

引用格式: 杨永刚, 申郑茂, 宋泽. 基于 RBF 与 BP 神经网络的四旋翼编队滑模控制[J]. 电光与控制, 2023, 30(7): 21-27. YANG Y G, SHEN Z M, SONG Z. Sliding mode control of quadrotor formation based on RBF and BP neural network[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(7): 21-27.

基于 RBF 与 BP 神经网络的四旋翼编队滑模控制

杨永刚, 申郑茂, 宋 泽
(中国民航大学, 天津 300000)

摘 要: 针对四旋翼编队队形保持控制中常用简化自动驾驶仪来代替内回路并未能贴合现实模型的问题, 以及常受扰动和控制器调参数困难从而引起控制精度下降的现象, 提出一种基于 RBF 与 BP 神经网络的滑模编队控制器。首先采用 Leader-Follower 思想对四旋翼编队问题进行建模, 并基于 RBF 神经网络逼近不确定项与干扰项来设计内回路轨迹跟踪控制器。在此基础上根据机间通信关系设计编队保持控制器并结合 BP 神经网络对控制器参数进行整定, 最后利用 Lyapunov 方法证明其稳定性。仿真结果表明, 所提控制器具有良好的抗干扰能力, 并且能有效提高队形保持精度, 使编队保持稳定期望队形。

关键词: 四旋翼; 编队控制; 神经网络; 滑模控制

中图分类号: V249.1 文献标志码: A doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2023.07.004

Sliding Mode Control of Quadrotor Formation Based on RBF and BP Neural Network

YANG Yonggang, SHEN Zhengmao, SONG Ze
(Civil Aviation University of China, Tianjin 300000, China)

Abstract: In order to solve the problems that the simplified autopilot is often used to replace the inner loop in the formation keeping control of quadrotor formation which can not fit the real model, and the decline of control accuracy due to disturbance and difficult controller parameter adjustment, a sliding mode formation controller based on RBF and BP neural network is proposed. Firstly, the Leader-Follower concept is used to model the formation problem of quadrotor, and the inner-loop trajectory tracking controller is designed based on RBF neural network approaching uncertainties and interference terms. On this basis, the formation keeping controller is designed according to the communication relationship between UAVs, and the parameters of the controller are adjusted by BP neural network. Finally, the stability is proved by Lyapunov method. The simulation results show that the proposed controller has good anti-interference ability, and can effectively improve the accuracy of formation keeping and keep the a stable and expected formation.

Key words: quadrotor; formation control; neural network; sliding mode control

0 引言

四旋翼无人机因其具有体积小、构造简单、成本低、操作方便灵活等特点^[1]而广泛应用于军事和民事领域。随着未来战场情况和应用环境更加复杂, 单架无人机的应用会受到自身条件限制, 而无法满足任务要求。与之相比, 多无人机集群编队飞行执行任务具

有作用范围大、作战效能高等优势, 因此, 无人机编队控制成为国内外近年来研究的热点, 而队形保持飞行作为编队控制的重点引起了大量专家学者的关注。文献[2]首次运用滑模控制实现无人机编队队形保持, 但其采用固定翼自动驾驶仪模型而对旋翼机尚未研究; 文献[3-4]在将无人机看作质点而采用简化自动驾驶仪的基础上, 分别用滑模方法和自适应抗扰动技术保持编队队形稳定; 与以上不同, 文献[5]摒弃了传统简易自动驾驶仪模型, 在四旋翼动力学基础上采用反步法对期望轨迹进行跟踪, 并设计滑模控制器保持编队在 x 、 y 方向的距离, 但 z 方向并未考虑; 文献[6-8]将滑模控制的相关方法分别运用于航天器、多智能体集群和水下

收稿日期: 2022-07-01

修回日期: 2022-07-20

基金项目: 天津市教科科研项目(2021SK040); 中国民航大学实验技术创新基金项目(2021CXJJ73)

作者简介: 杨永刚(1978—), 男, 吉林四平人, 博士, 教授, 硕导。

通讯作者: 申郑茂(1998—), 男, 河南邓州人, 硕士生。

机器人的编队控制,且效果良好;文献[9]对每架僚机分别设计滑模控制器以此来跟踪长机,达到了有限时间内固定队形的保持;除此之外,文献[10-12]在 Leader-Follower 控制策略基础上,运用 PID、自适应控制等方法使无人机或多智能体编队保持期望队形,并实现对整个系统的控制。

为增强系统的稳定性和抗干扰能力,神经网络技术近年来也与相关控制理论相结合并产生不错的效果。文献[13]采用径向基函数(RBF)神经网络降低开关增益的方法来减小抖振,其跟踪轨迹性能良好;文献[14-15]利用神经网络逼近非线性的特征来解决无精确模型问题和环境的不确定性;文献[16-18]对于 PID 相关控制器调整参数困难的问题采用反向传播(BP)神经网络进行参数整定,都取得良好效果。

本文为使四旋翼队形的保持更符合实际状况,与文献[3]相比,将简易自动驾驶仪替换成更为精细的四旋翼动力学模型,利用 RBF 逼近不确定与干扰项,并设计滑模控制器有效跟踪期望路径。相比于文献[5]只能在二维平面上进行编队队形控制,本文设计编队控制器实现三维的队形保持,并利用 BP 神经网络进行切换增益整定。该编队控制系统以 Leader-Follower 方法为控制策略,以滑模变结构理论为基础,融合神经网络设计编队控制系统,使僚机与长机能够保持所给期望队形。最后通过 Matlab 进行仿真实验,验证了控制器具有良好的队形保持、抗干扰和参数整定能力。

