论文

基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器设计

杨之元¹, 段海滨^{1*}, 范彦铭²

1. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 飞行器控制一体化技术国防科技重点实验室仿生自主飞行系统研究组, 北京 100191;

2. 中国航空工业集团公司, 沈阳飞机设计研究所, 沈阳 110035

* E-mail: hbduan@buaa.edu.cn

收稿日期: 2017-04-30; 接受日期: 2017-07-18; 网络出版日期: 2018-01-17

国家自然科学基金重点项目(批准号: 61333004)、国家自然科学基金重大研究计划(批准号: 91648205)和北京航空航天大学研究生创新基金项目(批准号: YCSJ-01-2016-11)资助

摘要 针对无人机编队控制器设计难题, 受到大雁飞行时头雁产生的上洗气流能有效减小雁群飞行所需要的体力消耗的启发, 设计了无人机编队远距离飞行时的比例-积分-微分仿雁群编队控制器. 编队飞行中, 无人机由于会受到突风或其他客观因素的影响会偏离最佳的编队位置, 针对该问题提出了一种基于莱维飞行鸽群优化无人机编队控制器参数的整定方法, 以求取无人机编队时对外界干扰具有强鲁棒性的比例-积分-微分控制器参数. 仿真对比验证表明, 本文所设计的基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器具有更强的快速性、稳定性和可靠性, 减少了无人机远距离仿雁群编队时飞行的油量消耗, 并增加了无人机的作战半径.

关键词 无人机, 编队控制, 雁群, 莱维飞行, 鸽群优化

1 引言

随着军事、民用等领域以及科技的推动, 如何充分发挥执行任务时无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)的性能, 已经成为航空领域的热门焦点. 无人机系统是一种“平台无人, 系统有人”的无人飞行器系统, 无人机具有低成本、无人员伤亡、机动能力强等优点^[1], 已经逐步成为现代战争的主要力量. 无人机编队能充分利用单机的有限资源, 将多个无人机的资源共享并有效利用, 无人机编队能达到单机之和不能达到的效能, 能完成单机不能够完成的复杂任务^[2]. 对于无

人机编队控制问题的研究也一直是控制领域的热门话题.

对于固定翼无人机编队控制, 为了高效利用无人机产生的上洗气流, 一些学者提出了仿雁群编队的思想. 大雁是一种大型候鸟, 在雁群“V”字形飞行的过程中, 大雁拍动翅膀时, 尾部会引发涡旋, 而这些气流的流动处于上升的方向, 如果后面紧邻的大雁刚好处在这些气流中, 则该大雁会节省很多的体力, 从而能飞行更远的距离^[3]. 除此之外, 通过从雁和头雁进行位置交换, 每一只大雁都可以充当头雁的角色. 此假说是由德国的空气动力学家Wieselsberger提出的, 当个体

引用格式: 杨之元, 段海滨, 范彦铭. 基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器设计. 中国科学: 技术科学, 2018, 48: 161–169
Yang Z Y, Duan H B, Fan Y M. Unmanned aerial vehicle formation controller design via the behavior mechanism in wild geese based on Levy flight pigeon-inspired optimization (in Chinese). Sci Sin Tech, 2018, 48: 161–169, doi: [10.1360/N092017-00127](https://doi.org/10.1360/N092017-00127)

在另一只大雁产生的涡流中飞行时,其心率和拍翼频率比单独飞行时低,更易滑翔,且节省了11%~14%的能量^[4].后续研究者们又分别从几何学和动力学角度阐述雁群飞行中的涡流原理及其作用,对雁群省力飞行的假说进行详细的分析和验证^[5,6].此外,哥德堡大学的Malte和Johan^[7]通过实际观测方法来验证了雁群编队省力的假说.

