

固定翼无人机群的集群和避障控制*

伍友利¹, 叶圣涛¹, 方洋旺^{1,2}, 朱圣怡¹, 张丹旭¹

(1. 空军工程大学航空工程学院, 陕西西安 710038; 2. 西北工业大学无人系统研究院, 陕西西安 710072)

摘要:针对传统的集群控制算法需要获取通信范围内相邻质点的位置和速度信息才能够计算控制量的问题,提出一种新的无须获得相邻无人机速度的六自由度固定翼无人机群的集群和避障控制方法。将通信范围内的无人机均视为障碍物,采用统一的计算方法获得控制量,并且证明了算法的稳定性。通过建立六自由度无人机线性化控制模型,将改进的质点集群算法应用于无人机群控制系统中,将无人机控制设计成六自由度无人机的跟踪回路和质点无人机的导引回路,并证明通过选取合适的跟踪回路控制参数,确保整个无人机集群控制是稳定的。通过六自由度无人机编队仿真验证了所提算法的有效性。

关键词:固定翼;无人机群;六自由度;集群;避障

中图分类号:TP242.6 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2019)05-103-08

Flocking and obstacles avoidance for fixed-wing unmanned aerial vehicle swarm

WU Youli¹, YE Shengtao¹, FANG Yangwang^{1,2}, ZHU Shengyi¹, ZHANG Danxu¹

(1. Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In order to calculate control volume, the traditional flocking control algorithm is necessary to obtain the position and velocity information of adjacent particles within the communication range, a novel flocking algorithm without the velocity information of the adjacent agent for UAV (unmanned aerial vehicle) was proposed. Firstly, all UAVs within the communication range were regarded as obstacles and the control quantity was obtained by the unified calculation method. Some related theories were proved based on Lyapunov stability. Afterwards, the improved flocking algorithm was applied to UAV swarm control by establishing a six-degree-of-freedom UAV linearization control model and the whole UAV swarm consisting of the tracking loop and guidance loop is stable through selecting appropriate control parameters. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by the numerical simulations.

Keywords: fixed-wing; unmanned aerial vehicle swarm; six-degree-of-freedom; flocking; obstacle avoidance

无人机群作战是一种全新概念的作战模式,对未来战争的影响将是颠覆式的。构成无人机群的无人机个体能力较弱,但若借助有效的集群控制手段,无人机群系统作为整体能够展现出强大的力量。

Tanner^[1-3]等提出了分布式控制律来解决无人机集群飞行的问题,通过速度反馈项来实现速度匹配,基于人工势能场的位置反馈来实现聚集和避碰。Olfati-Saber^[4]提出了采用虚拟 Leader 的反馈来保证系统的聚集,为每个相邻个体产生虚拟 agent 的方式来实现避障的方法。Su^[5]等证明了文献[4]中所提算法在无障空间中的稳定性,并且提出了只有部分 agent 可以获取虚拟 agent 信息的集群方法。Dai^[6]等将文献[4]中的

算法扩展到了三维空间,并给出了对不规则立体障碍物的避障算法。Wang^[7]等提出了一种多 agent 动态系统的快速避障算法,提高了系统速度一致的快速性,并且减少了能量消耗。

然而,大多数研究无人机集群控制的文章中,都是将无人机简化为一个具有二阶积分特性的质点来处理^[8],或者是假设无人机具有三通道自动驾驶仪,并且具有瞬时响应的能力^[9]。这些假设都与实际无人机模型相差甚远,很难真正运用到实际的无人机集群控制中。因此,建立真实的无人机控制模型,推导无人机协同飞行制导律和协同控制律的联系就显得尤为重要。

本文首先采用质点模型,对传统的 Flocking

* 收稿日期:2018-06-20

基金项目:2017 全国博士后创新人才支持计划资助项目(BX201700104)

作者简介:伍友利(1979—),湖南常德人,男,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:wu_youli@163.com

算法进行了改进,不再需要获取相邻个体的速度信息。然后将算法的计算输出转化为无人机飞行的跟踪指令,并采用某型无人机的三维六自由度小扰动线性化模型,通过设计合适的控制律,使得无人机群完成集群控制。