1 四旋翼无人机编队建模

1.1 四旋翼动力学建模

四旋翼无人机是典型的非线性欠驱动系统,可简化为图 1 所示结构,它由 4 个电机转速的相互配合引起螺旋桨升力 $F_1 \sim F_4$ 的变化,进而使无人机在空间中实现六自由度运动。

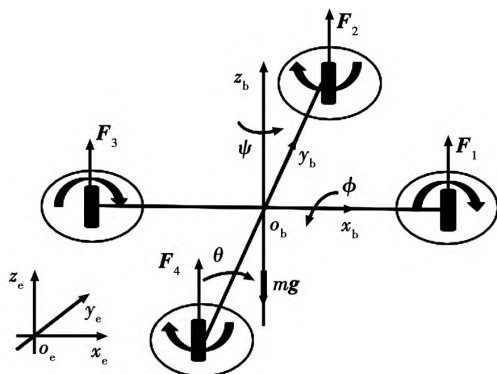


图 1 四旋翼示意图

Fig. 1 Schematic diagram of quadrotor

四旋翼的滚转、俯仰和偏航角分别用欧拉角 $\phi, \theta,$

ψ 表示。由 3 个分别绕 $o_e z_e, \rho_e y_e, \rho_e x_e$ 的旋转矩阵相乘得到机体坐标系转换为地面坐标系的变换矩阵为

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \theta \sin \psi - \cos \phi \sin \psi & \cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \sin \phi \sin \theta \cos \psi + \cos \phi \cos \psi & \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \\ -\sin \theta & \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \cos \theta \end{pmatrix} \quad (1)$$

由于其动力学模型相对复杂,故对其进行相应简化以便于控制器设计。下文中各矢量均作为标量参与运算。

假设 1 无人机运动时为小角度,即俯仰角和滚转角变化微小,则其姿态角方程可简化为

$$\begin{cases} \dot{\phi} = p \\ \dot{\theta} = q \\ \dot{\psi} = r \end{cases} \quad (2)$$

式中 p, q, r 分别为无人机的滚转角速度、俯仰角速度、偏航角速度。

假设 2 除了无人机偏航运动时有偏航力矩外,忽略其俯仰和滚转力矩的影响。则动力学方程可表示为

$$\begin{cases} \ddot{x}_i = \frac{1}{m_i} [-k_{i1} \dot{x}_i + (\cos \phi_i \sin \theta_i \cos \psi_i + \sin \phi_i \sin \psi_i) u_{i1}] \\ \ddot{y}_i = \frac{1}{m_i} [-k_{i2} \dot{y}_i + (\cos \phi_i \sin \theta_i \sin \psi_i - \sin \phi_i \cos \psi_i) u_{i1}] \\ \ddot{z}_i = \frac{1}{m_i} [-k_{i3} \dot{z}_i + \cos \phi_i \cos(\theta_i) u_{i1}] - g \\ \ddot{\phi}_i = \frac{1}{I_{ix}} [(I_{iy} - I_{iz}) \dot{\theta}_i \dot{\psi}_i - k_{i4} \dot{\phi}_i + u_{i2}] + d_{\phi} \\ \ddot{\theta}_i = \frac{1}{I_{iy}} [(I_{iz} - I_{ix}) \dot{\phi}_i \dot{\psi}_i - k_{i5} \dot{\theta}_i + u_{i3}] + d_{\theta} \\ \ddot{\psi}_i = \frac{1}{I_{iz}} [(I_{ix} - I_{iy}) \dot{\phi}_i \dot{\theta}_i - k_{i6} \dot{\psi}_i + u_{i4}] + d_{\psi} \end{cases} \quad (3)$$

式中:下标 $i = \{1, 2, 3, \dots, L\}$, 其中 L 表示长机,其他数字表示僚机编号; x_i, y_i, z_i 为无人机在地面坐标系中的位置; ϕ_i, θ_i, ψ_i 分别为飞行过程中的滚转角、俯仰角和偏航角; I_{ix}, I_{iy}, I_{iz} 表示无人机的转动惯量; k_{i1}, k_{i2}, k_{i3} 分别为无人机关于地面坐标系 x_e, y_e, z_e 轴方向上的空气阻力系数; k_{i4}, k_{i5}, k_{i6} 分别为绕机体坐标系 x_b, y_b, z_b 轴的空气阻力系数; m_i 为无人机质量; g 为重力加速度; $u_{i1}, u_{i2}, u_{i3}, u_{i4}$ 分别为 4 个螺旋桨产生的控制量; $d_{\phi}, d_{\theta}, d_{\psi}$ 分别为模型在滚转、俯仰和偏航的不确定项与干扰项。

1.2 领航跟随编队设计

编队控制需要通过无人机之间的信息传递来实现,针对领航跟随法的编队结构如图 2 所示。

编队采用星型结构的有向信息传递方式,即一个中心,多个分节点。长机作为中心,在飞行过程中将自身姿态信息发送给僚机,僚机作为分节点在编队控制器作用下跟随长机。相对运动关系如图 3 所示。

图 3 中: $oxyz$ 为地面坐标系; (x_L, y_L, z_L) 为地面坐

标系中长机无人机的坐标; $\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i$ 分别为长机与僚机在地面坐标系中 3 个方向的距离。