多无人机编队具有强耦合、强非线性的特点^[8].Proud等人^[9]、Pachter等人^[10]和Buzogany等人^[11]建立了利用上洗气流的僚机模型并设计了较为简单的比例-积分(PID)控制器,但仿真结果只能证明控制器参数符合控制需求,并未进行参数优化,而且控制器较为简单.周子为等人^[1]建立了仿雁群的无人机编队模型,但是长机只对偏航角指令进行跟踪,并未对航迹指令进行跟踪.在非线性控制方面,有很多学者也利用自适应反馈^[12]、鲁棒控制^[13]等解决无人机编队控制问题,但非线性控制方法较为复杂,在工程实际中应用较少.

鸽群优化(pigeon-inspired-optimization, PIO)由Duan和Qiao^[14]于2014年提出,算法模仿鸽子寻找目标不同阶段使用的不同导航工具提出了两种不同的算子模型,地图和指南针算子与地标算子(图1).地图和指南针算子是模仿太阳和地球磁场这两种导航工具对鸽子的作用,而地标算子则是模仿导航工具地标对鸽子的影响.

鸽群优化算法具有速度快的特点,但是针对雁群编队控制器的优化问题来说,通过使用粒子群优化算

法或鸽群优化算法容易陷入局部最优.为了提高优化算法陷入局部最优的能力,段海滨等人^[15]提出了一种基于捕食逃逸的改进鸽群优化算法,将鸽子分为捕食鸽子和逃逸鸽子,这种方法能在一定程度上改善在复杂情况中陷入局部最优的问题.除此之外,Dou和Duan^[16]利用莱维飞行准则结合鸽群优化对舰载机着舰控制中的自动驾驶仪和动力补偿控制中的参数进行优化,Zhang等人^[17]将莱维飞行鸽群优化应于无人直升机的参数优化问题.莱维飞行对搜索域进行非常细致的搜索,能在极大程度上避免陷入局部最优.本文将利用莱维飞行鸽群优化算法对比例-积分-微分(proportion-integral-derivative, PID)控制器进行参数优化,以得到较优的一组控制器参数.

从工程实际角度出发,设计了针对5架无人机编队时的仿雁群行为无人机编队PID控制器,并使用粒子群优化算法、鸽群优化算法和莱维飞行鸽群优化算法对控制器参数进行优化,并对比分析优化的结果,考虑无人机从随机初始位置到完成编队所需要的时间以及无人机编队时受到突风干扰之后的队形恢复时间,以满足无人机编队时对于快速编队和队形抗干扰并快速恢复的性能要求.

2 雁群行为机制

雁类编队飞行所利用的空气动力学优势,主要来自编队中其他雁产生的上洗气流.如图2所示,雁类飞行时雁翼下方气流变化形成一对细长涡流,在尾涡内侧产生一个下洗流,在其外侧产生一个上洗流.从雁只在相对其前雁合适的位置飞行时,才能获得上洗流产生的附加能量.理论上认为,来自雁类或飞机的两个涡流中心大约相距 $0.78b$,其中 b 为雁的翼展,因此为了获得来自尾旋上洗气流的最大升力,雁群应该以 $-0.11b$ 的最优翼间距编队飞行.相邻大雁的翅膀需重叠大约十分之一时,从雁可以获得最大的上洗气流能量.从雁所获得的额外升力,主要取决于同前雁的横侧向位置,即从雁必须准确地跟踪最优翼间距位置.文献^[7]指出,该结论同大翼展、低拍翼频率的雁群飞行情况非常吻合,如加拿大黑雁的稳态飞行.Proud等人^[9]和Pachter等人^[10]计算结果表明,当相邻两机间的横向、纵向和垂直向间距分别为 $\pi b/4$, $2b$ 和0时,编队飞行中僚机的总升力最大,总阻力最小,且翼尖涡流对

图1 (网络版彩图) 鸽群优化算法示意图

图2 雁群编队飞行后视图

僚机侧向力接近为零。

3 仿雁群无人机编队

受到雁群飞行时形成的“V”字队形的启发,设计无人机仿雁群形成“V”字形编队的控制器,首先对5架无人机的初始状态做出判断,在最前面的无人机充当长机的角色,之后由就近原则以及其他4架僚机的初始位置判断形成编队后,僚机应当在长机的左侧还是右侧即形成编队后长机左侧和右侧各有几架僚机。由相对位置误差形成位置指令控制僚机形成编队。

