

基于 RBF 神经网络 PID 的无人动力伞控制

张 昊,陈自力,齐晓慧

(军械工程学院 光学与电子工程系,河北 石家庄 050003)

摘 要:动力伞是一个复杂的非线性动力学对象,难以用精确的数学模型描述。对于这种具有非线性、时变和强耦合特性的综合系统,采用传统 PID 控制方法不能得到满意的控制效果,因此提出一种基于 RBF 神经网络的 PID 控制方法。该方法利用 RBF 神经网络的自学习、自适应能力自调整系统的控制参数,从而实现对 PID 控制器各参数的优化整定。在 Matlab 软件中的仿真结果表明,该方法可实现对动力伞有效的控制,并且与传统 PID 相比,具有更短的调节时间,更好的稳定性、自适应性和鲁棒性。

关键词:RBF 神经网络;PID 控制;无人动力伞

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)02-0206-04

Unmanned Powered Parachute Aircraft Control Based on RBF Neural Network PID

ZHANG Hao, CHEN Zi-li, QI Xiao-hui

(Department of Optical and Electrics Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: Unmanned powered parachute aircraft is a complicated nonlinear dynamics object. It is difficult to describe by precise mathematical model. For the integrated system with nonlinear time-varying and strong coupling characters, since it cannot acquire the satisfied control result using the traditional PID control method, a self-turning PID control strategy based on RBF network is put forward in this paper. This method uses the ability of self-study and self-adaptability of RBF network to turn parameters of system, accordingly, realizes the setting of PID controller parameters. Simulation result in Matlab indicates that it can get satisfied control result, shorter adjusting time, better stability, better self-adaptability and robustness using this method.

Key words: RBF network; PID control; unmanned powered parachute

0 引 言

动力伞是一种在滑翔伞的基础上发展起来的有动力装置的新型软翼飞行器,它的飞行控制系统是一个复杂的多输入多输出非线性系统,其运动姿态的改变通过控制其翼面形状实现。它通过电机拉动操纵绳使动力伞两侧后缘下拉,从而改变动力伞的气动力,实现爬升、俯冲、左右转弯^[1]。

动力伞与其它飞行器相比,有着价格低廉、载重量大、场地受限小等优点。但是面临新形势下的作战需求,在复杂不确定的环境条件下,动力伞一旦缺乏人的控制和决策干预,往往不能顺利完成任务。因此动力伞走向无人化具体有以下几个难点^[2]:

(1)目前动力伞控制方式主要包括遥控和程序/指令控制,操作员需要适时观测信息以监测动力伞并

控制其飞行。这种控制方式对操纵员的自身素质要求较高,因此控制不确定性高。更重要的是,需要控制中心及时发送动作指令使动力伞能够保持实时快速的机动性,整个过程中通讯链路的可靠和通畅无疑是整个技术环节的关键,当通信链路出现问题,动力伞将失去控制。

(2)无人动力伞易受外部环境的影响而失控,如天气、烟雾、电子干扰等因素。

(3)任务单一,不能根据突发情况,实现其自主决策、控制、管理及诊断修复。

针对上述状况,无人动力伞必须采取更加稳定和可靠的控制策略。由于传统 PID 控制无法进行自学习和自适应,而 RBF 神经网络具有这种能力,因此文中利用 RBF 和常规 PID 相结合的方法对控制器的各参数进行在线整定,从而构造一个更稳定、适应能力更强的 PID 控制器。这种新型的 PID 控制器在一定程度上提高了系统的鲁棒性,并可以利用它对无人动力伞实现高品质控制^[3]。

收稿日期:2011-07-15;修回日期:2011-10-18

基金项目:国防武器装备预研基金项目(9140A25070509JB3405)

作者简介:张 昊(1988-),男,山西临汾人,硕士研究生,主要从事无人动力伞控制研究。

1 基于 RBF 神经网络的 PID 算法

1.1 RBF 神经网络

径向基(Radial Basis Function)神经网络,是一种新型的性能良好的前向神经网络,是具有单隐层的三层前馈网络^[4]。

RBF 作为智能控制的一种途径,具有收敛速度快、全局逼近能力强等优点,且不具有局部最小问题。对于复杂不确定问题具有自适应能力和自学习能力,在解决非线性和不确定系统的控制方面应用广泛^[5]。