1 基于质点模型的 Flocking 控制器设计

1.1 质点系统模型

考虑三维空间中存在 n 个可以自由移动的质点和 l 个静态障碍物,每个质点的动力学系统抽象为二阶积分系统:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{q}}_i = \mathbf{p}_i \\ \dot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{u}_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中:第 i 个质点的位置记为 $\mathbf{q}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$,速度记为 $\mathbf{p}_i = [v_{ix}, v_{iy}, v_{iz}]^T$; $\mathbf{u}_i = [u_{ix}, u_{iy}, u_{iz}]^T$ 表示第 i 个质点的控制输入。

假设无人机质点 i 的最大通信范围为 R ,最大检测范围为 r ,则定义如下信息域:

$$\begin{cases} N_i^\alpha = \{j: \|\mathbf{q}_j - \mathbf{q}_i\| < R \\ \quad i, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j\} \\ N_i^\beta = \{j: \|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\| < r \\ \quad j = n + 1, \dots, n + l\} \end{cases}$$

其中: \mathbf{q}_j 表示第 j 个无人机质点的位置; $\hat{\mathbf{q}}_{ij}$ 表示无人机 i 检测到第 j 个障碍物的位置; N_i^α 表示无人机 i 通信范围内所有的其他无人机; N_i^β 表示无人机 i 检测范围内所有的固定障碍物,取 $N_i = N_i^\alpha \cup N_i^\beta$,表示无人机 i 的信息域。

定义虚拟 γ 无人机,同样将其简化为具有二阶积分特性的质点,具体描述为 $\dot{\mathbf{q}}_\gamma = \mathbf{p}_\gamma, \dot{\mathbf{p}}_\gamma = \mathbf{u}_\gamma$,其中 $\mathbf{q}_\gamma \in \mathbb{R}^3, \mathbf{p}_\gamma \in \mathbb{R}^3$ 分别表示虚拟无人机的位置和速度。

1.2 经典算法回顾

经典的集群控制算法是 Olfati-Saber^[4] 在 2006 年提出的,具体的控制输入设计为:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_i = \mathbf{u}_i^\alpha + \mathbf{u}_i^\beta + \mathbf{u}_i^\gamma \\ \mathbf{u}_i^\alpha = -c_1^\alpha \sum_{j \in N_i^\alpha} \nabla_{\mathbf{q}_i} U_\alpha(\|\mathbf{q}_j - \mathbf{q}_i\|_\sigma) + \\ \quad c_2^\alpha \sum_{j \in N_i^\alpha} a_{ij}(t)(\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i) \\ \mathbf{u}_i^\beta = -c_1^\beta \sum_{j \in N_i^\beta} \nabla_{\mathbf{q}_i} U_\beta(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma) + \\ \quad c_2^\beta \sum_{j \in N_i^\beta} (\hat{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_i) \\ \mathbf{u}_i^\gamma = -c_1^\gamma \mu(\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_\gamma) - c_2^\gamma (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_\gamma) \end{cases}$$

式中: U_α, U_β 为势能函数; $\mu(z) = z / \sqrt{1 + z^2}$, c_n^m

($n = 1, 2, m = \alpha, \beta, \gamma$) 为控制增益。

需要注意的是,如图 1(a) 所示,经典算法中无人机对探测范围内的障碍物所产生的 β 个体的位置为 $\hat{\mathbf{q}}_{ij}$,其速度为:

$$\hat{\mathbf{p}}_{ij} = \mathbf{p}_i - \mathbf{A}_{ij} \mathbf{A}_{ij}^T \mathbf{p}_i \quad (2)$$

其中, \mathbf{A}_{ij} 是从 $\hat{\mathbf{q}}_{ij}$ 到无人机位置的单位向量,那么上式中的 $\hat{\mathbf{p}}_{ij}$ 是 \mathbf{p}_i 到障碍物的投影。

算法的不足之处在于计算第 i 个无人机的控制输入时,需要同时获取该无人机相邻其余无人机的位置信息和速度信息,才能够分别计算 \mathbf{u}_i^α 和 \mathbf{u}_i^β ,通信网络的负担较大,对无人机上的传感器要求较高,并且成本高。显然,若要实现大规模的无人机集群,这种方案不符合实际。

1.3 改进算法

为了改进经典的群集算法,简化其通信数据的交互,采用文献[10]中的思想,将邻域范围内的所有其他无人机都看作是障碍物,无须获得其速度信息,借用避障的算法,重新定义其他无人机的速度,然后通过构造光滑的势能函数,使得无人机群完成聚集的同时避免发生碰撞。

