

文章编号: 1001-0920(2013)06-0837-07

无人机编队飞行神经网络自适应逆控制器设计

王晓燕, 王新民, 姚从潮

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710129)

摘要: 针对无人机编队飞行时存在的气动耦合和外部干扰等影响因素, 提出基于“长-僚机”模式的神经网络自适应逆控制器设计方法. 详细推导了气动耦合影响, 建立了完整的编队飞行非线性数学模型, 设计了非线性动态逆控制律, 提出了改进的BP神经网络算法, 自适应地逼近和在线补偿动态逆误差, 改善了控制效果, 并针对队形变换提出了简单有效的设计思想. 仿真表明, 该控制器能有效实现编队队形的保持或变换, 控制系统结构具有良好的扩充性.

关键词: 无人机; 编队飞行; 非线性动态逆; 神经网络; 队形变换

中图分类号: TP319.9; V249.1

文献标志码: A

Design of UAVs formation flight controller based on neural network adaptive inversion

WANG Xiao-yan, WANG Xin-min, YAO Cong-chao

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China. Correspondent: WANG Xiao-yan, E-mail: wxy2029@126.com)

Abstract: In view of the effects of aerodynamic coupling and disturbance on unmanned aerial vehicles formation flight process, a design method of neural network adaptive inversion based on “leader-wing” mode is proposed. Firstly, considering the kinematics equations of the formation, the 3-D(three-dimensional) nonlinear mathematical model of the formation flight is established. The basic control law is developed in nonlinear dynamic inversion. Then the nonlinear dynamic inversion errors due to modeling error or disturbance are compensated adaptively on line by improved BP neural network. The performance of the control system is improved. A simple and effective design idea for formation change is proposed. Simulations demonstrate that the controller is effective and able to keep or change formation configuration rapidly, stably and exactly with no collision, and has a good anti-interference performance.

Key words: unmanned aerial vehicle; formation flight; nonlinear dynamic inversion; neural network; formation change

0 引言

近年来, 无人机编队飞行受到越来越多的关注, 其中, 编队飞行控制是编队飞行的重点和核心技术. 根据编队飞行的基本要求, 各无人机在编队飞行过程中, 应该保持某种特定的编队队形, 或者根据外部环境和任务要求, 及时调整各自在编队中的位置, 变换为其他的编队队形^[1].

针对编队飞行队形保持问题, 朱战霞等^[2]对两架无人机斜线编队控制进行研究, 设计了二维PI编队控制器. Elham等^[3]使用Lyapunov稳定性理论设计自适应编队飞行控制器. 肖亚辉等^[4]设计了基于模糊PID的编队飞行控制器. 以上文献在处理模型时忽略了对象难以建模的动态特性, 采用了近似的线性化模

型, 没有考虑模型不确定性和外干扰的影响. Boskovic等^[5]提出采用反馈线性化方法进行双机编队飞行控制. Li等^[6]使用全局稳定性的非线性自适应设计思想. Galzi^[7]提出了高阶滑模控制的思想设计编队保持控制器. 以上文献考虑了编队无人机的非线性特性, 但都没有对编队飞行中气动耦合的影响进行定量的分析与建模, 并且主要解决编队队形保持的问题, 对于编队队形变换未提出简单有效的控制方法.

多无人机编队中气动耦合效应的叠加性、各无人机间飞行的相对动态性和多状态因素的影响, 为多无人机编队飞行控制问题增加了难度^[8-9]. 应用研究表明, 动态逆方法是非线性飞行控制中一种较为有效的方法^[10], 但该方法依赖于精确的对象动力学模型,

收稿日期: 2012-02-23; 修回日期: 2012-05-28.

作者简介: 王晓燕(1976-), 女, 博士生, 从事先进飞行控制的研究; 王新民(1951-), 男, 教授, 博士生导师, 从事非线性控制与智能飞行控制等研究.

对建模误差较为敏感. 由于神经网络具有强大的逼近非线性连续函数的能力^[11], 利用神经网络对逆模型的误差进行补偿, 弥补动态逆方法的不足, 对于编队飞行这样的非线性控制系统是十分合适的.

本文对长、僚机间的气动耦合进行了详细分析, 提出了基于编队几何关系的建模方法, 建立加入气动耦合的编队飞行完整非线性模型. 这种建模方法使编队飞行的数学建模问题得到简化, 并且避免了求解高阶无人机运动方程, 便于控制器的设计. 在此基础上, 研究了模型不确定性与外干扰同时存在时的编队控制问题, 结合神经网络提出自适应逆的控制方案, 并对标准 BP 神经网络进行改进, 提出 tanh 函数 BP 算法, 平缓地改变权值调整的方向, 加快收敛速度. 提出通过控制各无人机之间间隔来调整队形的设计思想, 设计出具有较强稳定性和快速跟踪性的编队飞行控制器, 实现编队队形的保持和实时变换.