RBF 神经网络是具有单隐层的三层前馈网络,也可以称为三层前馈型神经网络,输入层到输出层的映射是非线性的,而隐含层到输出层的映射是线性的,从而实现整个网络的映射结构。隐含层包括一组计算节点,节点由一个中心矢量和一个径向基函数组成^[6]。结构如图 1 所示。

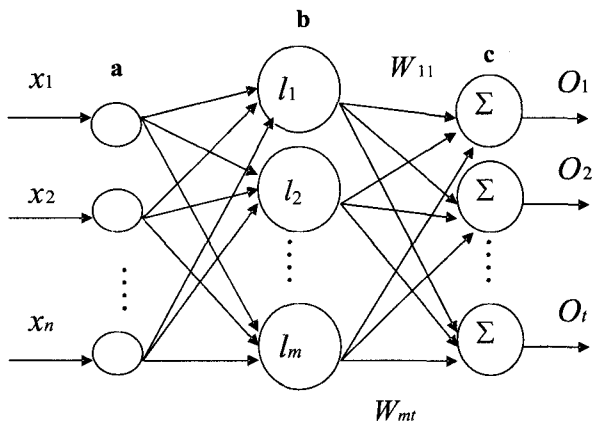


图 1 RBF 神经网络结构图

设此时网络的隐含层径向基函数为高斯基函数,则网络的第 b 个隐节点的输出为:

$$l_b = \exp\left(-\frac{\|X - C_b\|^2}{2\sigma^2}\right), b=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

其中, $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为网络的 n 维输入向量,式中 $C_b = [C_{b1}, C_{b2}, \dots, C_{bn}]^T, b=1, 2, \dots, m$ 与 σ_b 分别定义为网络第 b 个隐节点的中心矢量和基宽参数, $L = [l_1, l_2, \dots, l_m]^T$ 为网络的隐节点向量。

网络的输出:

$$y_c = \sum_{b=1}^m l_b w_{bc} \quad (2)$$

1.2 RBF 神经网络 PID 算法

基于 RBF 神经网络 PID 控制器结构如图 2 所示,此结构可分为两个部分^[7]:

(1) 常规 PID 控制器,根据其三个控制参数 K_p, K_i, K_d 的在线优化整定,对系统进行直接的闭环控制,常规 PID 控制算法的增量式表达式为:

$$u(k) = u(k-1) + K_i e(k) + K_p [e(k) - e(k-1)] + K_d [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (3)$$

式中, $e(k) = r(k) - y(k)$, K_p, K_i, K_d 此三个参数为 PID 控制器的比例系数、积分系数和微分系数。

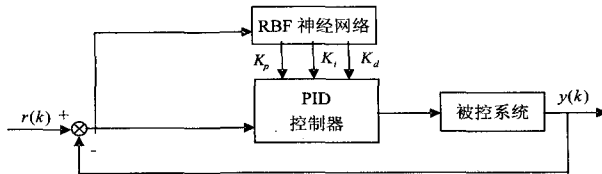


图 2 基于 RBF 神经网络 PID 控制系统结构

(2) RBF 神经网络根据此时的控制效果,即期望值 $r(k)$ 和输出值 $y(k)$ 的偏差,自适应整定 PID 控制器的各参数,从而使控制效果最佳。输出层节点的输出值分别为 PID 控制器的三个参数 K_p, K_i, K_d , 此参数的在线学习算法如下:

取系统的性能指标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 = \frac{1}{2} e(k)^2 \quad (4)$$

在此采用梯度下降法,输出权值、隐节点的中心矢量及基带宽度参数的整定算法如下^[8]:

$$\Delta w_{bc}(k) = -\frac{\partial E(k)}{\partial w_{bc}(k)} = -\frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} * \frac{\partial u(k)}{\partial O_c(k)} * \frac{\partial O_c(k)}{\partial w_{bc}(k)} \quad (5)$$

$$\Delta \sigma_b(k) = -\frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_b(k)} = -\frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} * \left(\sum_{c=1}^3 \frac{\partial u(k)}{\partial O_c(k)} * \frac{\partial O_c(k)}{\partial l_b(k)} * \frac{\partial l_b(k)}{\partial \sigma_b(k)} \right) \quad (6)$$

$$\Delta C_{ab}(k) = -\frac{\partial E(k)}{\partial C_{ab}(k)} = -\frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} * \left(\sum_{c=1}^3 \frac{\partial u(k)}{\partial O_c(k)} * \frac{\partial O_c(k)}{\partial l_b(k)} * \frac{\partial l_b(k)}{\partial C_{ab}(k)} \right) \quad (7)$$