3.1 无人机编队控制器设计

3.1.1 固定翼无人机模型

对无人机建模时,暂时不考虑外界的扰动因素,并且忽略非线性环节,对于长机和僚机的速度和航向角,可以利用一阶模型近似^[18]。对于高度控制自动驾驶仪,利用二阶过阻尼环节进行近似:

$$\begin{aligned}\frac{\psi_w(s)}{\psi_{wc}(s)} &= \frac{1}{\tau_{\psi_w}s+1}, \\ \frac{V_w(s)}{V_{wc}(s)} &= \frac{1}{\tau_{V_w}s+1}, \\ \frac{h(s)}{h_c(s)} &= \frac{1}{(\tau_a s+1)(\tau_b s+1)},\end{aligned}\quad (1)$$

式中,下标 w_c 表示的是无人机的控制输入量,也就是编队飞行控制器的输出信号;下标 w 表示在编队回路控制下无人机的状态; τ_{ψ_w} 与 τ_{V_w} 分别表示无人机在速度和航向角回路上的时间常数。 τ_a, τ_b 均为无人机高度通道上的时间常数。

无人机编队 x, y, z 方向上的运动方程为

$$\begin{aligned}\dot{y} &= V_L \cdot \sin\psi_E - x \cdot \psi_w, \\ \dot{x} &= V_L \cdot \cos\psi_E - V_w + y \cdot \psi_w, \\ z &= h_w - h_L,\end{aligned}\quad (2)$$

式中, ψ_L, ψ_w 为长机和僚机的偏航角, $\psi_E = \psi_L - \psi_w$ 表示为僚机航迹方向角的偏差, V_L, V_w 表示长机和僚机水平方向上的速度分量,不包含升降速度; h_L, h_w 分别表示长机和僚机的飞行高度。

因此可以得到不考虑气流扰动时的长机模型^[1]为

$$\begin{aligned}\dot{x} &= -\frac{\bar{y}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_w - V_w + V_L \cdot \sin\psi_E + \frac{\bar{y}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_{wc}, \\ \dot{y} &= V_L \cdot \sin\psi_E + \frac{\bar{x}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_w - \frac{\bar{x}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_{wc}, \\ z &= \zeta, \\ \dot{\zeta} &= -\left(\frac{1}{\tau_a} + \frac{1}{\tau_b}\right) \cdot \zeta - \frac{1}{\tau_a \tau_b} z + \frac{1}{\tau_a \tau_b} h_{wc} - \frac{1}{\tau_a \tau_b} h_{Lc}.\end{aligned}\quad (3)$$

僚机模型的建立需要考虑长机产生的上洗气流对僚机的影响,僚机模型^[1]为

$$\begin{aligned}\dot{x} &= -\frac{\bar{y}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_w - V_w + V_L + \frac{\bar{y}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_{wc} \\ &\quad + \frac{\bar{q}S}{mV} \left[\Delta C_{Y_{wy}} \cdot y + \Delta C_{Y_{wz}} \cdot z \right], \\ \dot{y} &= \left(\frac{\bar{x}}{\tau_{\psi_w}} - V \right) \cdot \psi_w + V \cdot \psi_w - \frac{\bar{x}}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_{wc} \\ &\quad - \frac{\bar{q}S}{mV} \left[\Delta C_{Y_{wy}} \cdot y + \Delta C_{Y_{wz}} \cdot z \right], \\ \dot{\psi}_w &= -\frac{1}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_w + \frac{1}{\tau_{\psi_w}} \cdot \psi_{wc} \\ &\quad + \frac{\bar{q}S}{mV} \left[\Delta C_{Y_{wy}} \cdot y + \Delta C_{Y_{wz}} \cdot z \right], \\ \dot{V}_w &= -\frac{1}{\tau_{V_w}} \cdot V_w + \frac{1}{\tau_{V_w}} \cdot V_{wc} + \frac{\bar{q}S}{m} \Delta C_{D_{wz}} \cdot z, \\ z &= \zeta, \\ \dot{\zeta} &= -\left(\frac{1}{\tau_a} + \frac{1}{\tau_b}\right) \cdot \zeta - \frac{1}{\tau_a \tau_b} z + \frac{1}{\tau_a \tau_b} h_{wc} \\ &\quad - \frac{1}{\tau_a \tau_b} h_{Lc} + \frac{\bar{q}S}{m} \Delta C_{L_{wy}} \cdot y,\end{aligned}\quad (4)$$