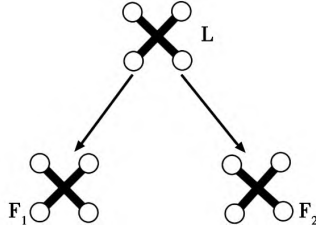


图 2 编队结构

Fig. 2 Formation structure

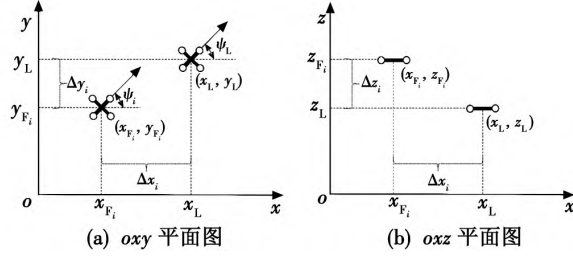


图 3 两机相对运动关系

Fig. 3 Relative movement relation of two UAVs

令 $\Delta x_{di}, \Delta y_{di}, \Delta z_{di}$ 分别表示长机与第 i 架僚机在地面坐标系中 3 个方向上的期望间距, 则实际距离与期望编队间距之间的误差可表示为

$$e = (\Delta x \quad \Delta y_i \quad \Delta z_i) - (\Delta x_{di} \quad \Delta y_{di} \quad \Delta z_{di}) \quad (4)$$

本文采用领航跟随法的集中式编队控制结构, 不仅具有较强的扩展性, 而且具有良好的全局统筹能力和容易获得全局最优解的特点。对于本文较少数量的无人机编队控制, 还能够使各无人机之间达到快速一致性。

2 编队控制设计

为便于控制器设计, 将四旋翼动力学模型分为位置和姿态子系统, 位置子系统接收指令信息并向姿态控制器和四旋翼模型发送信息, 姿态子系统接受指令并向四旋翼模型发送控制量。图 4 所示为轨迹跟踪器流程框架。

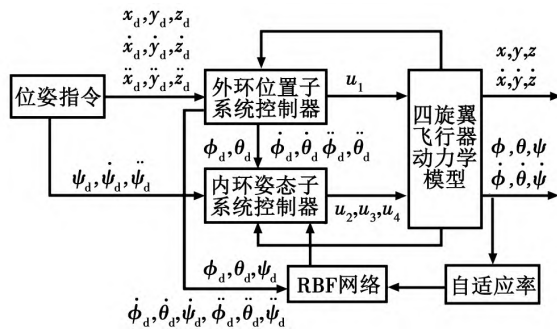


图 4 轨迹跟踪器流程框架

Fig. 4 Process framework of trajectory tracker

2.1 位置子系统控制器设计

针对位置子系统, 其控制目标可看作: 当 $t \rightarrow \infty$ 时,

$x_L \rightarrow x_d, y_L \rightarrow y_d, z_L \rightarrow z_d$, 并保持 $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$ 有界。

由式 (3) 可得简化后的位置动力学方程

$$\begin{cases} \ddot{x}_L = u_{Lx} - \frac{k_{L1} \dot{x}_L}{m_L} \\ \ddot{y}_L = u_{Ly} - \frac{k_{L2} \dot{y}_L}{m_L} \\ \ddot{z}_L = u_{Lz} - \frac{k_{L3} \dot{z}_L}{m_L} - g \end{cases} \quad (5)$$

定义误差为

$$e_p = (x_d - x_L \quad y_d - y_L \quad z_d - z_L) \quad (6)$$

采用滑模相关渐近的方法设计滑模流形为

$$S_p = \dot{e}_p + C_p e_p \quad (7)$$

式中: $S_p = (s_{px} \quad s_{py} \quad s_{pz})^T$; $C_p = \text{diag}(c_{px} \quad c_{py} \quad c_{pz})$, 为权重系数矩阵, 且需要满足 Hurwitz 条件, 即 $C_p > 0$ 。

为保证运动点在有限时间内能够快速到达滑模流形并且减弱抖振, 采用双曲正切函数取代符号函数的指数趋近律, 即

$$\dot{S}_p = -N_p \tanh\left(\frac{S_p}{\lambda_p}\right) - R_p S_p \quad (8)$$

式中: $N_p = \text{diag}(n_{px} \quad n_{py} \quad n_{pz})$ 表示等速趋近项系数; $R_p = \text{diag}(r_{px} \quad r_{py} \quad r_{pz})$ 表示指数趋近项系数; $\lambda_p = \text{diag}(\lambda_{px} \quad \lambda_{py} \quad \lambda_{pz})$ 表示双曲正切系数; $N_p > 0, R_p > 0, \lambda_p > 0$ 。

对式 (7) 求导并结合式 (5)、式 (6) 和式 (8) 可得中间变量的控制律为

$$\begin{cases} u_{Lx} = c_{px} \dot{x}_d - c_{px} \dot{x}_L + \ddot{x}_d + \frac{k_{L1} \dot{x}_L}{m_L} + n_{px} \tanh\left(\frac{s_{px}}{\lambda_{px}}\right) + r_{px} s_{px} \\ u_{Ly} = c_{py} \dot{y}_d - c_{py} \dot{y}_L + \ddot{y}_d + \frac{k_{L2} \dot{y}_L}{m_L} + n_{py} \tanh\left(\frac{s_{py}}{\lambda_{py}}\right) + r_{py} s_{py} \\ u_{Lz} = c_{pz} \dot{z}_d - c_{pz} \dot{z}_L + \ddot{z}_d + \frac{k_{L3} \dot{z}_L}{m_L} + n_{pz} \tanh\left(\frac{s_{pz}}{\lambda_{pz}}\right) + r_{pz} s_{pz} \end{cases} \quad (9)$$