对于小型无人机来说,将无人机信息域内的所有物体均视为障碍物,为每架相邻无人机和障碍物生成 β 个体,则 β 个体的位置仍为 $\hat{\mathbf{q}}_{ij}$,如图 1(b) 所示,但此时,其速度被重新定义为:

$$\hat{\mathbf{p}}_{ij} = \mathbf{p}_i - \mathbf{A}_{ij} \mathbf{A}_{ij}^T \mathbf{p}_i + \mathbf{A}_{ij} \mathbf{A}_{ij}^T \mathbf{p}_\gamma \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{A}_{ij} = \begin{cases} \frac{\mathbf{q}_i - \hat{\mathbf{q}}_{ij}}{\|\mathbf{q}_i - \hat{\mathbf{q}}_{ij}\|} & \|\mathbf{q}_i - \hat{\mathbf{q}}_{ij}\| \neq 0 \\ \mathbf{0} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

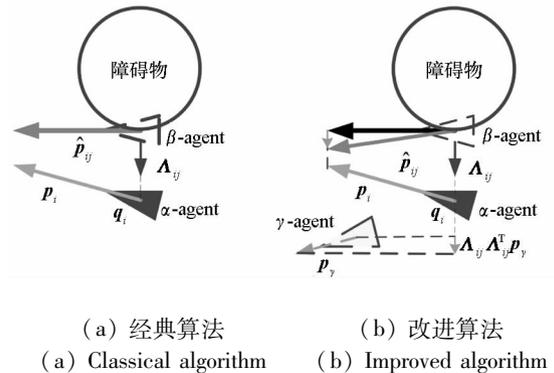


图 1 经典算法与改进算法

与式(2)中不同的是,添加了一个 $\mathbf{A}_{ij} \mathbf{A}_{ij}^T \mathbf{p}_\gamma$ 作为第三项。第三项是 \mathbf{p}_γ 在 $\mathbf{q}_i - \hat{\mathbf{q}}_{ij}$ 连线上的投影。因此,改进的控制律为:

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{u}_i^\beta + \mathbf{u}_i^\gamma \quad (5)$$

$$\mathbf{u}_i^\beta = -c_1^\beta \sum_{j \in N_i} \nabla_{\mathbf{q}_i} U(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_j\|_\sigma) + c_2^\beta \sum_{j \in N_i} a_{ij}(t) (\hat{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_i) \quad (6)$$

此外,为了简化文献[10]中所给的势能函数,重新定义有界势能函数 $U(z)$ 为:

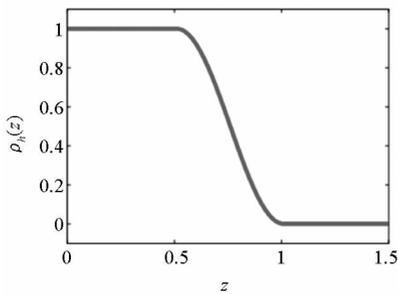
$$U(z) = U_0(z) \rho_h(z/d_\sigma) \quad (7)$$

其中

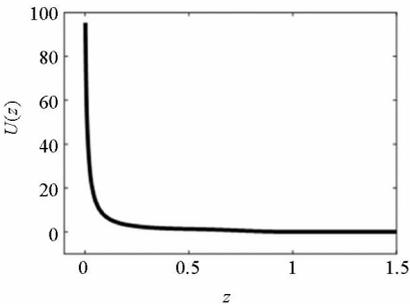
$$U_0(z) = -d_\sigma/(z + \varepsilon_0) + \ln(z + \varepsilon_0)$$

$$\rho_h(z) = \begin{cases} 1 & z \in (0, h] \\ \frac{1}{2} \left[1 + \cos \frac{\pi(z-h)}{1-h} \right] & z \in (h, 1] \\ 0 & z \in (1, +\infty) \end{cases}$$

$\rho_h(z)$ 和 $U(z)$ 曲线如图2所示。



(a) $\rho_h(z)$



(b) $U(z)$

图2 $\rho_h(z)$ 和 $U(z)$ 曲线图

Fig.2 Curves of $\rho_h(z)$ and $U(z)$

另外,对于虚拟无人机的跟踪,将 \mathbf{u}_i^γ 改写为:

$$\mathbf{u}_i^\gamma = -c_1^\gamma (\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_\gamma) - c_2^\gamma (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_\gamma)$$