1 数学模型描述

根据国外相关飞行实验, 长机和僚机采用相同的一阶马赫数(速度)保持、二阶航向保持和二阶高度保持组成的自动驾驶仪模型^[12], 即

$$\dot{V}_i = -\frac{1}{\tau_V} V_i + \frac{1}{\tau_V} V_{ic}, \quad (1)$$

$$\ddot{\psi} = -\left(\frac{1}{\tau_{\psi a}} + \frac{1}{\tau_{\psi b}}\right) \dot{\psi} - \frac{1}{\tau_{\psi a} \tau_{\psi b}} \psi + \frac{1}{\tau_{\psi a} \tau_{\psi b}} \psi_c, \quad (2)$$

$$\dot{h}_i = -\left(\frac{1}{\tau_{ha}} + \frac{1}{\tau_{hb}}\right) \dot{h}_i - \frac{1}{\tau_{ha} \tau_{hb}} h_i + \frac{1}{\tau_{ha} \tau_{hb}} h_{ic}. \quad (3)$$

其中: 下标 $i = L$ 和 $i = W$ 分别为长机和僚机; V 为无人机的速度; ψ 为航向角; h 为飞行高度; τ_V 为速度时间常数, $\tau_{\psi a}$ 和 $\tau_{\psi b}$ 为航向时间常数, τ_{ha} 和 τ_{hb} 为高度时间常数.

在常规的编队飞行中, 大多数以长机的位置为基准进行控制, 这种设计建模困难, 且僚机的控制受长机的影响较多, 一旦长机发生故障, 将会影响到整个编队的飞行. 考虑到这种情况, 本文采用固连于僚机的旋转参考坐标系. X 轴方向与僚机即时速度 V_W 一致, Z 轴垂直指向纸内, Y 轴垂直于 OXZ 平面并指向机身右侧. 这样, 长机相对僚机的坐标为 (x, y, z) , 由此可得到无人机编队的运动学关系为

$$\dot{x} = V_L \cos(\psi_L - \psi_W) + \dot{\psi}_W y - V_W, \quad (4)$$

$$\dot{y} = V_L \sin(\psi_L - \psi_W) - \dot{\psi}_W x, \quad (5)$$

$$z = h_W - h_L. \quad (6)$$

编队飞行中, 长机涡流对僚机产生上洗力, 引起僚机迎角的变化, 导致升力和阻力向量的旋转, 使得僚机所受到的阻力 D , 升力 L 和侧力 Y 发生了变化, 即

$$\Delta D_W = \bar{q} S \Delta C_D,$$

$$\Delta L_W = \bar{q} S \Delta C_L, \quad \Delta Y_W = \bar{q} S \Delta C_Y. \quad (7)$$

其中: $\bar{q} = \rho V^2 / 2$ 为动压; S 为机翼面积; ΔC_D , ΔC_L 和 ΔC_Y 分别为僚机的阻力系数增量、升力系数增量和侧力系数增量.

在 X, Y, Z 三轴方向上的位置变化引起僚机阻力变化, 所导致的不稳定性可由僚机自动驾驶仪模型的马赫数保持通道消除, 升力变化所导致的不稳定性可由高度保持通道消除, 侧力变化所导致的不稳定性可由航向保持通道消除, 故对僚机自动驾驶仪模型进行修正如下:

$$\begin{aligned} \dot{V}_W &= -\frac{1}{\tau_V} V_W + \frac{1}{\tau_V} V_{Wc} + \\ &\frac{\bar{q} S}{m} [\Delta C_{Dx} x + \Delta C_{Dy} y + \Delta C_{Dz} z], \\ \ddot{\psi}_W &= -\left(\frac{1}{\tau_{\psi a}} + \frac{1}{\tau_{\psi b}}\right) \dot{\psi}_W - \frac{1}{\tau_{\psi a} \tau_{\psi b}} \psi_W + \frac{1}{\tau_{\psi a} \tau_{\psi b}} \psi_{Wc} + \\ &\frac{\bar{q} S}{m} [\Delta C_{Yx} x + \Delta C_{Yy} y + \Delta C_{Yz} z], \\ \dot{h}_W &= -\left(\frac{1}{\tau_{ha}} + \frac{1}{\tau_{hb}}\right) \dot{h}_W - \frac{1}{\tau_{ha} \tau_{hb}} h_W + \frac{1}{\tau_{ha} \tau_{hb}} h_{Wc} + \\ &\frac{\bar{q} S}{m} [\Delta C_{Lx} x + \Delta C_{Ly} y + \Delta C_{Lz} z]. \end{aligned} \quad (8)$$

其中: x, y 和 z 为编队间隔相对额定间隔 x_0, y_0 和 z_0 的扰动量; $\Delta C_{Dm}, \Delta C_{Lm}$ 和 $\Delta C_{Ym} (m = x, y, z)$ 分别为阻力、升力和侧力在 X, Y, Z 三轴方向上的稳定性导数. 在式(8)中, 稳定性导数都乘了 $\bar{q} S / m$, 这是因为乘以 $\bar{q} S$ 可以得到力, 再除以质量 m 即可得到加速度, 符合物理意义.