为了实现滚转角 ϕ_L 对期望 ϕ_d 的追踪, 俯仰角 θ_L 对期望 θ_d 的追踪, 利用位置子系统求解 ϕ_d, θ_d 。

通过计算式 (3) 可以得到

$$\begin{cases} \phi_d = \arctan\left[\cos\left(\arctan\frac{u_{Lx}\cos\psi + u_{Ly}\sin\psi}{u_{Lz}}\right)\right] \\ \theta_d = \arctan\frac{u_{Lx}\sin\psi - u_{Ly}\cos\psi}{u_{Lz}} \end{cases} \quad (10)$$

将式 (10) 代入式 (5) 可得位置控制律

$$u_{L1} = \frac{m_L u_{Lz}}{\cos\phi_d \cos\theta_d} \quad (11)$$

为证明其稳定性, 定义 Lyapunov 函数 V_L 为

$$V_L = \frac{1}{2} S_p^2 > 0 \quad S_p \neq 0 \quad (12)$$

对其求导并计算可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_L &= S_p^T \dot{S}_p = S_p^T \left(-N_p \tanh\left(\frac{S_p}{\lambda_p}\right) - R_p S_p \right) = \\ &= -S_p^T \left(N_p \tanh\left(\frac{S_p}{\lambda_p}\right) \right) - S_p^T R_p S_p < 0 \quad (13) \end{aligned}$$

由此可以看出, V_L 是正定的且径向, \dot{V}_L 是负定, 该子系统全局渐近稳定。

2.2 RBF 神经网络姿态子系统设计

考虑到在实际中对四旋翼的姿态进行干扰从而引起位置和姿态的偏差, 以及姿态系统建模不确定项的影响, 可将姿态系统空间表达式写为

$$\begin{cases} \dot{x}_{\phi 1} = x_{\phi 2} \\ \dot{x}_{\phi 2} = \frac{1}{I_{ix}} [(I_{iy} - I_{iz}) \dot{\theta}_i \dot{\psi}_i - k_{i4} \dot{\phi}_i] + \frac{1}{I_{ix}} u_{i2} + d_{\phi} \\ \dot{x}_{\theta 1} = x_{\theta 2} \\ \dot{x}_{\theta 2} = \frac{1}{I_{iy}} [(I_{iz} - I_{ix}) \dot{\phi}_i \dot{\psi}_i - k_{i5} \dot{\theta}_i] + \frac{1}{I_{iy}} u_{i3} + d_{\theta} \\ \dot{x}_{\psi 1} = x_{\psi 2} \\ \dot{x}_{\psi 2} = \frac{1}{I_{iz}} [(I_{ix} - I_{iy}) \dot{\phi}_i \dot{\theta}_i - k_{i6} \dot{\psi}_i] + \frac{1}{I_{iz}} u_{i4} + d_{\psi} \end{cases} \quad (14)$$

姿态子系统的控制目标为 $t \rightarrow \infty$ 同时 $\phi_L - \phi_d$, $\theta_L - \theta_d$, $\psi_L - \psi_d$ 并保持 $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$, $\dot{\psi}$ 有界。定义误差为

$$e_a = (\phi_i - \phi_d, \theta_i - \theta_d, \psi_i - \psi_d) \quad (15)$$

则滑模函数为

$$S_a = \dot{e}_a + C_a e_a \quad (16)$$

式中: $S_a = (s_{a\phi}, s_{a\theta}, s_{a\psi})^T$; $C_a = \text{diag}(c_{a\phi}, c_{a\theta}, c_{a\psi})$, 为权重系数矩阵, 且需要满足 Hurwitz 条件, 即 $C_a > 0$ 。

RBF 网络输入输出算法为

$$\begin{cases} h_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2b_j^2}\right) \\ d = W^* h(x) + \varepsilon \end{cases} \quad (17)$$

式中: x 为网络输入; j 为网络隐含层第 j 个网络输入; $h = (h_j)^T$ 为高斯基函数输出; W^* 为网络理想权值; ε 为理想神经网络逼近干扰项的误差。网络输入为 $X_\phi = (\phi, \dot{\phi})^T$, $X_\theta = (\theta, \dot{\theta})^T$, $X_\psi = (\psi, \dot{\psi})^T$ 则神经网络输出为

$$\begin{cases} \hat{d}_\phi = \hat{W}_\phi^T h \\ \hat{d}_\theta = \hat{W}_\theta^T h \\ \hat{d}_\psi = \hat{W}_\psi^T h \end{cases} \quad (18)$$