可以看出, \mathbf{p}_{ij} 的计算不再需要检测范围内物体的速度,即不需要获取通信范围内无人机的速度信息,从而降低通信网络的负担。

2 稳定性证明

改进后的算法不再需要相邻无人机的速度信息,下面在缺少速度信息的情况下,讨论系统的稳定性。

定义集合:

$$S_i^\alpha = \{1, \dots, n\} \setminus \{i\}, S_i^\beta = \{n+1, \dots, n+l\}$$

定义无人机群系统能量函数:

$$L(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [F_i(\mathbf{q}) + (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_\gamma)^T (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_\gamma)] \quad (8)$$

其中

$$F_i(\mathbf{q}) = c_1^\beta [V_i^\alpha(\mathbf{q}) + 2V_i^\beta(\mathbf{q})] + 2c_1^\gamma (\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_\gamma)^T (\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_\gamma) \quad (9)$$

$$V_i^\alpha(\mathbf{q}) = \sum_{j \in S_i^\alpha} U(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma) \quad (10)$$

$$V_i^\beta(\mathbf{q}) = \sum_{j \in S_i^\beta} U(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma) \quad (11)$$

首先,考虑不存在障碍物的情况下,系统的稳定性。

定理1 在不存在障碍物的空间下,由 n 个具有式(1)特性的无人机组成的系统,在式(5)的作用下,系统能量是非增的。

证明:在没有障碍物的情况下,式(11)中的 $V_i^\beta(\mathbf{q}) = 0$ 。由于无人机被视为质点,所以有 $\mathbf{q}_j = \hat{\mathbf{q}}_{ij}$ 。那么式(9)的 $F_i(\mathbf{q})$ 写为:

$$F_i(\mathbf{q}) = c_1^\beta V_i^\alpha(\mathbf{q}) + 2c_1^\gamma (\bar{\mathbf{q}}_i^T \bar{\mathbf{q}}_i)$$

$$V_i^\alpha(\mathbf{q}) = \sum_{j \in S_i^\alpha} U(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma) = \sum_{j \in S_i^\alpha} U(\|\bar{\mathbf{q}}_j - \bar{\mathbf{q}}_i\|_\sigma)$$

其中, $\bar{\mathbf{q}}_i = \mathbf{q}_i - \mathbf{q}_\gamma$, 对 F_i 求微分,则:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \dot{F}_i(\mathbf{q}) &= c_1^\beta [\dot{\bar{\mathbf{q}}}_i^T \nabla_{\bar{\mathbf{q}}_i} U(\|\bar{\mathbf{q}}_j - \bar{\mathbf{q}}_i\|_\sigma) + \dot{\bar{\mathbf{q}}}_j^T \nabla_{\bar{\mathbf{q}}_j} U(\|\bar{\mathbf{q}}_j - \bar{\mathbf{q}}_i\|_\sigma)] + 2c_1^\gamma \sum_{i=1}^n \dot{\bar{\mathbf{q}}}_i^T \bar{\mathbf{q}}_i \\ &= 2c_1^\beta \sum_{i=1}^n \dot{\bar{\mathbf{q}}}_i^T \nabla_{\bar{\mathbf{q}}_i} V_i^\alpha(\mathbf{q}) + 2c_1^\gamma \sum_{i=1}^n \dot{\bar{\mathbf{q}}}_i^T \bar{\mathbf{q}}_i \end{aligned}$$

假设 \mathbf{p}_γ 为常数,则 $\dot{\bar{\mathbf{p}}}_i = \dot{\mathbf{p}}_i - \dot{\mathbf{p}}_\gamma = \dot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{u}_i$ 。因此有 $\dot{\bar{\mathbf{q}}}_i = \bar{\mathbf{p}}_i$, 那么

$$\dot{L}(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^n \bar{\mathbf{p}}_i^T [c_1^\beta \nabla_{\bar{\mathbf{q}}_i} V_i^\alpha(\mathbf{q}) + c_1^\gamma \bar{\mathbf{q}}_i + \mathbf{u}_i] \quad (12)$$