定义诱导阻力变化的无量纲表达式为

$$\begin{aligned} \sigma_{UW}(y', z') &= \\ &\frac{2}{\pi^2} \left[\ln \frac{y'^2 + z'^2 + \mu^2}{(y' - \pi/4)^2 + z'^2 + \mu^2} - \right. \\ &\left. \ln \frac{(y' + \pi/4)^2 + z'^2 + \mu^2}{y'^2 + z'^2 + \mu^2} \right]. \end{aligned} \quad (9)$$

侧洗力的无量纲表达式为

$$\begin{aligned} \sigma_{SW}(y', z') &= \\ &\frac{2}{\pi} \left[\ln \frac{(y' - \pi/8)^2 + z'^2 + \mu^2}{(y' - \pi/8)^2 + (z' + h_z/b)^2 + \mu^2} - \right. \\ &\left. \ln \frac{(y' + \pi/8)^2 + z'^2 + \mu^2}{(y' + \pi/8)^2 + (z' + h_z/b)^2 + \mu^2} \right]. \end{aligned} \quad (10)$$

其中: b 为无人机翼展; y' 和 z' 为无量纲量, $y' = \bar{y}/b$, $z' = \bar{z}/b$; $\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ 分别为长机和僚机在 X, Y, Z 方向上的额定间距.

根据以上定义, 阻力、升力和侧力的变化可以表示为

$$\begin{aligned}\Delta C_D &= -\frac{1}{\pi A_R} C_{L_L} C_{L_W} \sigma_{UW}(y', z'), \\ \Delta C_L &= \frac{1}{\pi A_R} a_W C_{L_W} \sigma_{UW}(y', z'), \\ \Delta C_Y &= \frac{1}{\pi A_R} \frac{\eta S_{vt} a_{vt} b}{4Sh_z} C_{L_L} \sigma_{SW}(y', z').\end{aligned}\quad (11)$$

可以看到, 阻力、升力和侧力增量在 x 方向上的稳定性导数均为零, 即 $\Delta C_{Dx} = \Delta C_{Lx} = \Delta C_{Yx} = 0$. 对应的, 僚机与长机在 Z 方向的间距为 $z = h_W - h_L$, 选择 $\dot{z} = \zeta$, 有

$$\begin{aligned}\dot{\zeta} &= \dot{z} = \ddot{h}_W - \ddot{h}_L = \\ & - \left(\frac{1}{\tau_{ha}} + \frac{1}{\tau_{hb}} \right) \zeta - \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} z + \\ & \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} h_{Wc} + \frac{\bar{q}S}{m} \Delta C_{Ly} y - \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} h_{Lc}.\end{aligned}\quad (12)$$

因此, 结合编队几何关系, 可以得到无人机编队完整的非线性方程

$$\dot{V}_W = -\frac{1}{\tau_V} V_W + \frac{1}{\tau_V} V_{Wc} + \frac{\bar{q}S}{m} \Delta C_{Dy} y, \quad (13)$$

$$\begin{aligned}\dot{\psi}_W &= -\left(\frac{1}{\tau_{\psi a}} + \frac{1}{\tau_{\psi b}} \right) \dot{\psi}_W - \frac{1}{\tau_{\psi a}\tau_{\psi b}} \psi_W + \\ & \frac{1}{\tau_{\psi a}\tau_{\psi b}} \psi_{Wc} + \frac{\bar{q}S}{m} [\Delta C_{Yy} y + \Delta C_{Yz} z],\end{aligned}\quad (14)$$

$$\begin{aligned}\ddot{h}_W &= -\left(\frac{1}{\tau_{ha}} + \frac{1}{\tau_{hb}} \right) \dot{h}_W - \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} h_W + \\ & \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} h_{Wc} + \frac{\bar{q}S}{m} \Delta C_{Ly} y,\end{aligned}\quad (15)$$

$$\dot{x} = V_L \cos(\psi_L - \psi_W) + \dot{\psi}_W y - V_W, \quad (16)$$

$$\dot{y} = V_L \sin(\psi_L - \psi_W) - \dot{\psi}_W x, \quad (17)$$

$$\dot{z} = \zeta = \dot{h}_W - \dot{h}_L, \quad (18)$$

$$\begin{aligned}\dot{\zeta} &= -\left(\frac{1}{\tau_{ha}} + \frac{1}{\tau_{hb}} \right) \zeta - \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} z + \\ & \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} h_{Wc} + \frac{\bar{q}S}{m} \Delta C_{Ly} y - \frac{1}{\tau_{ha}\tau_{hb}} h_{Lc}.\end{aligned}\quad (19)$$

其中: ΔC_{Dy} , ΔC_{Ly} , ΔC_{Yy} 分别为阻力、升力和侧力增量在 Y 方向上的稳定性导数; ΔC_{Yz} 为侧力增量在 Z 方向上的稳定性导数.

2 神经网络自适应逆编队飞行控制器设计

2.1 非线性动态逆编队飞行控制器设计

状态反馈型非线性动态逆要求全逆, 因而控制量的个数必须与状态量的个数相等, 从而使系统分解成多个线性解耦的子系统. 而在编队飞行控制系统中, 这一要求往往是达不到的. 将奇异摄动理论与动态逆相结合, 根据时标分离原则, 将系统划分为快慢不同的子系统, 从而将全系统的控制器设计问题转换为子系统的控制器设计问题, 使计算的复杂性得以降低, 易于工程实现.