式中, $(x, y, V_w, \psi_w, z, \zeta)$ 为状态变量, (V_L, ψ_L, h_{Lc}) 分别表示长机的飞行速度、偏航角和高度。 $\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ 分别表示长机和僚机纵向、横向和垂直方向的期望间距, $\bar{q}$ 为动压, S 为机翼面积, m 为无人机质量, $\Delta C_{D_{wz}}$ 为阻

力系数, $\Delta C_{Y_{W_y}}, \Delta C_{Y_{W_z}}$ 为侧向力系数, $\Delta C_{L_{W_y}}$ 为升力系数.

3.1.2 控制器设计

由于现代飞行控制器为了保证快速性和稳定性, 大多依旧采用PID控制器, 为了接近工程实际, 利用PID设计了5架无人机编队时对于长机和僚机的 x, y, z 三个方向的PID控制.

对于3个方向的误差信号, x 方向误差信号为纵向距离偏差和速度偏差的线性组合, y 方向误差信号为横向距离偏差和偏航角偏差的线性组合, z 方向误差信号为高度误差信号. 对于误差信号设计如下PID控制器^[1]:

$$\begin{aligned} V_{w_c} &= k_{x_p} e_x + k_{x_i} \int_0^t e_x dt + k_{x_d} \frac{de_x}{dt}, \\ \psi_{w_c} &= k_{y_p} e_y + k_{y_i} \int_0^t e_y dt + k_{y_d} \frac{de_y}{dt}, \\ h_{w_c} &= k_{z_p} e_z + k_{z_i} \int_0^t e_z dt + k_{z_d} \frac{de_z}{dt}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中, k_{m_p} 为比例增益, k_{m_i} 为积分增益, k_{m_d} 为微分增益, $m=X, Y, Z$ 三个通道.

3.2 仿雁群编队控制器设计

在编队的过程中首先根据各个无人机的初始位置确定长机与僚机, 之后根据僚机相对长机的位置确定僚机飞到长机的左侧还是右侧. 长机与僚机的动力学模型相同, 编队过程中对长机的速度、偏航角和高度进行指令控制, 僚机根据自己的状态、长机的状态以及和长机之间的距离作为PID控制器的输入, PID控制器输出的速度、偏航角和高度指令通过僚机的状态方程得到僚机的状态, 进而通过导航方程确定僚机当前的绝对坐标. 在编队的过程中通过改变长机和僚

机的状态方程进而加入风干扰对于无人机的影响. 针对没有设计最外层制导律的长机控制结构^[1], 提出了利用无人机的目标最终点与长机当前的位置形成轨迹指令和偏航角指令, 设计了制导律. 控制结构框图如图3所示.

4 莱维飞行鸽群优化编队控制器参数

无人机在飞行编队时, 及早地形成编队可以尽快地利用前面无人机产生的上洗气流, 减小油耗. 当无人机以“V”字形编队飞行时, 极易受到突风的干扰, 使得无人机偏离编队的理想位置. 普通情况下, 调节PID控制器参数能满足无人机“V”字形编队的需求, 但是由于无人机具有非线性、通道耦合的特点, 以及9个PID控制器参数都在一定范围内是可以浮动的. 为了寻找一组较优的PID控制器参数使得无人机从初始位置能快速进入编队状态以及编队过程中受到干扰能快速恢复队形, 我们提出利用人工智能优化算法对控制器的9个参数同时进行优化, 以寻找较优的参数, 达到无人机编队快速性的要求.

