的姿态控制系统，并利用 s 函数设计三输入三输出 PIDNN 控制器，针对四旋翼参考姿态跟踪状态进行仿真，设置仿真参数如下：姿态参考值 $[\phi_r, \theta_r, \varphi_r] = [0.1 \ 0.1 \ 0.1]$ ，PID 控制器初值 $K_\phi = [0.7 \ 0.1 \ 0.25]$ ， $K_\theta = [0.75 \ 0.2 \ 0.25]$ ， $K_\varphi = [1.10 \ 0.1 \ 0.2]$ ， $K_m = 40$ ， $K_0 = 0.05$ ， $a = 0.005$ ， $K_1 = 35$ 。仿真结果如图 3 所示。

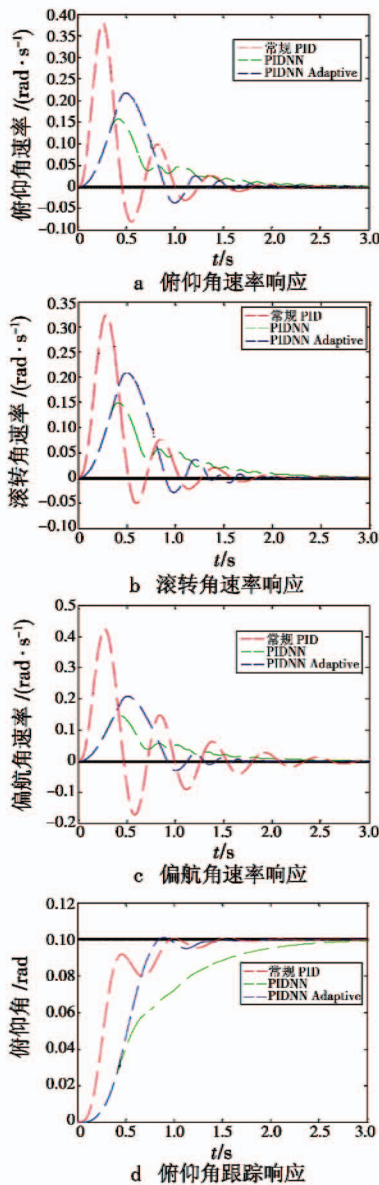


图 3 仿真结果

Fig. 3 Simulation result

从图 3 中总体看出，PIDNN 能够跟踪系统的期望值，同时具有较小的超调量，基本实现三通道的解耦。传统 PID 控制器的 3 个通道角速率振荡剧烈，而 PIDNN 角速率则平缓。导致 PIDNN 的上升时间比传统 PID 控制略大，但无超调，加入自适应环节后，系统响应快速性有明显提升，提高了飞行控制系统的性能品质。

4 结论

利用神经网络强非线性映射和优化算法优点，针对四旋翼飞行控制系统非线性问题设计了一种新型控制器 PIDNN，并在此基础上加入自适应环节。数值仿真表明：1) 利用 PID 结构作为初值，优化了神经网络层数、节点数和连接权重等参数整定；2) 有效地完成了四旋翼通道解耦控制，降低超调量，提高了系统的控制品质。

参考文献

- [1] MIAA A A, WANG D B. Modeling and backstepping based nonlinear control strategy for a 6 DOF quadrotor helicopter [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2008, 21 (3): 261-268.
- [2] VOOS H. Nonlinear and neural network-based control of a small four-rotor aerial robot [C] // International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2007: 1-6.
- [3] NICOL C, MACNAB C J B, RAMIREZ-SERRANO A. Robust neural network control of a quadrotor helicopter [C] // IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Canada, 2008: 1233-1238.