从编队飞行模型可以看出, 由3个有效输入控制着6个自由度, 这3个有效输入分别是僚机速度的

理想输入 V_{Wc} 、僚机偏航的理想输入 ψ_{Wc} 、长机和僚机之间高度差 $z_{Wc} = h_{Wc} - h_{Lc}$ 的理想值. 对编队飞行模型系统运用时间尺度分离方法来进行研究, 根据状态变化快慢将上述动态系统分离为快慢不同的两个子系统. 快变子系统包含4个状态变量, 分别为 V_W , ψ_W , $\dot{\psi}_W$, ζ . 由于 $\dot{\psi}_W$ 是 ψ_W 的变化率, 只选取 V_W , $\dot{\psi}_W$, ζ 作为状态变量. 慢变子系统包含3个状态变量, 分别为长机与僚机在前向、侧向和垂直方向上的实际间距 x , y , z . 忽略模型中气动耦合的影响, 分别用动态逆来设计快、慢回路的控制器, 并将快回路的输出作为慢回路的控制输入. 因此, 时标分离后的快、慢回路子系统可以分别表示为

$$\dot{x}_1 = F_f(x_f) + G_f(x_f)u, \quad (20)$$

$$\dot{x}_2 = F_s(x_s) + G_s(x_s)x_1. \quad (21)$$

其中

$$x_1 = [V_W \ \dot{\psi}_W \ \zeta]^T, \quad x_2 = [x \ y \ z]^T,$$

$$x_f = [V_W \ \dot{\psi}_W \ \psi_W \ \zeta \ z]^T,$$

$$x_s = [\psi_W \ x \ y]^T, \quad u = [V_{Wc} \ \psi_{Wc} \ z_{Wc}]^T.$$

设慢回路状态变量的动态期望值为

$$\dot{x}_{2d} = [\dot{x}_d \ \dot{y}_d \ \dot{z}_d]^T.$$

由式(21)可以解得快回路的输入指令为

$$x_{1c} = G_s^{-1}(x_s)[\dot{x}_{2d} - F_s(x_s)]. \quad (22)$$

在此基础上, 设与 x_{1c} 相对应的快回路状态期望动态值为 $\dot{x}_{1d} = [V_{Wd} \ \dot{\psi}_{Wd} \ \dot{\zeta}_d]^T$, 则由式(20)可以解得僚机理想控制输入为

$$u = G_f^{-1}(x_f)[\dot{x}_{1d} - F_f(x_f)]. \quad (23)$$

2.2 神经网络自适应逆编队飞行控制结构

上述设计忽略了气动耦合的影响, 采用近似动态逆设计, 此外, 建模不准确、求逆计算、外界干扰等都可能带来系统状态误差而影响控制器的控制效果, 因此, 本文在控制器中增加自适应环节, 将其输出信号 v_{ad} 叠加到伪控制信号 v 中. 此自适应环节采用具有良好逼近连续非线性函数能力的BP神经网络来实现, 对编队飞行非线性动态逆控制中建模误差和干扰进行逼近和在线补偿. 系统结构如图1所示, δ_{cmd} 为无人机编队系统的控制输入.

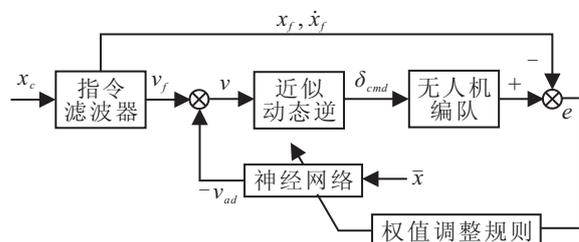


图1 神经网络自适应逆控制结构

由图 1 可知, 当输入指令 x_c 时, 指令滤波器的输出信号为 x_f , 此指令滤波器可以表示为

$$\dot{x}_f = f_f(x_f, x_c). \quad (24)$$

指令滤波器输出的伪控制信号可以表示为

$$v_f = f_f(x_f, \dot{x}_f, x_c). \quad (25)$$

系统的伪控制信号 v 将由指令滤波器输出的伪控制信号 v_f 和神经网络自适应信号 v_{ad} 构成, 即

$$v = v_f - v_{ad}. \quad (26)$$

由式 (24)~(26) 整理可得系统跟踪误差的动态特性为

$$\dot{e} = e + A[v_{ad} - \Delta(x, \dot{x}, \delta)]. \quad (27)$$

其中: $A = [0 \ I]^T$, $e = [x_f - x \ \dot{x}_f - \dot{x}]^T$.

由式 (27) 可知, 理想情况下, 自适应输出项 v_{ad} 如果能够完全重构逆误差, 则系统跟踪误差将渐进趋向于 0.

由于快状态回路响应不完全所带来的不确定误差主要对慢回路控制产生影响, 且在编队飞行中, 系统主要的控制量是僚机相对于长机的位置 x, y, z , 在设计中, 主要对慢回路进行误差补偿. 对 X, Y, Z 三个通道分别设计神经网络自适应补偿器.

2.3 BP 神经网络的构造

为了加快系统的响应时间, 提高网络的训练精度, 本文考虑使用单隐层 BP 神经网络进行调节. 输入层的输入个数为 6, 分别为 $x_d, y_d, z_d, x_{ad}, y_{ad}, z_{ad}$. 其中: x_d, y_d, z_d 为 3 个方向上的期望间距; x_{ad}, y_{ad}, z_{ad} 为输出反馈信号. 输出层输出个数为 3, 分别为 x_{ad}, y_{ad}, z_{ad} . 隐含层中神经元的个数取 5 个.