式中: \hat{d} 为网络输出; \hat{W} 为估计权值。

设计控制律为

$$\begin{cases} u_{i2} = -I_x [c_{a\phi} (\dot{\phi}_i - \dot{\phi}_{id}) - \ddot{\phi}_{id} + \frac{I_y - I_z}{I_x} \dot{\theta}_i \dot{\psi}_i - \frac{k_4}{I_x} \dot{\phi} + n_{a\phi} \text{sgn}(s_{a\phi}) + r_{a\phi} s_{a\phi} + \hat{d}_\phi] \\ u_{i3} = -I_y [c_{a\theta} (\dot{\theta}_i - \dot{\theta}_{id}) - \ddot{\theta}_{id} + \frac{I_z - I_x}{I_y} \dot{\phi}_i \dot{\psi}_i - \frac{k_5}{I_y} \dot{\theta} + n_{a\theta} \text{sgn}(s_{a\theta}) + r_{a\theta} s_{a\theta} + \hat{d}_\theta] \\ u_{i4} = -I_z [c_{a\psi} (\dot{\psi}_i - \dot{\psi}_{id}) - \ddot{\psi}_{id} + \frac{I_x - I_y}{I_z} \dot{\phi}_i \dot{\theta}_i - \frac{k_6}{I_z} \dot{\psi} + n_{a\psi} \text{sgn}(s_{a\psi}) + r_{a\psi} s_{a\psi} + \hat{d}_\psi] \end{cases} \quad (19)$$

对于滚转角 ϕ , 如取 $\tilde{W}_\phi = \hat{W}_\phi - W_\phi^*$, 则有 $d_\phi - \hat{d}_\phi = -\tilde{W}_\phi^T h + \varepsilon$ 。

于是对 $s_{a\phi}$ 求导得

$$\dot{s}_{a\phi} = -n_{a\phi} \text{sgn}(s_{a\phi}) - r_{a\phi} s_{a\phi} - \tilde{W}_\phi^T h + \varepsilon \quad (20)$$

定义 Lyapunov 函数为

$$V_\phi = \frac{1}{2} s_{a\phi}^2 + \frac{1}{2} \gamma \tilde{W}_\phi^T \tilde{W}_\phi \quad (21)$$

式中 $\gamma > 0$ 。则对式 (21) 求导并将式 (20) 代入得

$$\dot{V}_\phi = -n_{a\phi} |s_{a\phi}| - r_{a\phi} s_{a\phi}^2 + \varepsilon s_{a\phi} - \tilde{W}_\phi^T (s_{a\phi} h - \gamma \dot{\tilde{W}}_\phi) \quad (22)$$

取自适应律为

$$\dot{\tilde{W}}_\phi = s_{a\phi} h / \gamma \quad (23)$$

取 $n_{a\phi} \geq |\varepsilon|$ 则 $\dot{V}_\phi \leq 0$ 。同理可得另外两个自适应律为

$$\begin{cases} \dot{\tilde{W}}_\theta = s_{a\theta} h / \gamma \\ \dot{\tilde{W}}_\psi = s_{a\psi} h / \gamma \end{cases} \quad (24)$$

2.3 编队保持控制器设计

本文无人机编队保持控制系统主要基于各无人机的位置误差反馈结合滑模控制思想来设计。图 5 所示为编队控制器流程框架。

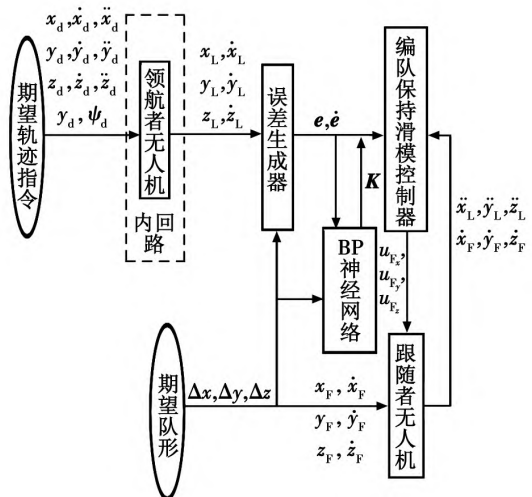


图 5 编队控制器流程框架

Fig. 5 Process framework of formation controller

该控制系统由内外两个回路组成,内回路轨迹跟踪控制,外回路进行编队队形的控制,且由于僚机的位姿状态不会对长机造成影响,因此内外回路之间不存在耦合现象。长机跟踪期望轨迹并向外回路发送信息,BP神经网络对切换增益 K 进行整定,僚机接收编队控制器信息并与期望队形信息一起发送给误差生成器,而后把误差信息传递给编队保持滑模控制器作为控制输入,最后形成闭环完成系统结构搭建。

该编队控制系统只需拓展僚机数量 i 就能实现多机编队保持。将控制目标设定为,当 $t \rightarrow \infty$ 时, $x_L - x_F \rightarrow \Delta x_d$, $y_L - y_F \rightarrow \Delta y_d$, $z_L - z_F \rightarrow \Delta z_d$, 并保持其导数有界,即长机与僚机位置之差在有限时间内趋近于所给定的编队期望队形。

定义误差为

$$e_s = (x_L - x_F, y_L - y_F, z_L - z_F) - (\Delta x_d, \Delta y_d, \Delta z_d) \quad (25)$$

对误差求二阶导数并结合式(3)和式(5)得

$$\ddot{e}_s = \begin{pmatrix} \ddot{x}_L + \frac{k_{F1}\dot{x}_F}{m_F} - u_{Fx} & \ddot{y}_L + \frac{k_{F2}\dot{y}_F}{m_F} - u_{Fy} & \ddot{z}_L + \frac{k_{F3}\dot{z}_F}{m_F} - u_{Fz} - g \end{pmatrix} = H - U \quad (26)$$

