

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105965

基于自适应神经网络的无人机PID控制器研究*

范怡敏¹ 罗云飞² 魏春英³

(1.南昌理工学院 计算机信息工程学院 南昌 330044; 2.华为技术有限公司 深圳 518129;

3.宁夏大学 物理与电子电气工程学院 银川 750021)

摘要: 为了提高PID控制器对系统的稳定性,并减少控制误差,提出一种自适应神经网络PID控制器。首先,在离散时间模型中开发PID控制器,以减少在连续时间中设计控制器所带来的问题。然后,定义一个自适应神经网络,调整控制增益,以实现导航任务过程中六旋翼无人机(UAV)的跟踪误差最小化。利用梯度下降方法对PID控制器的重要参数进行整定。此外,通过卡尔曼滤波对传感器测量值进行过滤,以提高在线自适应的性能。实验结果验证了所提控制器的优越性,绝对值误差积分(IAE)为 2.576×10^3 ,时间绝对值误差积分(ITAE)为 5.152×10^5 。两个误差指标均低于经典PID控制器一个数量级。

关键词: PID控制器;神经网络;控制增益;卡尔曼滤波;梯度下降方法

中图分类号: TP319 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on PID controller of UAV based on adaptive neural network

Fan Yimin¹ Luo Yunfei² Wei Chunying³

(1. College of Computer Information and Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330044, China;

2. Huawei Technologies Co., Ltd., Shenzhen 518129, China; 3. College of Physics and Electronic Electrical

Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: To improve the stability of PID controller to the system and reduce the control error, an adaptive neural network PID controller is proposed. Firstly, PID controller is developed in discrete-time model to reduce the problems of controller design in continuous time. Then, an adaptive neural network is defined to adjust the control gain to minimize the tracking error of the UAV during the navigation mission. The important parameters of PID controller are adjusted by gradient descent method. In addition, Kalman filter is used to filter the measured values of sensors to improve the performance of on-line adaptive. The experimental results verify the effectiveness of the proposed controller. The integral of absolute error (IAE) is 2.576×10^3 , and The integral multiplied time of absolute error (ITAE) is 5.152×10^5 . Both indexes are one order of magnitude lower than the classical PID controller.

Keywords: PID controller; neural network; control gain; Kalman filter; gradient descent method

0 引言

多旋翼无人机的实时轨迹控制^[1]是无人机(unmanned air vehicle, UAV)研究中非常重要的研究课题。比例-积分-微分(proportion integral derivative, PID)控制器^[2]是无人机工业中最常用的控制结构,这是因为PID控制器相对易于实施、编程和微调。其中,比例增益用以提升系统上升时间和响应;积分增益用以修正稳态误差;微分增益用以修正系统超调量。但由于大多UAV系统为非线性欠驱动系统^[3],PID控制并非总能直接用于多旋翼系统。

为此,刘艳^[4]提出了基于静态PID的控制器以进行UAV控制。但动态PID适用性在很多情况下更好,如文献[5]提出了具有人工智能和动态特性的PID控制器以进行UAV控制,定义了一个单神经元PID,将权重调节作为控制误差的函数。在方法验证中给出了仿真结果,但未进行稳定性分析。

另一类PID控制器能够反向传播控制误差,可以更好地调节控制器增益。如文献[6]提出了用于PID增益在线整定的算法,该估计器相对于激发谱而言具有鲁棒性,但实施非常复杂。文献[7]提出一种二次调节器优化的神经网络

收稿日期:2021-03-15

* 基金项目:江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ191016,GJJ171050)资助

络 PID 控制器,用于无刷直流电机的转速控制,利用二次调节器优化神经网络的最优输出。该 PID 控制器具有在线训练、自训练和自调节的功能,但并不能有效实施 UAV 轨迹控制。文献[8]提出了基于梯度下降的方法,根据被定义为惩罚误差的成本函数对 PID 控制器的增益进行在线调整。该控制器仅针对定位任务而设计,并在控制器实验的定位任务中使用了商用四旋翼飞行器。文献[9]利用针对小型 UAV 的纵向姿态控制,利用非线性模型设计了基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的智能 PID 控制器,对 PID 参数进行实时在线更新,确保 UAV 的纵向通道控制。仿真结果证明该 RBF 神经网络 PID 控制器对小型 UAV 具有良好的控制性能。