BP 神经网络输入输出的映射关系可以写为

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_2} \left[\omega_{ij} \sigma \left(\sum_{k=1}^{N_1} v_{jk} \bar{x}_k + \theta_{v_j} \right) + \theta_{\omega_i} \right], \quad (28)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_3.$$

其中: v_{jk} 为输入层到隐含层之间的连接权值; ω_{ij} 为隐含层到输出层之间的连接权值; $\theta_{v_j}, \theta_{\omega_i}$ 为阈值; N_1, N_2, N_3 分别为输入层、隐含层和输出层的神经元个数; $\sigma(\cdot)$ 为隐含层激励函数, 具体表达式为

$$\sigma(z_i) = \frac{1}{1 + \lambda_1 e^{-\lambda_2 z_i}}, \quad (29)$$

$z_i \in R$, λ_1, λ_2 为激励系数.

定义如下输入、输出和激励函数矩阵:

$$\bar{x} = [1, \bar{x}_1, \dots, \bar{x}_{N_1}]^T, \quad y = [y_1, y_2, \dots, y_{N_3}]^T, \quad (30)$$

$$\sigma(z) = [1, \sigma(z_1), \dots, \sigma(z_{N_2})]^T.$$

并定义如下的神经网络权重矩阵:

$$W^T = [\theta_{\omega_i} | \omega_{ij}], \quad V^T = [\theta_{v_j} | v_{ij}]. \quad (31)$$

结合式 (28) 和 (31), 神经网络输入输出的映射可

以写为如下矩阵形式:

$$y = W^T \sigma(V^T \bar{x}). \quad (32)$$

2.4 BP 神经网络的自适应调整算法

在编队飞行中, 由于僚机要跟随主机的飞行轨迹飞行, 短时间内飞机各个状态量变化很大, 对飞行控制系统的时效性要求较高. 一般的 BP 神经网络算法权值调整过程中迭代步数较多, 导致调整速度较慢, 进而影响控制的快速性. 本文采用了改进的 BP 算法, 通过自适应地调整学习率来提高神经网络的训练速度. 标准 BP 网络中, 权值调整公式如下:

$$\Delta W(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W(k)}. \quad (33)$$

其中: η 为学习率, $\Delta W(k)$ 为第 k 次迭代生成的权值调整量, $E(k)$ 为第 k 次迭代的误差, $W(k)$ 为 k 次迭代的连接权值.

由式 (33) 可知, 学习率 η 的选取直接影响权值调整量的大小, 从而影响网络的收敛速度. 若学习率 η 选取过小, 网络收敛速度则很慢; 若学习率 η 选取过大, 权值的调整量过大则可能引起收敛过程在最小值点附近摆动. 为了解决学习率 η 选取的矛盾, 在式 (33) 后面增加了动量项, 即

$$\Delta W(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W(k)} + \alpha \Delta W(k-1). \quad (34)$$

其中: $\alpha \Delta W(k-1)$ 为动量项, $\Delta W(k-1)$ 为第 $k-1$ 次迭代生成的权值调整量, α 为平滑系数且 $0 < \alpha < 1$. 这种改进对收敛速度的提高效果不明显, 为此, 本文对 η 和 α 作进一步的自适应调整, 在式 (34) 中增加自适应调整项

$$\Delta W(k) = -\eta(k) \frac{\partial E}{\partial W(k)} + \alpha(k) \Delta W(k-1). \quad (35)$$

定义

$$e(n) = \frac{|E(n)| - |E(n-1)|}{|E(n)|}. \quad (36)$$

取

$$M(k) = \begin{cases} M(k-1)(1 + \xi e^{-e(k)}), & e(k) < 0; \\ M(k-1)(1 - \xi e^{-e(k)}), & e(k) > 0. \end{cases} \quad (37)$$

$$\eta(k) = \begin{cases} k_1 \eta(k-1), & E(k-1) > E(k); \\ k_2 \eta(k-1), & E(k-1) < E(k); \\ \eta(k-1), & E(k-1) = E(k). \end{cases} \quad (38)$$

$$\alpha(k) = \alpha \tanh \left(M(k) \frac{\partial E}{\partial W(k)} \right). \quad (39)$$

其中: $M(k)$ 为第 k 次迭代所需的参数, $k_1 > 1, 0 < k_2 < 1$; ξ 和 α 为自定义常数.

由式 (39) 可知, 对于不同的误差变化, 每一步学习后都会相应地调整学习率和动量项的比重. 如果学习率取小了, 则可以对其增加一个值; 如果学习率取值过大, 产生了过调, 则应减小学习率的值. 采用

tanh 函数可以平缓地改变权值调整的方向. 设定平滑系数的上限为 0.8, 以确保不会因为平滑系数过大造成网络收敛时间过长, 甚至导致网络出现振荡.