突风模型为在10~15 s加入一定幅值的 x 方向和 y 方向时变的侧风, 以考验无人机恢复航迹的速度.

$$\begin{aligned} V_x &= V_{x_{\max}} / 2 \times \left(1 - \cos\left(\frac{\pi t}{2}\right) \right), \\ V_y &= V_{y_{\max}} / 2 \times \left(1 - \cos\left(\frac{\pi t}{2}\right) \right), \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $V_{x_{\max}} = 50$, $V_{y_{\max}} = 60$.

假设无人机从0 s开始编队, 10~15 s加入突风干扰, 适应度函数定义为形成编队的时间和遭遇突风之后恢复的时间的线性组合.

图3 仿雁群无人机编队控制结构框图

$$J = k_1 \times T_1 + k_2 \times T_2, \quad (7)$$

式中, T_1 是编队形成时间, 定义为当无人机的横向和纵向位置处于指令位置的5%误差带范围内、高度误差小于0.5、偏航角误差小于0.5°时从0 s开始所经历的时间, T_2 是突风恢复时间, 定义和编队形成时间的误差带范围定义相同, 从15 s开始所经历的时间, k_1 和 k_2 为两部分的权重, 可根据侧重选择, 二者和为1, 仿真中二者均为0.5.

传统的鸽群优化算法在实际问题中进行了广泛地应用^[14], 收敛速度很快, 但是容易陷入局部收敛, 需要引入一些新的机制对鸽群优化算法进行改进, 增强优化算法的全局收敛能力. 利用莱维飞行准则对鸽群优化算法进行改进^[16]能取得不错的效果, 莱维飞行机服从马尔科夫过程, 被证明是最好的随机游走模型, 其步长满足莱维重尾分布:

$$L(s) \sim |s|^{-1-\delta}, \quad 0 < \delta \leq 2, \quad (8)$$

式中, s 表示随机步长.

通过利用莱维飞行算子进行运算, 可以使少数鸽子进行局部搜索, 其他鸽子进行全局搜索, 在一定程度上减小了陷入局部最优的可能性.

莱维飞行鸽群优化算法中, 通过式(9)和(10)进行鸽群个体的更新, 式(9)为地图和指南针算子.

$$\begin{cases} \text{step} = s * (X_i^{N_c-1} - X_{\text{leader}}), \\ X_i^{N_c} = X_i^{N_c-1} + \text{step} * \text{randn}, \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} s = \frac{\mu}{|\nu|^{1/\delta}}, \quad \delta = 1.5, \\ \mu \sim N(0, \sigma_\mu^2), \quad \nu \sim N(0, \sigma_\nu^2), \\ \sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\delta)\sin(\pi\delta/2)}{\Gamma[(1+\delta)/2]\delta \cdot 2^{(\delta-1)/2}} \right\}^{1/\delta}, \quad \sigma_\nu = 1, \end{cases} \quad (10)$$

式中, μ 和 ν 服从正态分布, $*$ 代表Hadamard乘积, X_{leader} 为当前最佳个体, randn 为矢量, 其所有元素都服从正态分布.

除此之外, 利用改进的地标算子以改进原始鸽群优化算法过早收敛的问题, 如式(11)所示:

$$\begin{cases} X_i^{N_c} = X_i^{N_c} + \text{Length} \times \text{randn} * (X_{\text{leader}} - X_i^{N_c-1}), \\ \text{Length} = \text{logsig}\left(\frac{N_c/2 - N_{c\max}}{k}\right), \end{cases} \quad (11)$$

式中, $N_{c\max}$ 为最大迭代次数, k 控制logsig函数的斜率, 随着迭代次数的增加, 其幅值逐渐减小.