把式(6)中的 $\hat{\mathbf{q}}_{ij}$ 和 N_i 改为 \mathbf{q}_j 和 N_i^α , 将控制输入式(5)写为:

$$\mathbf{u}_i = -c_1^\beta \sum_{j \in N_i^\alpha} \nabla_{\mathbf{q}_i} U(\|\mathbf{q}_j - \mathbf{q}_i\|_\sigma) + c_2^\beta \sum_{j \in N_i^\alpha} a_{ij} (\hat{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_i) - c_1^\gamma \bar{\mathbf{q}}_i - c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i \quad (13)$$

由于 U 和 a_{ij} 的对称性,则:

$$\nabla_{\mathbf{q}_i} U(\|\mathbf{q}_j - \mathbf{q}_i\|_\sigma) = 0, a_{ij}(\mathbf{q}) = 0, \forall j \notin N_i^\alpha$$

把 N_i^α 用 S_i^α 代替,由式(13)有:

$$\mathbf{u}_i = -c_1^\beta \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\alpha(\mathbf{q}) + c_2^\beta \sum_{j \in S_i^\alpha} a_{ij} (\bar{\mathbf{p}}_{ij} - \bar{\mathbf{p}}_i) - c_1^\gamma \bar{\mathbf{q}}_i - c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i \quad (14)$$

其中,根据式(3), $\bar{\mathbf{p}}_{ij} = \hat{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_\gamma$ 也可以写为:

$$\bar{\mathbf{p}}_{ij} = \bar{\mathbf{p}}_i - \mathbf{A}_{ij} \mathbf{A}_{ij}^T \bar{\mathbf{p}}_i \quad (15)$$

将式(14)代入式(12),则:

$$\dot{L}(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^n [c_2^\beta \sum_{j \in S_i^\alpha} a_{ij} \bar{\mathbf{p}}_i^T (\bar{\mathbf{p}}_{ij} - \bar{\mathbf{p}}_i) - c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i^T \bar{\mathbf{p}}_i] \quad (16)$$

由式(15)有:

$$\bar{\mathbf{p}}_i^T (\bar{\mathbf{p}}_{ij} - \bar{\mathbf{p}}_i) = -\bar{\mathbf{p}}_i^T \mathbf{A}_{ij} \mathbf{A}_{ij}^T \bar{\mathbf{p}}_i = -(\mathbf{A}_{ij}^T \bar{\mathbf{p}}_i)^2 \leq 0$$

因为 $c_2^\beta > 0$ 且 $a_{ij} \geq 0$, 所以式(16) 右边的第一项是非正的; 又因为 $-c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i^T \bar{\mathbf{p}}_i \leq 0$, 所以有 $\dot{L}(\mathbf{q}, \mathbf{p}) \leq 0$. \square

下面考虑存在光滑凸形障碍物的情况。其产生的 β -agent 的位置和速度如下。

如图 3 所示, 对于球形障碍, 其外形由球心 y_j 和半径 R_j 所决定, 当无人机靠近球形障碍时, 其产生的 β -agent 的位置和位置导数为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{q}}}_{ij} = \lambda \mathbf{q}_i + (1 - \lambda) \mathbf{y}_j \\ \dot{\hat{\mathbf{q}}}_{ij} = \lambda (\mathbf{I} - \boldsymbol{\kappa}_j \boldsymbol{\kappa}_j^T) \mathbf{p}_i \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\lambda = R_j / \|\mathbf{q}_i - \mathbf{y}_j\|$, $\boldsymbol{\kappa}_j = (\mathbf{q}_i - \mathbf{y}_j) / \|\mathbf{q}_i - \mathbf{y}_j\|$ 。

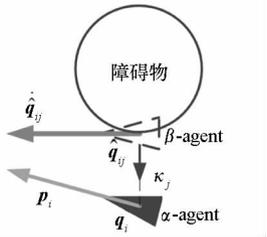


图 3 光滑凸形障碍物

Fig. 3 Smooth convex obstacles

定理 2 在定理 1 的假设前提下, 存在以上光滑凸形障碍物的空间中, 如果满足:

$$\sum_{i=1}^n [c_1^\beta \mathbf{p}_i^T \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta - c_2^\beta \sum_{j \in S_i} a_{ij} (\mathbf{A}_{ij}^T \bar{\mathbf{p}}_i)^2 - c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i^T \bar{\mathbf{p}}_i] \leq 0 \quad (18)$$