3 仿真结果与分析

3.1 控制系统仿真结构

用于模拟编队飞行控制系统计算机仿真的控制结构如图 2 所示. 长机自动驾驶仪发出的指令控制整个编队, 单架僚机的控制指令来自编队控制器. 长机完全独立于僚机, 长机信息通过僚机的外部传感器提供给僚机. 外部传感器测量、运动学计算、编队控制律和编队间隔指令均在僚机模块中执行. 通过复制僚机模块即可增加额外的无人机到编队飞行仿真中, 因此, 该编队飞行控制系统结构具有较好的扩充性, 也适用于多架僚机组成的无人机编队. 同时, 在该控制结构下, 本文提出通过控制各无人机之间间隔来调整队形的设计思想, 只要分别给定各个僚机编队间隔指令 x_c, y_c, z_c , 各僚机控制器即可自动调整该僚机的速度和航向, 完成相应的队形变换.

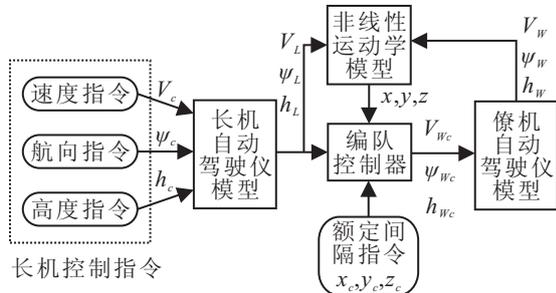


图 2 编队飞行控制系统结构

仿真中选取快回路带宽为 20 rad/s, 慢回路带宽为 100 rad/s, 神经网络学习速率初值为 0.5, $k_1 = 1.12$, $k_2 = 0.78$; 期望误差值取 e^{-6} ; 激励函数 $f(\cdot)$ 采用改进后的 Sigmoid 函数 $f(x) = 1/(1 + ae^{-bx})$, $a = 1.1$, $b = 0.5$; 线性补偿器的比例系数 $k_x = 3$.

为了验证本文所提出改进算法的优越性, 对几种 BP 算法实际效果进行数值实验对比分析. 考虑到每种 BP 神经网络算法的初始化参数不同, 应进行多次训练. 通过 50 次训练, 取其平均值得到 3 种算法收敛速度的比较结果, 如表 1 所示.

表 1 几种算法收敛速度比较

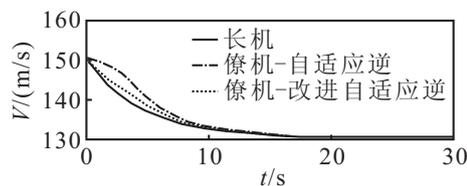
算法	迭代次数	训练时间/s	均方误差
标准 BP 算法	6622	5.30	0.00099
加动量项的 BP 算法	3182	2.29	0.00098
自适应 tanh 函数 BP 算法	248	0.2	0.00096

从表 1 可以看出, 本文提出的自适应 tanh 函数 BP 算法比标准 BP 算法和加动量项的 BP 算法在迭代次数上和训练时间均有很大改善; 在收敛误差精

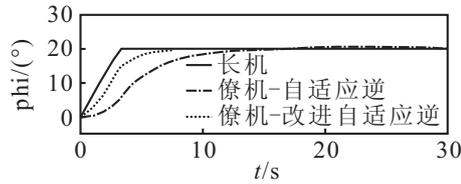
度、找到全局最小值两方面也有一定程度的改进, 为 BP 神经网络在自适应控制中在线调整参数提供了可行性依据.

3.2 编队队形保持

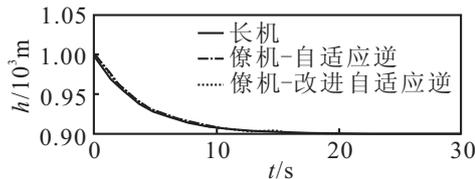
给定仿真时间 30 s, 进行编队机动的仿真验证. 假设初始编队时长机与僚机处于同一水平面内, 航向角 $\psi_0 = 0^\circ$, 飞行高度 $h_0 = 1000$ m, 速度 $V_0 = 150$ m/s. 初始队形为左菱形松散编队, 额定编队间距分别为 $x_0 = 100$ m, $y_0 = 50$ m, $z_0 = 0$ m.



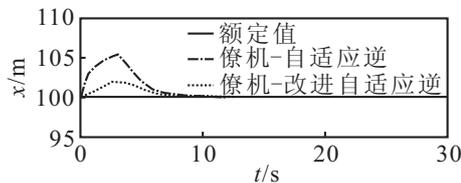
(a) 长僚机速度



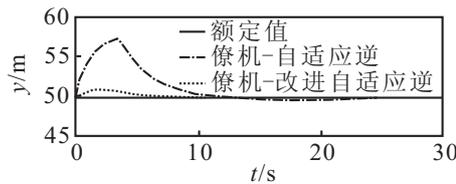
(b) 长僚机航向



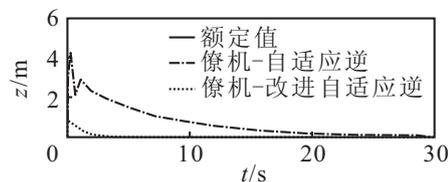
(c) 长僚机高度



(d) x 方向编队间隔



(e) y 方向编队间隔



(f) z 方向编队间隔

图 3 编队队形保持响应曲线

由式(9)~(11)可求得稳定性导数分别为

$$\Delta C_{Dy} = -0.000784, \Delta C_{Ly} = 0.0077,$$

$$\Delta C_{Yy} = -0.000144, \Delta C_{Yz} = -0.000542.$$

可见在松散编队时,气动耦合影响非常小,可以忽略不计.同时进行航向、速度和高度3个通道的组合机动,对于无人机编队飞行的机动验证应该是最严格苛刻的.在长机航向偏转 20° 、速度减小 20 m/s 、高度降低 100 m 组合机动时进行仿真,结果如图3所示.