与轨迹跟踪控制器类似,采用指数趋近律设计滑模函数为

$$\begin{cases} \dot{S}_s = C_s e_s + \dot{e}_s \\ \dot{S}_s = -K_s \odot \tanh\left(\frac{S_s}{\lambda_s}\right) - R_s S_s \end{cases} \quad (27)$$

将 U 作为控制量可得其控制律为

$$U = C_s \dot{e}_s + H + K_s \odot \tanh\left(\frac{S_s}{\lambda_s}\right) + R_s S_s \quad (28)$$

其中: $H = (\ddot{x}_L + \frac{k_{F1}\dot{x}_F}{m_F}, \ddot{y}_L + \frac{k_{F2}\dot{y}_F}{m_F}, \ddot{z}_L + \frac{k_{F3}\dot{z}_F}{m_F} - g)^T$; $U = (u_{Fx}, u_{Fy}, u_{Fz})^T$; $S_s = (s_{sx}, s_{sy}, s_{sz})^T$; $C_s = \text{diag}(c_{sx}, c_{sy}, c_{sz})$, 为权重系数矩阵,且需要满足 Hurwitz 条件,即 $C_s > 0$; $R_s = \text{diag}(r_{sx}, r_{sy}, r_{sz})$, 表示指数趋近项系数; $K_s = (K_1, K_2, K_3)^T$ 表示该编队的切换增益; 符号 \odot 表示哈德马积,意为维数相同的两个矩阵对应元素相乘; $\lambda_s = \text{diag}(\lambda_{sx}, \lambda_{sy}, \lambda_{sz})$ 表示双曲正切系数; K_s, R_s, λ_s 均为正。

为证明其稳定性设计 Lyapunov 函数 V_L 为

$$V_L = \frac{1}{2} S_s^T S_s > 0, S_s \neq 0 \quad (29)$$

对其求导得

$$\dot{V}_s = -S_s^T \left(K_s \tanh\left(\frac{S_s}{\lambda_s}\right) \right) - S_s^T R_s S_s < 0 \quad (30)$$

因此在此控制律的作用下整个编队系统全局渐近稳定。

在上述控制律中,参数 K_s 影响着趋近速度和减弱抖振,进而影响控制精度。传统法调整参数效率低。利用 BP 神经网络对切换增益进行整定可以获得最优

化组合。

设置神经网络的结构分别为输入层、隐藏层和输出层的 3 层结构。输入层的输入为

$$O_j^{(1)} = x(j) \quad j=1, 2, \dots, M \quad (31)$$

本文变量个数 M 取 10,隐含层和输出层输入和输出为

$$\begin{cases} M_i^{(2)} = \sum_{j=0}^M w_{ij}^{(2)} O_j^{(1)} \\ O_i^{(2)} = f(M_i^{(2)}) \\ M_l^{(3)} = \sum_{i=0}^M w_{li}^{(3)} O_i^{(2)} \\ O_l^{(3)} = g(M_l^{(3)}) \end{cases} \quad (32)$$

式中: $w_{ij}^{(2)}, w_{li}^{(3)}$ 分别表示隐藏层和输出层的加权系数; 隐

藏层和输出层激活函数分别为 $f(\cdot) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, g(\cdot) =$

$$\frac{e^x}{e^x + e^{-x}}$$

取性能指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 \quad (33)$$

则隐藏层权重和输出层权重的学习算法为

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}^{(2)}(k) = \alpha \Delta w_{ij}^{(2)}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \\ \delta_i^{(2)} = \dot{f}(M_i^{(2)}) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} w_{li}^{(3)}(k) \\ \Delta w_{li}^{(3)}(k) = \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) \\ \delta_l^{(3)} = \dot{g}(M_l^{(3)}) \sum_{i=1}^3 \delta_i^{(2)} w_{li}^{(3)}(k) e(k) \\ \text{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}\right) \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \end{cases} \quad (34)$$

3 仿真实验及分析

为验证编队保持滑模控制器的有效性,本文在 Matlab 仿真环境中设置两架僚机和一架长机无人机。仿真初始条件为:在地面坐标系下长机初始位置为 $(0 \text{ m}, 0 \text{ m}, 0 \text{ m})$,僚机 F_1 为 $(-4 \text{ m}, 4 \text{ m}, -4 \text{ m})$,僚机 F_2 为 $(-2 \text{ m}, -2 \text{ m}, 2 \text{ m})$ 。其初始滚转、俯仰、偏航角分别为 $0.05^\circ, 0.05^\circ, 0.001^\circ$ 。无人机参数信息和控制器各参数见表 1。

RBF 神经网络的参数如下所述: $b = 1.0, c_j = \begin{pmatrix} -1 & -0.5 & 0 & 0.5 & 1 \\ -1 & -0.5 & 0 & 0.5 & 1 \end{pmatrix}$; BP 神经网络中 $\eta = 0.2, \alpha = 0.5$ 。领航无人机跟踪不断盘旋上升的期望轨迹 $x_d = 3 \cos t, y_d = 3 \sin t, z_d = 2 + 0.5t$,给定期望偏航角为 0.5° 。将仿真时间设置为 100 s ,仿真步长为 0.01 s ,并采用图 2 所示的编队结构。