过去,一些研究提出了针对连续时间的神经网络 PID 控制技术(先在连续时间中设计控制器,后续再进行离散化),但大部分情况下,这些控制算法应用于连续时间会产生系统不稳定性或控制错误。本文分析并开发了完全在离散时间中设计的自适应神经网络 PID(adaptive neural network-proportion integral derivative, AN-PID)。该设计在控制器参数的调整中,不需要六旋翼 UAV 的精确模型,并确保在有着干扰和动力学不确定性情况下的稳定性能。与一些经典 PID 控制技术相比,实验结果表明所提 PID 控制器具有优越性能,可作为 UAV 非线性系统控制的一种解决方案,具有一定的借鉴意义。

1 自适应神经网络 PID 控制

本节将介绍提出的自适应神经网络 PID 控制器(AN-PID),其目的是通过使用 AN-PID 实现基于自调整的方法,本文采用六旋翼飞行器,与一般四旋翼无人机^[10]不一样,六旋翼具有更多旋翼,其稳定性和动力更出色。飞行器和参考坐标系如图 1 所示,其中, $\langle w \rangle$ 和 $\langle b \rangle$ 分别为全局坐标系和体轴坐标系。

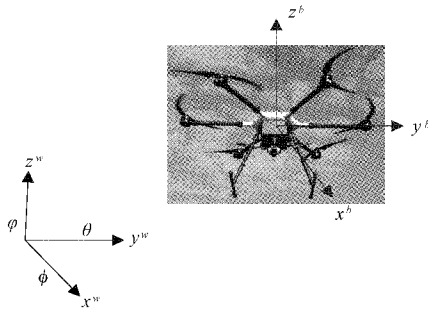


图 1 六旋翼飞行器和坐标系

其中六旋翼 UAV 位置输出(x^w, y^w, z^w 和 Ψ^w)可以跟踪期望参考坐标。因此,需要得到在每个样本时间(k)中的控制动作。本文研究中所定义的控制结构如图 2 所示,其中,Karman 表示卡尔曼滤波器,UAV 表示无人机。

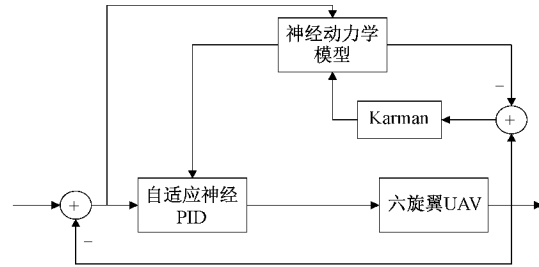


图 2 本文提出的控制系统方案

控制误差可定义如下:

$$e(k) = (e_x(k), e_y(k), e_z(k), e_\psi(k))^T \quad (1)$$

其中, $e_1(k) = (x_{ref}(k+1) - x^w(k+1))$, 位置 x^w 方向误差; $e_2(k) = (y_{ref}(k+1) - y^w(k+1))$, 位置 y^w 方向误差; $e_3(k) = (z_{ref}(k+1) - z^w(k+1))$, 位置 z^w 方向误差; $e_4(k) = (\psi_{ref}(k+1) - \psi^w(k+1))$, 位置 Ψ^w 方向误差。

离散时间经典 PID 控制器的模型定义为:

$$o_i(k) = K_{P_i} e_i(k) + K_{I_i} \sum_{j=1}^k e_i(j) T_o + \frac{K_{D_i}}{T_o} (e_i(k) - e_i(k-1)) \quad (2)$$

式中:下标 i 表示六旋翼 UAV 的次序变量; j 表示时刻; K_{P_i}, K_{I_i} 和 K_{D_i} 表示 PID 控制参数; T_o 表示采样时间; k 为离散时间;一般通过系统动态和硬件限制来定义参数 T_o ; 考虑时刻($k-1$)处的控制动作:

$$o_i(j-1) = K_{P_i} e_i(k-1) + K_{I_i} \sum_{j=1}^{k-1} e_i(j) T_o + \dots + \frac{K_{D_i}}{T_o} (e_i(k-1) - e_i(k-1)) \quad (3)$$