由图3可见,改进前后的BP神经网络自适应逆控制器都可以控制僚机准确跟踪上长机机动.在这种组合机动下, x 、 y 和 z 三个方向上的编队间隔都有一定的波动,这也充分体现了无人机编队飞行过程中组合机动的协调性.由图3可知,相比标准BP神经网络,改进后的自适应逆控制使得僚机机动响应超调减小,3个方向上编队间隔的最大偏差减小,调节时间较短,过度更加平稳,控制效果更加理想.

3.3 编队队形变换

仿真开始 20 s 后,长机发起编队队形变换指令,要求无人机编队队形从左菱形变换为右菱形,同时僚机要跟随长机爬升 100 m 的高度.设置右菱形编队的额定间距为 $x_c = 100\text{ m}$, $y_c = -30\text{ m}$, $z_c = 0\text{ m}$,将右菱形编队额定间距作为编队间距的控制指令.图4为长僚机之间的间距变化和实时轨迹,直观地表明了僚机能够较好地完成左菱形到右菱形的队形变换.由图4可知,僚机是在前进的同时向右进行队形的变换与调整,同时高度爬升了 100 m ,在此过程中, Y 方向间隔由长机左边 30 m 变化到长机右边 30 m ,完成了队形的变换.

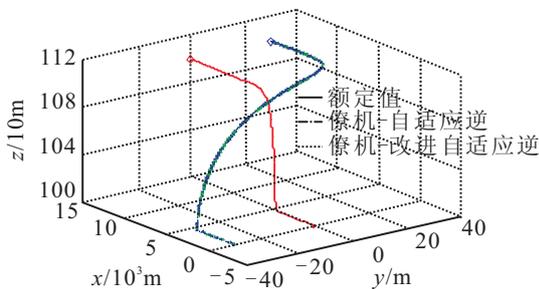


图4 左菱形变为右菱形的实时轨迹

3.4 气动耦合与干扰影响验证

无人机紧密编队飞行时,合理利用长机涡流的影响有利于节省燃油、延长航时,但此时僚机的动态特性会受到气动耦合的影响.给定仿真时间 40 s ,进行紧密编队机动的仿真验证,初始条件如前.初始队形为左菱形紧密编队,即两机之间侧向间距不大于一个翼展.额定编队间距分别为 $x_0 = 20\text{ m}$, $y_0 = 10\text{ m}$, $z_0 = 0\text{ m}$.

由式(9)~(11)可求得稳定性导数分别为

$$\Delta C_{Dy} = -0.0471, \Delta C_{Ly} = 0.4635,$$

$$\Delta C_{Yy} = -0.1987, \Delta C_{Yz} = -0.0662.$$

可见紧密编队时气动耦合对僚机影响明显增大.同样在长机航向偏转 20° 机动时进行仿真,加入气动耦合前后的僚机响应如图5所示.为了验证系统的抗风干扰性能,待响应稳定后,在 $20\sim 25\text{ s}$ 时对长机航向指令再施加一个白噪声信号来模拟 5 s 阵风对长机航向的影响^[13],结果如图5所示.