式中 $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ 未知,采用符号 $\text{sgn}(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)})$ 代替之,

虽然这样会对计算的准确性产生影响,但是在计算过程中可以通过调整学习速率 η 来弥补^[9]。输出 $y_1 \sim y_3$ 即为 PID 控制器的三个参数 K_p, K_i, K_d 则由式(3)可得:

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_1(k)} = e(k) - e(k-1) \quad (8)$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_2(k)} = e(k) \quad (9)$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_3(k)} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \quad (10)$$

针对梯度下降法的局部极小问题,通过提高计算速度和改善学习速率的方法,可得出输出权值为:

$$w_{bc}(k) = w_{bc}(k-1) - \eta \Delta w_{bc}(k) + a [w_{bc}(k-1) - w_{bc}(k-2)] \quad (11)$$

$$\Delta w_{bc}(k) = e(k) * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} * \frac{\partial u(k)}{\partial O_c(k)} * l_b(k) \quad (12)$$

同理,可以得出隐节点的中心矢量及基带宽度参数的算法:

$$C_{bc}(k) = C_{bc}(k-1) - \eta \Delta C_{bc}(k) + a[C_{bc}(k-1) - C_{bc}(k-2)] \quad (13)$$

$$\Delta C_{bc}(k) = e(k) * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \left\{ \sum_{c=1}^3 \frac{\partial u(k)}{\partial O_c(k)} * w_{bc}(k) * l_b(k) * \frac{[x_b(k) - C_{ob}(k-1)]}{\sigma_b^2} \right\} \quad (14)$$

$$\sigma_b(k) = \sigma_b(k-1) - \eta \Delta \sigma_b(k) + a[\sigma_b(k-1) - \sigma_b(k-2)] \quad (15)$$

$$\Delta \sigma_b(k) = e(k) * \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \left[\sum_{c=1}^3 \frac{\partial u(k)}{\partial O_c(k)} * w_{bc}(k) * l_b(k) * \frac{X(k) - C_b(k)^2}{\sigma_b^3(k)} \right] \quad (16)$$

式中, η 为学习速率, a 为惯性系数, $\eta \in [0,1]$, $a \in [0,1]$ 。PID 控制器的三个可调参数 K_p, K_i, K_d 整定算法如下^[10]:

$$\begin{aligned} K_p(k) &= O_1(k) = \sum_{b=1}^m w_{b1}(k) \exp\left(-\frac{PX(k) - C_b(k)P^2}{2\sigma_b^2(k)}\right) \\ K_i(k) &= O_2(k) = \sum_{b=1}^m w_{b2}(k) \exp\left(-\frac{PX(k) - C_b(k)P^2}{2\sigma_b^2(k)}\right) \\ K_d(k) &= O_3(k) = \sum_{b=1}^m w_{b3}(k) \exp\left(-\frac{PX(k) - C_b(k)P^2}{2\sigma_b^2(k)}\right) \end{aligned} \quad (17)$$

算法步骤^[11]:

- (1) 初始化网络参数,包括各层节点个数、中心向量、基带半径和 PID 参数初值及学习速率。
- (2) 根据期望值 $r(k)$ 和输出值 $y(k)$, 计算控制偏差 $e(k) = r(k) - y(k)$ 。
- (3) 利用梯度下降法构造 RBF 神经网络,同时利用在线学习算法调整网络参数。
- (4) 根据式(17)调整 PID 控制器参数 K_p, K_i, K_d 。
- (5) 根据 PID 控制算法增量式计算方法,计算此时控制输出 $u(k)$ 。
- (6) 返回(2),进行下一次采样控制。

2 仿真研究

从物理意义上看,动力伞纵向运动只受发动机转速和对称下拉伞后沿的控制,横侧向运动只受单侧伞衣下拉后沿偏角的控制。

以偏航控制为例,考虑仿真动力伞方向舵到偏航角速率传递函数^[12]:

$$\psi = \frac{83.32}{s^2 + 308.19s} \quad (18)$$

按照上述方法设计 RBF 神经网络 PID 控制器对动力伞进行了偏航运动控制仿真。在仿真过程中动力

伞仅靠调节伞衣舵绳来实现控制。设定动力伞初始首向角为 0° , 期望的飞行向角为 5° 。其仿真结果如图 3~图 5 所示。由图可见,无论是调解时间还是稳态误差, RBF 神经网络 PID 控制的效果均好于传统 PID 控制的效果。