接下来,通过在式(2)和(3)中分别比较 $o_i(k)$ 和 $o_i(k-1)$, 则信号 $o_i(k)$ 可表示为:

$$o_i(k) = o_i(k-1) + K_{P_i} (e_i(k) - e_i(k-1)) + K_{I_i} e_i(k) T_o + \dots + \frac{K_{D_i}}{T_o} (e_i(k) - 2e_i(k-1) + e_i(k-2)) \quad (4)$$

通过修改 PID 控制参数,以得到最小控制误差和尽可能快的收敛。然而,传统的 PID 是静态控制器^[11],因为 K_{D_i}, K_{I_i} 和 K_{P_i} 是常数。由此可知,控制动作并不具备自适应特性。本文研究定义了一个自适应技术,从而调整控制增益,以实现导航任务过程中六旋翼 UAV 的跟踪误差最小化。提出的控制器能够解决这些问题,因为其通过 PID 增益整定来最小化跟踪误差,拒绝系统的干扰和不希望的外部动作。为了得到基于 AN-PID 的控制器,必须定义 PID 控制器的每个动作中的激活函数,这在基于神经网络的 PID 控制器中较为常见,如神经网络 Lyapunov 约束的 PID 控制^[12],可穿戴设备控制^[13]等。一般情况下都采用 $\tanh(\cdot)$ 函数作为连续饱和函数,如式(5)所示。

激活函数 $\varphi(\cdot)$ 定义如下:

$$u_i(k) = \varphi(o_i(k)) = u_{i,Max} \tanh\left(\frac{o_i(k)}{u_{i,Max}}\right) \quad (5)$$

将激活函数应用到式(4)的每个动作中,得出:

$$o_i(k) = \varphi(o_i(k-1)) + K_{P_i}\varphi(e_i(k) - e_i(k-1)) + K_{I_i}\varphi(e_i(k))T_o + \dots + \frac{K_{D_i}}{T_o}\varphi(e_i(k) - 2e_i(k-1) + e_i(k-2)) \quad (6)$$

为确保优化函数的收敛和性能,定义六旋翼 UAV 位置跟踪的函数 $E(k)$:

$$E(k) = \frac{1}{2}(e^T(k)e(k)) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^4 (e_i^2(k)) \quad (7)$$

使用梯度下降方法对 AN-PID 控制器的参数 K_{D_i} 、 K_{I_i} 和 K_{P_i} 进行整定如图 3 所示。

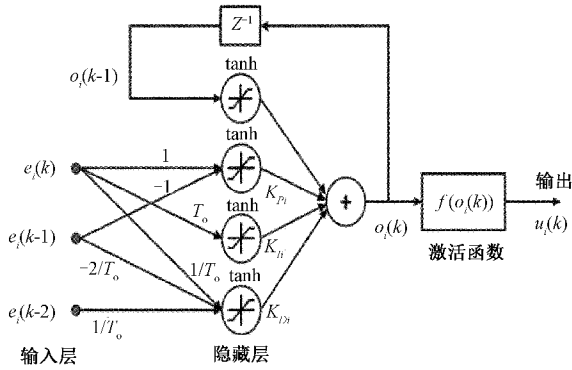


图3 自适应神经PID网络的内部结构

控制器参数的更新规则为:

$$\mathbf{K}_i(k+1) = \mathbf{K}_i(k) + \Delta \mathbf{K}_i(k) = \dots$$

$$\begin{pmatrix} K_{P_i}(k+1) \\ K_{I_i}(k+1) \\ K_{D_i}(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} K_{P_i}(k) \\ K_{I_i}(k) \\ K_{D_i}(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \eta_{P_i} \frac{\partial E(k)}{\partial K_{P_i}} \\ \eta_{I_i} \frac{\partial E(k)}{\partial K_{I_i}} \\ \eta_{D_i} \frac{\partial E(k)}{\partial K_{D_i}} \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中: η_{P_i} 、 η_{I_i} 和 η_{D_i} 的数值为神经PID控制器的学习因数。