表 1 参数信息

Table 1 Parameter information

参数	数值
m/kg	1.2
$g/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	9.8
$(I_x\ I_y\ I_z)/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	(0.0091 0.0096 0.0189)
$(k_1\ k_2\ k_3)/(\text{N}\cdot\text{s}\cdot\text{m}^{-1})$	(0.01 0.012 0.019)
$(k_4\ k_5\ k_6)/(\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}\cdot\text{rad}^{-1})$	(0.0022 0.0024 0.0031)
C_p	diag(1.2 1.2 1.2)
C_a	diag(1.5 1.5 1.5)
C_s	diag(0.1 0.1 0.1)
R_p	diag(1.5 1.5 1.5)
R_a	diag(5 5 5)
R_s	diag(0.5 0.5 0.5)
$\lambda_p\ \lambda_a\ \lambda_s$	diag(0.5 0.5 0.5)
$N_p\ N_a$	diag(3 3 3)

3.1 抗干扰性能对比

首先对无人机的姿态施加 $d = 3\sin 3t$ 的干扰信号,并将 RBF 方法的控制器与普通控制器对比,仿真结果如图 6 所示。

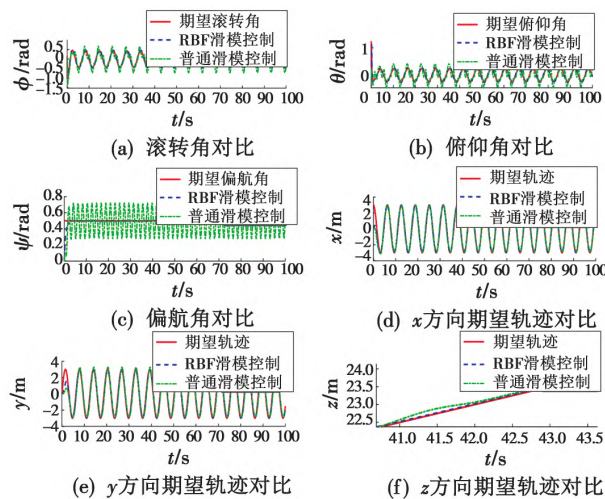


图 6 干扰下跟踪曲线

Fig. 6 Tracking curves under disturbance

由图 6(a)~6(c)可以看出,利用 RBF 的控制器受扰动后仍然能很好地跟踪期望姿态角,而普通的滑模控制器则表现出很大的超调,并且严重偏离期望曲线。在图 6(d)~6(f)中可以看出,在 0~10 s 内 x 和 y 方向上利用 RBF 的控制器要比普通控制器更贴合期望轨迹,随后两者跟踪期望轨迹差别不大。在 z 方向上普通控制器在受干扰后明显发生剧烈震荡,而 RBF 控制器保持良好跟踪效果。

3.2 BP 参数调整效果

在编队控制器中,选取 3 个不同的切换增益 K 分别为 (0.2 0.2 0.2) (简称增益 A)、(0.5 0.5 0.5) (简称增益 B) 和 (2 2 2) (简称增益 C),与 BP 神经网络整定参数 (K_s) 的效果进行对比。取长机与跟随者在 3 个方

向上的期望编队距离分别为 $\Delta x_d = 1\text{ m}$ 、 $\Delta y_d = -1\text{ m}$ 、 $\Delta z_d = 1\text{ m}$ 。仿真结果如图 7 所示。

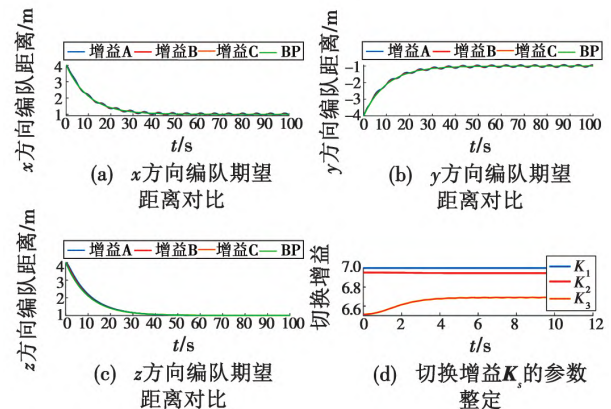


图 7 不同选参数方法的期望距离对比

Fig. 7 Comparison on expected distance of different parameter selection methods

由图 7 可以看出,在 3 个方向上,利用 BP 神经网络选取参数能够使曲线更好地收敛到期望编队距离,且收敛速度更快,而普通方式使得曲线在期望值附近震荡。最终整定参数分别在 7、6.95 和 6.6 附近取得最佳效果。

3.3 四旋翼无人机编队仿真效果

为了体现出本文控制器的优势,在大期望编队中将僚机 F_1 和 F_2 与领航者(长机)的期望距离分别设置为 (4 m, -4 m, 4 m)、(-4 m, 4 m, -4 m)。在小期望编队中分别设置为 (1 m, -1 m, 1 m)、(-1 m, 1 m, -1 m)。最后再与文献[9]方法进行比较,结果如图 8 所示。