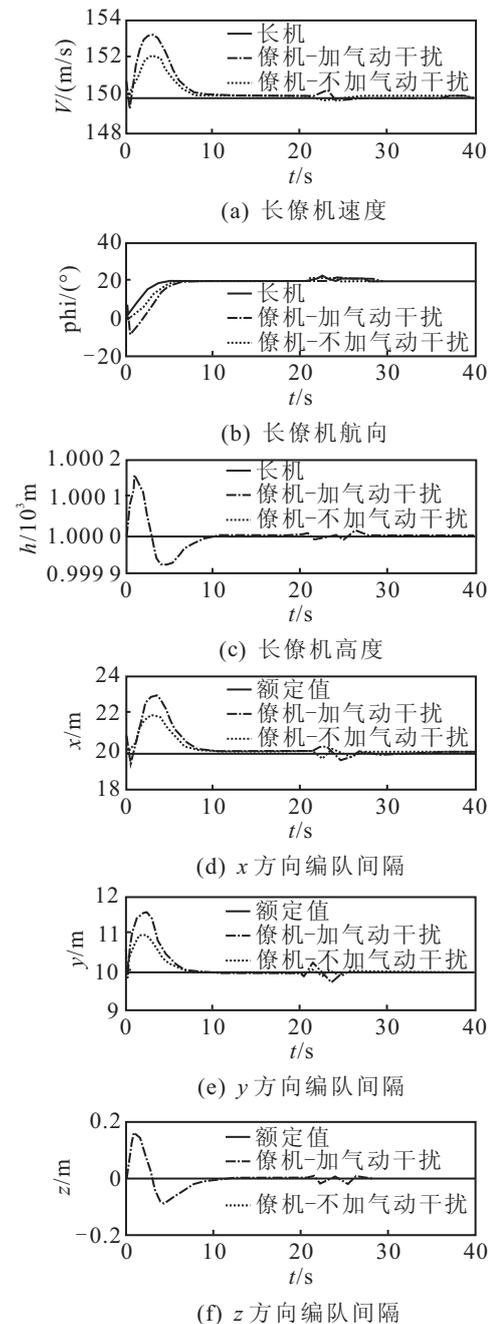


图5 紧密编队航向机动仿真曲线

由图5可知,加入气动耦合前后,速度、航向和 x 、 y 方向间隔的响应趋势与不加气动耦合时基本一致,但由于气动耦合的影响,无人机姿态响应曲线和

编队间隔在初始阶段有微小振荡, 超调量有所增加。另外, z 方向间隔曲线出现波动, 这是由于气动干扰的影响, 使得高度通道与航向通道发生了耦合。同样, 无人机作高度方向的机动, 也将对航向与速度通道产生影响。阵风干扰下, 所设计的控制器仍能很快将编队队形收敛为期望队形, 具有良好的抗干扰性能。

4 结 论

本文将非线性动态逆与BP神经网络相结合, 采用改进的神经网络算法, 设计了无人机编队飞行控制系统, 并进行了数字仿真, 结果表明, 采用控制编队间隔的思想, 可以方便地进行无人机编队飞行的队形保持和变换控制。神经网络自适应逆控制器可以对系统未建模特性和参数不确定性进行自适应补偿, 改进的tanh函数BP算法提高了神经网络的训练速度, 较好地实现编队飞行过程中的队形保持与队形变换。本文的建模和设计方法具有良好的扩充性, 通过控制相应的编队间隔可以用于两架或多架无人机紧密或松散编队飞行的队形保持和变换控制。

参考文献(References)

- [1] 樊琼剑, 杨忠, 方挺, 等. 多无人机协同编队飞行控制的研究现状[J]. 航空学报, 2009, 30(4): 683-691.
(Fan Q J, Yang Z, Fang T, et al. Research status of coordinated formation flight control for multi-UAVs[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(4): 683-691.)
- [2] 朱战霞, 郑莉莉. 无人机编队飞行控制器设计[J]. 飞行力学, 2007, 25(4): 22-24.
(Zhu Z X, Zheng L L. The controller design of UAV formation flight[J]. Flight Dynamics, 2007, 25(4): 22-24.)
- [3] Elham Semsar. Adaptive formation control of UAVs in the presence of unknown vortex forces and leader commands[C]. Proc of the 2006 American Control Conf Minneapolis. Minnesota: IEEE, 2006: 3563-3569.
- [4] 肖亚辉, 王新民, 王晓燕, 等. 无人机三维编队飞行模糊PID控制器设计[J]. 西北工业大学学报, 2011, 29(6): 834-838.
(Xiao Y H, Wang X M, Wang X Y, et al. An effective controller design of formation flight of unmanned aerial vehicles[J]. J of Northwestern Polytechnical University, 2011, 29(6): 834-838.)
- [5] Boskovic J D, Li S M, Mehra R K. Semi-globally stable formation flight control design in three dimensions[C]. Proc of the 40th IEEE Conf on Decision and Control. Orlando: IEEE, 2001, 2: 1059-1064.
- [6] Li Sai-ming, Jovan D Boskovic, Raman K Mehra. Globally stable automatic formation flight control in two dimensions[C]. AIAA Guidance, Navigation and Control Conf and Exhibit. Montreal: AIAA, 2001: 176-182.
- [7] Galzi D. Closed-coupled formation flight control using quasi-continuous high-order sliding-mode[C]. Proc of the 2007 American Control Conf Marriott. New York: IEEE, 2007: 1799-1804.
- [8] Fabrizio Giulietti, Lorenzo Pollini, Mario Innocenti. Autonomous formation flight[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2000, 25(11): 34-45.
- [9] Bangash Z, Sanchez R, Ahmed A, et al. Aerodynamics of formation flight[C]. The 42nd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. Reno: AIAA, 2004: 725.
- [10] 陈谋, 邹庆元, 姜长生, 等. 基于神经网络干扰观测器的动态逆飞行控制[J]. 控制与决策, 2008, 23(3): 283-287.
(Chen M, Zou Q Y, Jiang C S, et al. Dynamical inversion flight control based on neural network disturbance observer[J]. Control and Decision, 2008, 23(3): 283-287.)
- [11] 朱家强, 郭锁凤. 基于神经网络的超机动飞机自适应重构控制[J]. 航空学报, 2003, 24(3): 246-250.
(Zhu J Q, Guo S F. Neural-net based adaptive reconfigurable control for a super-maneuverable aircraft[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2003, 24(3): 246-250.)
- [12] Selcuk Bayraktar, Fainekos Georgios E, Pappas George J. Hybrid modeling and experimental cooperative control of multiple unmanned aerial vehicles[R]. Pennsylvania: University of Pennsylvania, MS-CIS-04-32, 2004.
- [13] 刘成功, 杨忠, 樊琼剑. 基于CMAC的无人机紧密编队飞行控制研究[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(7): 37-40.
(Liu C G, Yang Z, Fan Q J. Research on multi-UAVs close formation flight control based on CMAC[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2009, 28(7): 37-40.)