基于式(8),使用链式法则可得到:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial K_{P_i}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial q_i^w(k+1)} \frac{\partial q_i^w(k+1)}{\partial u_i(k)} \frac{\partial u_i(k)}{\partial o_i(k)} \frac{\partial o_i(k)}{\partial K_{P_i}} \\ \frac{\partial E(k)}{\partial K_{I_i}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial q_i^w(k+1)} \frac{\partial q_i^w(k+1)}{\partial u_i(k)} \frac{\partial u_i(k)}{\partial o_i(k)} \frac{\partial o_i(k)}{\partial K_{I_i}} \\ \frac{\partial E(k)}{\partial K_{D_i}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial q_i^w(k+1)} \frac{\partial q_i^w(k+1)}{\partial u_i(k)} \frac{\partial u_i(k)}{\partial o_i(k)} \frac{\partial o_i(k)}{\partial K_{D_i}} \end{aligned}$$

链式规则的偏导数的数值为:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial q_i^w(k+1)} = -e_i(k) \quad (9)$$

对于 $\frac{\partial q_i^w(k+1)}{\partial u_i(k)}$, 其动力学是未知的, 必须通过神经网络识别出的动力学进行估计, 得到:

$$\frac{\partial \hat{q}_i^w(k+1)}{\partial u_i(k)} = \mathbf{W}_i(k) \boldsymbol{\xi}(\bar{\mathbf{q}}(k)) [(\bar{\mathbf{q}}(k) - \mathbf{c}_i) \frac{\partial \boldsymbol{\xi}^T(k)}{\partial u_i(k)}] \quad (10)$$

其中, $\frac{\partial \boldsymbol{\xi}^T}{\partial u_i}$ 为 $[0, 0, 1, 0]^T$; $\mathbf{W}_i(k)$ 为最小化近似误差

的权重; $\bar{\mathbf{q}}(k)$ 为神经模型的回归量; \mathbf{c}_i 为第 i 个神经元的中心位置; $\bar{\mathbf{q}}(k-1)$ 、 $\bar{\mathbf{q}}(k)$ 不依赖于 $u(k)$ 。关系 $\frac{\partial u_i}{\partial o_i}$ 为激活函数 $\tanh(\cdot)$ 的导数, 这一偏导数仅在函数的线性区内有效, 即其中的控制动作不会损害或破坏 UAV 动力学。

2 实验结果与分析

本章将通过实验, 验证前文所提控制算法的有效性。实验在远离市区的地方展开, 以尽量降低风险。选择 Arducopter 框架^[14]作为自动驾驶仪硬件, 以控制实验中使用的六旋翼飞行器。在开发六旋翼飞行器时, 整合了不同的机械组件和电子元件。结构框架由中心板和 6 个摇臂组成, 以支持推进系统。推进系统由 6 个无刷直流电动机, 6 个电子速度控制器和相应的螺旋桨组成。利用运行 Linux 的 DroneKit-Python 2.0 以实现控制系统, 并将控制动作发送至 Arducopter 自动驾驶系统。实验中, 采样时间为 20 ms。实验在白天进行, 东南偏南风, 风速 20 km/h, 紫外线指数为 3, 大气压力为 1 016 hPa, 湿度为 20%。通过上述天气条件, 可以对外部和内部扰动下控制器和神经估计器的性能进行评估。

一般在 PID 仿真分析中, 通过随意修改参数, 观察性能变化, 来确定 PID 的 3 个工作参数^[15]。为评估提出的控制器, 本文首先实施提出的 AN-PID 控制器, 定义静态 PID, 比较 AN-PID 与经典 PID 的自适应行为。然后, 在第 2 个实验中, 仅实施 AN-PID, 而不使用卡尔曼滤波。由此, 可观察通过卡尔曼滤波对控制误差信号进行过滤, 所实现的估计器和控制系统的性能提升。此外, 学习率参数决定了控制系统响应, 实验中的学习率参数如表 1 所示。