综上, 利用莱维飞行鸽群优化算法优化无人机控制器参数流程如下:

Step1: 根据式(1)~(4)所示的无人机模型以及式(5)所示的无人机控制器模型, 对模型所需参数以及莱维飞行鸽群优化算法所需参数进行初始化设置.

Step2: 利用PID参数的上限与下限设定每一只鸽子的初始随机位置和速度.

Step3: 由式(7)计算每一只鸽子的适应度函数值, 并进行比较, 更新全局最优个体位置.

Step4: 执行如式(9)所示的地图和指南针算子, 并逐代对鸽群个体的位置进行更新, 直至达到地图和指南针算子循环次数 $N_{c1\max}$.

Step5: 执行如式(11)所示的地标算子, 对鸽群个体进行更新, 直至达到地标算子循环次数 $N_{c2\max}$.

Step6: 输出优化结果, 将控制器PID参数设置为优化得到的参数, 进行仿真验证.

5 仿真对比实验与结果分析

同时利用鸽群优化算法与粒子群优化算法对相同初始条件下的PID参数进行优化, 优化算法参数设置如表1所示.

三种优化算法的进化曲线如图4所示. 可以发现莱维飞行鸽群优化算法的收敛速度最快, 在第5代的时候达到了收敛, 找到的全局最优结果适应度函数值最低, 而粒子群优化算法则陷入了局部最优, 鸽群优化算法在31代时才达到了收敛, 而且优化得到的解并没有莱维飞行鸽群优化算法得到的效果好. 在3种优化算法中, 莱维飞行鸽群优化算法在最短的时间内得到了最好的一组解. 由式(7)可知, 适应度函数为形成编队的时间和遭遇突风之后恢复的时间二者权重各取0.5的线性组合, 因此进化曲线最终收敛的适应度函数值反映形成编队的时间和遭遇突风之后恢复的时间的综合取值的大小, 莱维飞行鸽群优化得到的PID参数比粒子群优化和鸽群优化得到的参数在形成编队和编队恢复中, 具有更快的控制效果. 在该优化问题中, 由于搜索空间较为复杂, 粒子群优化和鸽群优化均陷入了局部最优, 而莱维飞行鸽群优化通过细致的搜索, 成功避免了陷入较差的局部最优值, 得到了

表1 优化算法参数

优化算法	参数	参数定义	数值
粒子群优化 (PSO)	$N_{c\max}$	最大循环次数	30
	Num	粒子数目	50
	w	惯性	0.5
	$c1$	学习因子	2
	$c2$	学习因子	2
鸽群优化 (PIO)	$N_{c1\max}$	地图和指南针 算子循环次数	20
	$N_{c2\max}$	罗盘算子循 环次数	10
	N	鸽子数目	50
	R	地图和指南 针因数	0.3
	$N_{c\max}$	最大循环次数	30
莱维飞行鸽 群优化(Levy Flight PIO)	N	鸽子数目	50
	ζ	Logsig函数 参数	0.5
	k	Logsig函数 参数	15

图4 优化算法的进化曲线

最终较优的搜索结果.

通过莱维飞行鸽群优化算法优化得到的PID控制器参数为 $k_{x_p} = 4.6875$, $k_{x_I} = 4.3184$, $k_{x_D} = 0.0448$, $k_{y_p} = 12.9275$, $k_{y_I} = 19.9554$, $k_{y_D} = 1.7190$, $k_{z_p} = 16.2229$, $k_{z_I} = 18.1186$, $k_{z_D} = 1.4776$.

利用5架无人机进行仿真,以验证莱维飞行鸽群优

化算法优化结果的有效性,长机的目标终点是(10000, 1800),长机的期望高度是12000 m,无人机参数设置如表2所示,无人机初始状态参数如表3所示,仿真步长为0.3 s,仿真时间为30 s.

考察5架无人机在 x 方向、 y 方向、 z 方向以及偏航角实际值与指令值的偏差,如图5所示.