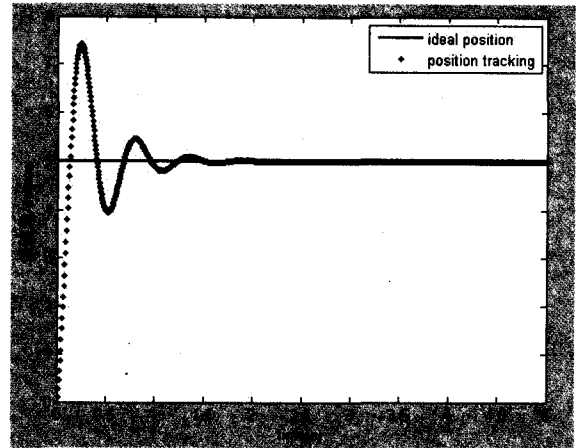


图 3 RBF 整定 PID 偏航控制曲线

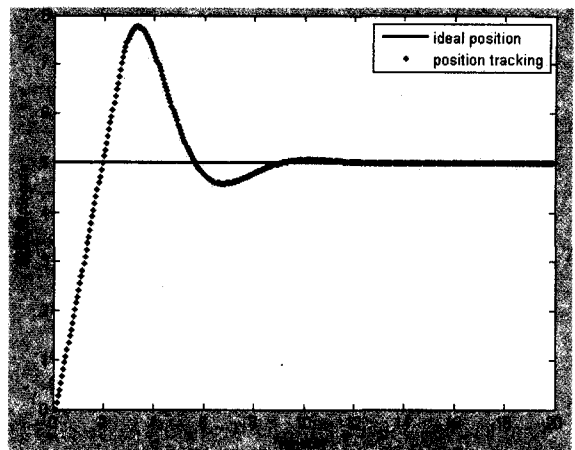


图 4 常规 PID 偏航控制曲线

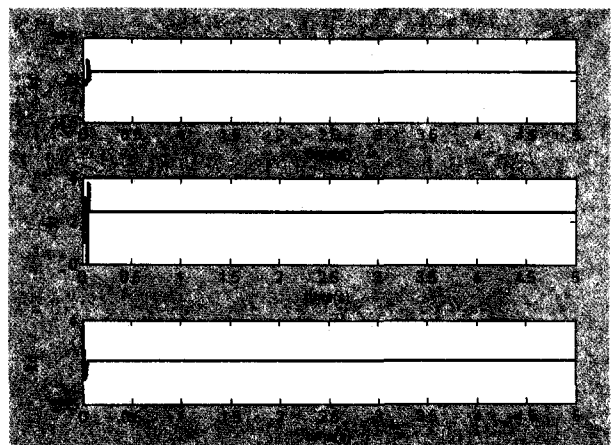


图 5 参数自适应整定曲线

3 结束语

文中针对无人动力伞系统具有非线性、不稳定、强

(下转第 212 页)

由此可以看出:

1) 以上 2 个层次分辨率的点状地标在空间分割尺寸分别为 0.4 度、0.1 度时, 实际达到的帧时间分别为 3.2ms、3.3ms, 帧频分别为 312Hz、303Hz, 与理论计算结果比较一致, 达到最佳渲染性能。

2) 对不同分割尺寸的平均帧时间实际测试结果及其变化趋势与理论计算曲线一致, 如图 2 和图 3 中所示, 三角形标记点为实测结果。

3) 平均帧时间与空间分割的尺寸之间关系的曲线形状具有较为明显的分段特征, 但在点状特征的空间分布密度较大时, 这种特征不明显。

4) 在实测数据点上, 实测值和理论值之间有一定的误差, 原因可能是点状特征的空间分布并非绝对均匀, 计算公式和测试方法也有一定的误差。

3 结束语

对于不同分辨率的点状地标, 通过选择最佳的空间分割尺寸和分块散列, 可以合理有效地控制显示规模与显示性能之间的平衡, 达到尽可能高的渲染性能。通过实时性能计算公式得到的理论值与实际测试结果比较一致, 验证了基于最佳空间分割方法的正确性、有效性。

针对进一步的需求和技术发展, 可以考虑采用并行渲染方法^[11]、高级渲染语言 (High Level Shading Language, HLSL)、图形处理器技术^[12]对多分辨率点状地标进行渲染, 获得更高的实时性能和显示效果。