表1 神经网络的学习率参数

位置参数学习参数	η_P	η_I	η_D
x^w	0.005	0.005	0.001
y^w	0.005	0.005	0.001
z^w	0.005	0.005	0.001
Ψ^w	0.010	0.010	0.005

第 1 个实验中, 使用了固定增益的 PID 控制器。由此, 模拟了未得到良好整定的 PID, 或飞行器动力学、导航环境发生变化时的情况。因此, 在执行控制任务时, 使用的增益数值并非最优值。此外, 该控制系统不能在任务过程中改变其增益数值。变量的演变如图 4 所示, 其展示的均是控制误差, 由图可知静态 PID 的性能低于 AN-PID。由于 PID 未经过良好整定, 图中存在着控制系统未能减少的稳态误差。如第 1 行子图, x 位置变量的演变与参考变量 x_{ref} , 较大的间隙, 即误差较大, 从稳态误差 e_x 曲线中可以

看出;第 2 行子图(y 位置变量)与之类似,而且波动更大;第 3 行子图(z 位置变量)与第 4 行子图(Ψ 位置变量)的误差较低。总的来说,静态 PID 会得出相当大数量的稳态误差,因此为了正常运行,需要对 PID 控制器进行事先整定,或对增益数值进行连续的手动更新。

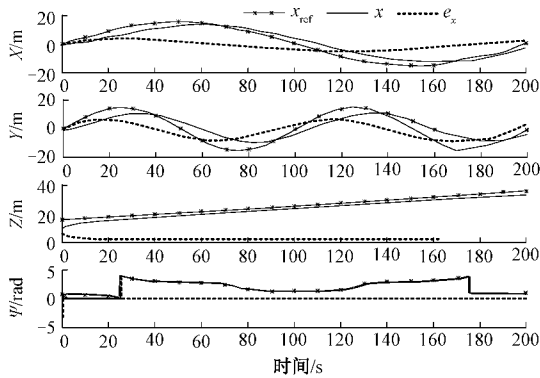


图 4 使用静态 PID 时的无人机的位置变量演变

第 2 个实验中,使用了不带卡尔曼滤波的 AN-PID 控制器。该实验的目的是分析控制系统中测量噪声的影响。从飞行器机载传感器上得到的读数本身包含了不同因素造成的噪声,但如前文所述,本文还向测量结果中加入了均值为 0、方差为 1 的加性高斯噪声。由此,分析提出的控制系统内 Karman 的直接影响。图 5 所示为随着实验时间的推移,每个变量的演变情况,如第 1 行子图, x 位置变量的演变与参考变量 x_{ref} ,演变情况较为近似,但在 140 s 之后误差较大;第 2 行子图 y 位置变量的演变与参考变量 y_{ref} 的曲线重合度较高,最终的误差在 0 附近;第 3 行子图(z 位置变量)的误差波动较大;第 4 行子图 Ψ 位置变量与参考变量曲线基本重合,误差很低。总的来说,由于未使用卡尔曼滤波,每个变量中加入的高斯噪声降低了控制系统的性能,造成了六旋翼无人机导航风险和控制系统性能劣化的振荡。通过这些数据,验证了在线自适应过程中,神经网络对测量结果中的噪声具有敏感性。

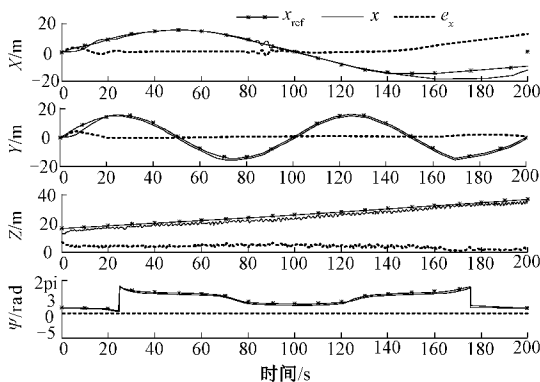


图 5 不带卡尔曼滤波 PID 控制的无人机位置变量演变情况

为评价提出的自适应神经网络 PID 控制器的优越性,

本文通过两个性能指标来评估系统性能^[16]:绝对值误差积分(integral of absolute error, IAE),时间绝对值误差积分(integral time of absolute error, ITAE)。两个指标都用于表征结果的准确度。其中,IAE 适用于衰减无静差系统;与 IAE 不同,ITAE 用以降低 PID 初始误差对性能指标的影响,同时强调控制器后期误差对指标的影响,着重惩罚控制过程拖得太长。