通过图5可以看出,当5架无人机处于任意位置以及任意的初始状态时,无论无人机是从初始编队时的编队形成过程,还是遭到突风之后的恢复过程,都在很短的时间内趋近于指令值.可以看到5架无人机从初始位置和初始状态逐渐平稳过渡到长机的两侧,纵向和横侧向都和长机保持一定的距离,由于初始时刻在长机左侧的只有一架僚机,因此最后形成“J”的编队队形.长机左右最近的僚机充分利用长机产生的上洗气流,而右边最外侧的僚机利用长机右侧相邻的僚机产生的上洗气流.图6中,仿雁群无人机编队的三维航迹曲线体现了无人机僚机在和长机形成最优编队距离的过程中,僚机也随长机一起爬升至12000 m,到达期望的位置和高度,10~15 s的航迹体现了无人机受突风影响并快速恢复编队最优队形的过程.仿真结果验证了莱维飞行鸽群优化算法对于仿雁群行为的多无人机编队控制器参数优化的意义,也证明了在该类参数优

表2 无人机参数

名称	符号	数值
重量 (kg)	m	11350
动压 (kg/m^2)	q	760.68
机翼面积 (m^2)	S	27.87
翼展 (m)	b	9.17
速度时间常数 (s)	τ_v	3
航向时间常数 (s)	τ_ψ	0.75
高度时间常数 (s)	τ_{h_a}	0.31
高度时间常数 (s)	τ_{h_b}	3.85
长机期望航向角 ($^\circ$)	ψ_{c1}	10.2
阻力系数	$\Delta C_{D_{W_z}}$	-0.000782
侧向力系数	$\Delta C_{Y_{W_y}}$	0.0033
侧向力系数	$\Delta C_{Y_{W_z}}$	-0.0011
升力系数	$\Delta C_{L_{W_y}}$	-0.0077
长机期望速度 (m/s)	V_{c1}	251
长机期望高度 (m)	h_{c1}	12000

表 3 无人机初始状态

无人机	X坐标 (m)	Y坐标 (m)	高度 (m)	速度 (m/s)	偏航角 (°)	上升速率 (m/s)
长机	0	0	10000	220	0	0
僚机 1	20	100	10200	210	80	0
僚机 2	0	-50	9800	200	60	0
僚机 3	10	-30	9900	190	20	0
僚机 4	20	-10	10100	180	40	0

图 5 (网络版彩图)仿真结果图. (a) x方向与指令的偏差; (b) y方向与指令的偏差; (c) z方向与指令的偏差; (d) 偏航角与指令的偏差; (e) 无人机形成编队时XY平面轨迹; (f) XY平面内无人机最终形成的编队队形

图6 (网络版彩图)仿雁群无人机编队飞行轨迹

化问题中莱维飞行鸽群优化算法的优越性与实用性.

6 结论

研究了仿生无人机编队的编队控制优化问题. 利用大雁在飞行的过程中, 利用头雁飞行产生的上洗气流以减小雁群体力消耗的仿生原理, 为了提高无人机编队飞行中的快速性和抗干扰能力, 对无人机仿雁群编队飞行控制器的PID参数进行整定. 为了避免在优

化过程中陷入局部最优, 提出了一种基于莱维飞行鸽群优化无人机编队控制器参数整定方法, 得到了无人机编队时对外界干扰具有强鲁棒性的比例-积分-微分控制器参数. 仿真对比验证表明, 本文所设计的基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器具有更强的全局收敛性、稳定性和鲁棒性, 大幅度减小了无人机形成队形所需时间和受到干扰后恢复所需的时间, 提高了无人机编队飞行中的稳定性和可靠性.