36%。

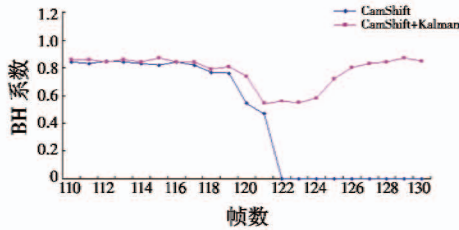


图 7 遮挡干扰条件下 BH 系数测试图
Fig. 7 The BH coefficient test under the interference of sheltering

表 2 遮挡干扰条件下有效帧率测试表

Table 2 The valid frames under the interference of sheltering

算法	测试帧数	有效帧数	有效帧率/%
CamShift	20	11	55
CamShift + Kalman	20	16	80

表 3 遮挡干扰下算法快速性测试表

Table 3 The quickness test under the interference of sheltering

算法	测试帧数	平均每帧迭代所用时间/s
CamShift	20	0.000 33
CamShift + Kalman	20	0.000 21

4 结论

本文针对小型对地侦察无人机目标跟踪算法中 CamShift 算法对相似颜色背景干扰和目标遮挡干扰鲁棒性差的问题,分别进行两方面的改进:1)针对 CamShift 模板信息单一,易受到相似颜色背景干扰的问题,提出了基于 H 和 LBP 二维跟踪模板的目标跟踪改进算法,使得改进后算法有效帧率提高了约 21%;2)针对

跟踪过程中目标易受到遮挡干扰导致跟踪失败的问题,本文通过引入 Kalman 滤波预测机制对原 CamShift 算法进行改进,改进后算法有效帧率提高了约 25%,平均每帧迭代所用时间下降了约 36%。

参考文献

- [1] 朱玮. 基于视觉的四旋翼飞行器目标识别及跟踪[D]. 南京:南京航空航天大学,2014.
- [2] 李文辉. 航拍视频中运动目标的检测与跟踪算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2014.
- [3] 杜凯. 基于均值偏移算法的运动目标跟踪算法研究[D]. 西安:长安大学,2012.
- [4] 瞿卫欣,程承旗. 基于 Kalman 滤波的 CamShift 运动跟踪算法[J]. 北京大学学报:自然科学版,2015,51(5): 799-803.
- [5] 修春波,魏世安,万蓉风,等. 二维联合特征模型的自适应均值漂移目标跟踪[J]. 光电子·激光,2015,26(2):342-348.
- [6] 覃虎跃,支琤,徐奕. 基于三维直方图的改进 CamShift 目标跟踪算法[J]. 现代电子技术,2014,37(2):29-33.
- [7] 宋晓琳,王文涛,张伟伟. 基于 LBP 纹理和改进 CamShift 算子的车辆检测与跟踪[J]. 湖南大学学报:自然科学版,2013,40(8):52-57.
- [8] 胡威. 一种新的 MeanShift 快速运动目标鲁棒跟踪方法[J]. 计算机应用与软件,2014,31(1):140-143.
- [9] 田莘. 基于 MeanShift 算法的目标跟踪问题研究[D]. 西安:西安科技大学,2011.
- [10] 赵欣,陈峰,吴立知. 一种改进的 MeanShift 运动目标跟踪算法[J]. 通信技术,2011,44(11):76-79.

(上接第 23 页)

- [4] DIERKS T, JAGANNATHAN S. Neural network output feed-back control of a quadrotor UAV [C]//The 47th IEEE Conference on Decision and Control, 2008:3633-3639.
- [5] RASHID M I, AKHTAR S. Adaptive control of a quadrotor with unknown model parameters [C]//Proceedings of 9th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology, 2012:8-14.
- [6] MOREL Y, LEONESSA A. Direct adaptive tracking control of quadrotor aerial vehicles [C]//ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, 2006: 155-161.
- [7] 陈彦民,何勇灵,孔令博,等. 四旋翼飞行器分散 PID 神经网络控制[J]. 中国惯性技术学报,2014,22

- (2):185-190.
- [8] 舒怀林. PID 神经网络及其控制系统[M]. 北京:国防工业出版社,2006.
- [9] 单海燕. 四旋翼无人直升机飞行控制技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2008.
- [10] 苏立军,朱红娟,李小民,等. 四旋翼 PIDNN 控制器设计[J]. 电光与控制,2015,22(2):65-68.
- [11] 舒怀林. PID 神经网络对强耦合带时延多变量系统的解耦控制[J]. 控制理论与应用,1998,15(6):920-924.
- [12] ZHANG L C, ZHANG C L, HORNG J H, et al. Study on multivariable system based on PID neural network control [J]. Advanced Materials Research, 2012(591/592/593): 1490-1495.