IAE 定义为:

$$IAE = \int_0^T (|e_x(t)| + |e_y(t)| + |e_z(t)| + |e_\psi(t)|) dt \quad (11)$$

ITAE 定义为:

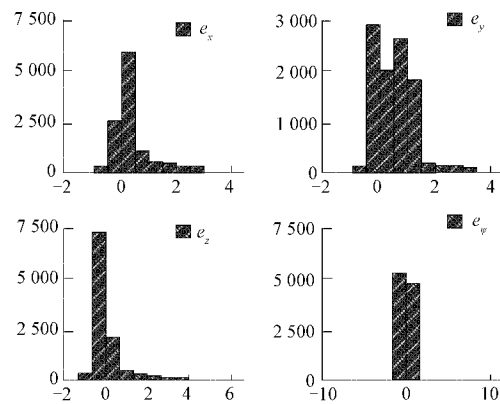
$$ITAE = \int_0^T t(|e_x(t)| + |e_y(t)| + |e_z(t)| + |e_\psi(t)|) dt \quad (12)$$

其中, T 为实验总时长。

使用不同控制器的实验结果如表 2 所示,从表中可看出,所提 AN-PID 的性能较优。其中,本文 AN-PID 的 IAE 为 2.576×10^3 , ITAE 为 5.152×10^3 ,与经典静态 PID 相比,低约一个数量级。同时,也明显低于不带卡尔曼滤波的 AN-PID,这说明了卡尔曼滤波在 PID 控制器中的过滤作用,提升了系统性能。此外,实验结果的误差分布图如图 6 所示,其中,图 6(a)为使用本文自适应神经 PID 控制器的误差分布;图 6(b)为使用静态 PID 时的误差分布;图 6(c)为不带卡尔曼滤波的 AN-PID 的误差分布。对比各个子图,可以看出,六旋翼 UAV 位置输出(x^w, y^w, z^w 和 Ψ^w)的 4 种误差(e_x, e_y, e_z 和 e_ψ)分布,与静态 PID 和不带卡尔曼滤波的 AN-PID 相比,带卡尔曼滤波的 AN-PID 的误差方差和离散度较低。其中,经典静态 PID 的误差分布非常大

表 2 不同控制器的实验结果

方法评价指标	IAE	ITAE
本文 AN-PID	2.576×10^3	5.152×10^3
静态 PID	1.868×10^4	3.7378×10^6
不带卡尔曼滤波的 AN-PID	9.1430×10^3	1.8286×10^6



(a) 本文 AN-PID 控制器的误差分布

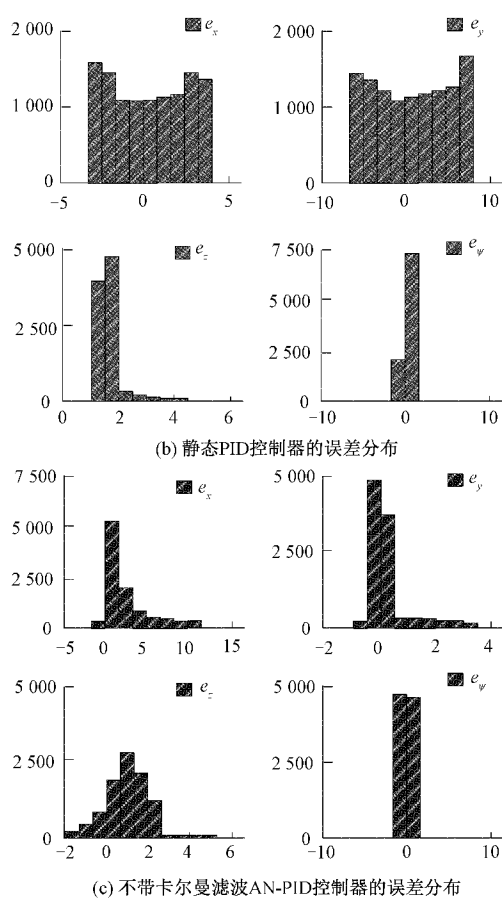


图6 实验中得到的误差分布情况

(e_x, e_y 误差分布最为明显),不带卡尔曼滤波 AN-PID 的误差跨度(x 轴)也明显大于本文方法的误差跨度。这种现象验证了表2的结果。因此,本文所提 AN-PID 控制器取得了最优性能。