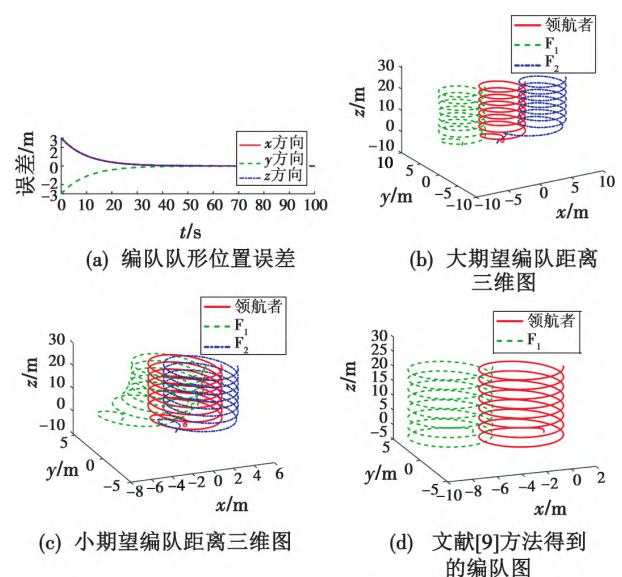


图 8 固定编队仿真效果

Fig. 8 Simulation effect of fixed formation

在图 8(a) 编队队形位置误差逐渐趋近于零,体现了控制器具有良好的控制器精度。图 8(b) 和图 8(c) 显示了在相同初始位置的情况下,均能保持其各自设

置的不同期望队形,意味着该控制器能够通过设置不同的期望距离实现长机与僚机之间不同队形的编队保持。图 8(d) 中文献[9]方法设计的控制器使得编队队形只能由初始位置决定,无法在初始位置不变的情况下改变队形,与之相比,本文方法提高了编队队形形成的灵活性,更加符合现实需求。

4 结束语

针对三维空间中的四旋翼无人机编队队形保持控制问题,利用 RBF 神经网络逼近建模不确定项和干扰项的特性和 BP 神经网络参数整定的能力,提出一种基于 RBF 和 BP 神经网络的编队滑模控制方法。仿真结果表明,本文方法能实现僚机对长机的队形保持,且该控制器具有响应速度快、控制精度高、抗干扰能力好且便于确定增益参数的优点。相较于文献[9]方法,本文方法灵活性更强,更贴合实际情况。

参考文献

- [1] 宗群,王丹丹,邵士凯,等.多无人机协同编队飞行控制研究现状及发展[J].哈尔滨工业大学学报,2017,49(3):1-14.
- [2] 李一波,王文,陈伟,等.无人机编队保持与变换的滑模控制器设计[J].控制工程,2016,23(2):273-278.
- [3] 温家鑫,赵国荣,张超,等.无人机三维编队保持滑模控制器设计[J].电光与控制,2020,27(5):14-18.
- [4] 魏扬,徐浩军,薛源.无人机三维编队保持的自适应抗扰控制器设计[J].系统工程与电子技术,2018,40(12):2758-2765.
- [5] 王晶,顾维博,窦立亚.基于 Leader-Follower 的多无人机编队轨迹跟踪设计[J].航空学报,2020,41(增刊1):88-98.
- [6] ZHANG N, ZHANG Y, ZHANG R. Attitude control of spacecraft formation flying based on nonsingular fast terminal sliding mode control with adaptive fuzzy tuning technique[C]//The 40th Chinese Control Conference. Shanghai: IEEE, 2021: 153-158.
- [7] TIAN L, LI Q, HUA Y Z. Finite-time time-varying group formation tracking for second-order multiagent systems by continuous integral sliding mode[C]//The 32th Chinese Control and Decision Conference. Hefei: IEEE, 2020: 709-714.
- [8] GAO Z Y, GUO G. Fixed-time sliding mode formation control of AUVs based on a disturbance observer[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(2): 539-545.
- [9] 胡盛斌.非线性欠驱动四旋翼飞行器控制方法设计[M].北京:国防工业出版社,2021.
- [10] ALI Z A, ISRAR A, ALKHAMMASH E H, et al. A leader-follower formation control of multi-UAVs via an adaptive hybrid controller[J]. Complexity, 2021, 2021: 1636-1649.
- [11] CAO L, LIU G P, ZHANG D W. A leader-follower formation strategy for networked multi-agent systems based on the PI predictive control method[C]//Proceedings of the 40th Chinese Control Conference. Shanghai: IEEE, 2021: 4763-4768.
- [12] JASIM W, GU D B. Leader-follower formation suboptimal control for quadrotors[J]. International Journal of systems, Control and Communications, 2020, 11(1): 25-51.
- [13] ZHANG H T, DU M M, BU W S. Sliding mode controller with RBF neural network for manipulator trajectory tracking[J]. IAENG International Journal of Applied Mathematics, 2015, 45(4): 334-342.
- [14] ZHAO J, HAN L, REN S J. RBF neural network adaptive sliding mode control based on genetic algorithm optimization[C]//Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan: IEEE, 2016: 6772-6775.
- [15] CUI J, ZHAO L, YU J P, et al. Neural network-based adaptive finite-time consensus tracking control for multiple autonomous underwater vehicles[J]. IEEE Access, 2019, 7: 33064-33074.
- [16] DING Y W. Comparative study on control effect of permanent magnet synchronous motor based on Fuzzy PID control and BP neural network PID control[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1802(3): 032080.
- [17] ZHANG G D, YANG X H, LU D Q, et al. Research on pressurizer pressure control system based on BP neural network control of self-adjusted PID parameters[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 2279(291-294): 2416-2423.
- [18] REN H J, HOU B, ZHOU G, et al. Variable pitch active disturbance rejection control of wind turbines based on BP neural network PID[J]. IEEE Access, 2020, 8: 71782-71797.