参考文献

- 1 周子为, 段海滨, 范彦铭. 仿雁群行为机制的多无人机紧密编队. 中国科学: 技术科学, 2017, 47: 230–238
- 2 Duan H B, Li P. Bio-inspired Computation in Unmanned Aerial Vehicles. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2014
- 3 Lissaman P B S, Shollenberger C A. Formation flight of birds. *Science*, 1970, 168: 1003–1005
- 4 Henri W, Julien M, Yannick C, et al. Energy saving in flight formation. *Nature*, 2001, 413: 697–698
- 5 Badgerow J P. An analysis of function in the formation flight of Canada geese. *Auk*, 1998, 105: 749–755
- 6 Hainsworth F R. Precision and dynamics of positioning by Canada geese flying in formation. *J Exp Biol*, 1987, 128: 445–462
- 7 Malte A, Johan W. Kin selection and reciprocity in flight formation? *Behav Ecol*, 2004, 15: 158–162
- 8 张祥银, 段海滨, 余亚翔. 基于微分进化的多UAV紧密编队滚动时域控制. 中国科学: 信息科学, 2010, 40: 569–582
- 9 Proud W, Pachter M, D'Azzo J J. Close formation flight control. In: *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*. Portland, 1999. 1231–1246
- 10 Pachter M, D'Azzo J J, Proud A W, et al. Tight formation flight control. *J Guid Control Dyn*, 2001, 24: 246–254
- 11 Buzogany L E, Pachter M, D'Azzo J J. Automated control of aircraft in formation flight. In: *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*. Monterey, 1993. 1349–1370
- 12 Singh S N, Pachter M. Adaptive feedback linearization nonlinear close formation control of UAVs. In: *Proceedings of the American Control Conference*. Chicago, 2000. 854–858
- 13 Li B, Liao X H, Sun Z, et al. Robust autopilot for close formation flight of multi-UAVs. In: *Proceedings of the 38th Southeastern Symposium on System Theory*. Cookeville, 2006. 294–298
- 14 Duan H B, Qiao P X. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning. *Int Jnl Intel Comp Cyber*, 2014, 7: 24–37
- 15 段海滨, 邱华鑫, 范彦铭. 基于捕食逃逸鸽群优化的无人机紧密编队协同控制. 中国科学: 技术科学, 2015, 45: 559–572
- 16 Dou R, Duan H. Lévy flight based pigeon-inspired optimization for control parameters optimization in automatic carrier landing system. *Aerosp*

Sci Tech, 2017, 61: 11–20

- 17 Zhang D F, Duan H B, Yang Y J. Active disturbance rejection control for small unmanned helicopters via Levy flight-based pigeon-inspired optimization. *Aircr Eng Aerosp Tech*, 2016, in press
- 18 Pachter M, D'Azzo J J, Dargan J L. Automatic formation flight control. *J Guid Control Dyn*, 1992, 17: 1380–1383

Unmanned aerial vehicle formation controller design via the behavior mechanism in wild geese based on Levy flight pigeon-inspired optimization

YANG ZhiYuan¹, DUAN HaiBin¹ & FAN YanMing²

¹ *Bio-inspired Autonomous Flight Systems (BAFS) Research Group, Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University (BUAA), Beijing 100191, China;*

² *Shenyang Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China (AVIC), Shenyang 110035, China*

This paper focuses on the control optimization problem of the unmanned aerial vehicle (UAV) biomimetic formation. Since the up wash airflow produced by leading wild geese can save the energy consumption of wild geese in the flight, the proportion-integral-derivative (PID) controller based on the wild geese behavior mechanism was designed in UAV long distance formation flight. Since influenced by the gusty wind or other objective factors, UAVs usually deviate from their planned trajectory in formation flight. This paper proposes the UAV controller parameters' tuning method utilizing levy flight pigeon-inspired optimization (PIO) so as to find a set of PID controller's parameters which have strong robustness. Verified by simulations, it is obviously that the controller designed by levy flight PIO has more rapid performance and it improves the UAV stability and reliability in formation flight. The controller designed in this paper reduces the fuel consumption in long distance formation, while increasing the combat radius of UAVs.

unmanned aerial vehicle (UAV), biomimetic formation, wild geese, Levy flight, pigeon-inspired optimization (PIO)

doi: 10.1360/N092017-00127