3 结 论

很多神经网络PID控制算法针对连续时间,由此产生了系统不稳定性或控制错误。本文的核心思路是在离散时间模型中开发PID控制器,提出了一种自适应神经网络PID控制器,使用卡尔曼滤波对传感器测量值进行过滤,以提高在线自适应的性能。并将提出的控制器实施于六旋翼飞行器上,性能优于经典静态PID。提出的智能化控制方法可作为非线性系统控制的一般解决方案,特别是对于无人机系统,或当模型中存在可变动力学或不确定性的情况下。

未来,本文将进一步分析控制系统的建模、控制律鲁棒性、收敛性,以设计出准确度更高的控制器。

参考文献

- [1] 许璟,蔡晨晓,李勇奇,等. 小型四旋翼无人机双闭环轨迹跟踪与控制[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(10): 1335-1342.
- [2] 黄文杰,向凤红. 一种基于卡尔曼滤波的板球系统RBF-PID控制研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(2):

- 96-101.
- [3] KIM J, WILKERSON S A, GADSDEN S A. Comparison of gradient methods for gain tuning of a PD controller applied on a quadrotor system [C]. Unmanned Systems Technology XVIII, Maryland, USA: IEEE Press, 2016: 98-107.
- [4] 刘艳. 基于DSP的无人机飞控系统研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
- [5] SHUAI A, SUOZHONG Y, HUADONG L. Self-tuning of PID controllers design by adaptive interaction for quadrotor UAV[C]. 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC), Nanjing, China: IEEE Press, 2016: 132-143.
- [6] 高继昆. 基于继电器反馈PID自整定控制算法的环境温控系统实现[J]. 电子器件, 2019, 42(3): 679-683.
- [7] 唐伎玲,赵宏伟,王婷婷,等. LQR优化的BP神经网络PID控制器设计[J]. 吉林大学学报(理学版), 2020, 58(3): 651-658.
- [8] BABU V M, DAS K, KUMAR S. Designing of self tuning PID controller for AR drone quadrotor [C]. International Conference on Advanced Robotics, Hong Kong, China: IEEE Press, 2017: 39-51.
- [9] 余润芝,赵文龙,程若发. 四旋翼飞行器的神经网络PID控制算法研究[J]. 现代电子技术, 2019, 42(10): 116-120.
- [10] 刘洋,行鸿彦,侯天浩. 四旋翼无人机串级变论域模糊PID姿态控制研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 51-57.
- [11] 李捷菲. 基于BP神经网络的PID控制系统研究与设计[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [12] 马乐,刘跃峰,李志伟,等. 一种基于Lyapunov约束的学习控制方法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 192-201.
- [13] KUANGEN Z, JING W, CHENGLONG F. Directional point net: 3D environmental classification for wearable robots[J]. Instrumentation, 2019, 6(1): 25-33.
- [14] REINOSO M J, MINCHALA L I, ORTIZ P, et al. Trajectory tracking of a quadrotor using sliding mode control[J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(5): 2157-2166.
- [15] 刘霞,冯元,王亚云. 基于衰减曲线法整定PID调节器参数仿真技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(8): 107-110.
- [16] SAIN D. Real-time implementation and performance analysis of robust 2-DOF PID controller for maglev system using pole search technique [J]. Journal of Industrial Information Integration, 2018, 15(7): 109-117.

作者简介

范怡敏,硕士,讲师,主要研究方向为传感器应用、无人机等。

E-mail: fantca000@163.com

罗云飞,硕士,高级工程师,主要研究方向为PID控制、NFV等。

魏春英,博士,副教授,主要研究方向为通信编码、嵌入式设备等。