参考文献:

- [1] 胡志蕊, 祝国瑞, 徐智勇. LOD 技术与制图综合在多尺度地图实时显示中的应用研究[J]. 测绘科学, 2006, 31(5): 78-79.
- [2] 张锦明, 游 雄. 基于 LOD 的选取模型应用于电子地图多尺度显示的研究[J]. 测绘科学技术学报, 2008, 25(6): 420-424.
- [3] Luebke D. Level-of-Detail for 3D Graphics [M]. [s. l.]: Morgan Kaufmann Pub, 2003.
- [4] 郭阳明, 翟正军, 陆艳红. 虚拟场景生成中的 LOD 技术综述[J]. 计算机仿真, 2005(12): 180-184.
- [5] Lindstrom P. Real-time continuous level of detail rendering of height fields[C]//Proc Visualization'96. [s. l.]: [s. n.], 1996: 109-118.
- [6] Hoppe H. Progressive Meshes[C]//Proc SIGGRAPH'96. [s. l.]: [s. n.], 1996: 99-108.
- [7] 贾奋励, 宋国民. 电子地图显示中点状要素 LOD 模型的建立[J]. 测绘学院学报, 2002, 19(1): 62-64.
- [8] 徐智勇, 吴小芳. LOD 技术在电子地图显示中的应用研究[J]. 测绘信息与工程, 2004, 29(5): 19-21.
- [9] 刘新贵, 孙 群, 赵国成, 等. 一种实用的点状符号库快速建立与显示方法[J]. 地理空间信息, 2009, 7(1): 28-30.
- [10] 吕华新, 李 霖, 翟 亮. 电子地图中多尺度地图数据 displays 的研究[J]. 测绘信息与工程, 2005, 30(6): 22-24.
- [11] Kirk D B, Wenmei W M. Programming Massively Parallel Processors: A Hands-on Approach [M]. MA, USA: Morgan Kaufmann, 2010.
- [12] Engel K, Engel W. GPU Pro: Advanced Rendering Techniques [M]. [s. l.]: A K Peters/CRC Press, 2010.

(上接第 208 页)

耦合等特点, 提出了将 RBF 网络与传统 PID 控制器相结合, 充分利用两者的优点组新的智能控制器。该控制器利用 RBF 网络的自学习能力和在任意精度下逼近任意非线性映射的能力, 对 PID 控制器中的参数实现在线调整。仿真结果表明, RBF 神经网络 PID 控制器较传统 PID 控制器具有更好的控制效果、更强的抗干扰能力和自适应能力。

参考文献:

- [1] 钱克昌, 陈自力, 李 建. 基于神经网络动态逆的动力伞飞行控制方案[J]. 空间控制技术与应用, 2010, 36(4): 59-62.
- [2] 周红新, 陈自力. 神经网络 PID 的无人动力伞偏航控制研究[J]. 机电一体化, 2010, 26(1): 58-59.
- [3] Hodel A S, Hall C E. Variable-structure PID control to prevent integrate windup[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2001, 48(2): 442-451.
- [4] 刘金琨. 先进 PID 控制及其 Matlab 仿真 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

- [5] 智会强, 牛 坤, 田 亮, 等. BP 网络和 RBF 网络在函数逼近领域内的比较研究[J]. 科技通报, 2005, 21(2): 193-196.
- [6] 李国勇. 神经模糊控制理论及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [7] 曾 琳, 张文涛. 基于 RBF 神经网络的智能 PID 控制算法[J]. 计算机与数学工程, 2011, 39(1): 17-20.
- [8] 林嘉宇, 刘 莹. RBF 神经网络的梯度下降法中的学习步长优化[J]. 信号处理, 2002, 18(1): 43-48.
- [9] Shin D H, Kim Y D. Reconfigurable flight control system design using adaptive neural network[J]. IEEE Transactions on Control System Technology, 2004, 12(1): 87-100.
- [10] 黄 晨, 贾石峰. 基于智能 PID 移动机器人电机转矩控制研究[J]. 电气传动自动化, 2008, 30(5): 22-25.
- [11] 孙志兵, 戴金海. 基于 RBF 神经网络的直接自适应飞行控制器[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(7): 31-34.
- [12] Sun F C, Li H X, Li L. Robot discrete adaptive control based on dynamic-inversion using dynamical neural network[J]. Automatica, 2002, 38(11): 1977-1983.