那么就有 $\dot{L}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \leq 0$, 其中 $\bar{\mathbf{p}}_i = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_\gamma$ 。

证明: 首先对式(9) 中的 V_i^β 求导得:

$$\dot{V}_i^\beta = \sum_{j \in S_i^\beta} (\dot{\hat{\mathbf{q}}}_{ij}^T \nabla_{\hat{\mathbf{q}}_{ij}} U + \dot{\mathbf{q}}_i^T \nabla_{\mathbf{q}_i} U)$$

由式(7) 的定义, 得:

$$\nabla_{\hat{\mathbf{q}}_{ij}} U(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma) = \dot{U}(z) |_{z=\|\hat{\mathbf{q}}_{ij}-\mathbf{q}_i\|_\sigma} \frac{(\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i)}{\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma}$$

由上式可知, $\nabla_{\hat{\mathbf{q}}_{ij}} U(\|\hat{\mathbf{q}}_{ij} - \mathbf{q}_i\|_\sigma)$ 与式(4) 中的 \mathbf{A}_{ij} 平行, 与式(17) 中的 $\dot{\hat{\mathbf{q}}}_{ij}$ 垂直。因此,

$\dot{\hat{\mathbf{q}}}_{ij}^T \nabla_{\hat{\mathbf{q}}_{ij}} U = 0$, 那么

$$\dot{V}_i^\beta = \dot{\mathbf{q}}_i^T \nabla_{\mathbf{q}_i} U = \dot{\mathbf{q}}_i^T \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta(\mathbf{q}) + \dot{\mathbf{q}}_\gamma^T \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta(\mathbf{q}) \quad (19)$$

所以, 根据式(16) 和式(19) 得:

$$\dot{L}(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^n \bar{\mathbf{p}}_i^T \{ c_1^\beta [\nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\alpha(\mathbf{q}) + \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta(\mathbf{q})] + c_1^\gamma \bar{\mathbf{q}}_i + \mathbf{u}_i \} + \sum_{i=1}^n c_1^\beta \dot{\mathbf{q}}_\gamma^T \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta(\mathbf{q}) \quad (20)$$

又因为式(5) 中的 \mathbf{u}_i 可以写为:

$$\mathbf{u}_i = -c_1^\beta (\nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\alpha + \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta) + c_2^\beta \sum_{j \in S_i} a_{ij} (\hat{\mathbf{p}}_{ij} - \mathbf{p}_i) - c_1^\gamma \bar{\mathbf{q}}_i - c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i \quad (21)$$

将式(21) 代入式(20), 并结合式(3) 得:

$$\dot{L}(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^n [c_1^\beta \dot{\mathbf{q}}_\gamma^T \nabla_{\mathbf{q}_i} V_i^\beta - c_2^\beta \sum_{j \in S_i} a_{ij} (\mathbf{A}_{ij}^T \bar{\mathbf{p}}_i)^2 - c_2^\gamma \bar{\mathbf{p}}_i^T \bar{\mathbf{p}}_i]$$

所以, 满足式(18) 时, 上式满足 $\dot{L}(\mathbf{q}, \mathbf{p}) \leq 0$, 系统能量是非增的。 \square

3 协同导航与控制

3.1 指令转换

为了将质点模型计算得到的控制量 $\mathbf{u}_i = (u_{ix}, u_{iy}, u_{iz})^T$ 应用到实际的无人机模型中, 首先要将期望的控制量转换为一系列实际指令^[11] 作为第 i 个无人机的期望速度 V_{ic} , 期望俯仰角 θ_{ic} 和期望偏航角 ψ_{ic} 。

$$\begin{cases} V_{ic}(t) = \sqrt{\left(\int_0^t u_{ix} dt\right)^2 + \left(\int_0^t u_{iy} dt\right)^2 + \left(\int_0^t u_{iz} dt\right)^2} \\ \theta_{ic}(t) = \arctan\left(\int_0^t u_{iy} dt / \int_0^t u_{ix} dt\right) \\ \psi_{ic}(t) = \arctan\left(\int_0^t u_{iz} dt / \int_0^t u_{ix} dt\right) \end{cases}$$

因此, 定义第 i 个无人机的导引律为:

$$\mathbf{g}c_i = [V_{ic}, \theta_{ic}, \psi_{ic}]^T$$

3.2 无人机模型

根据文献[11-12], 本文选取某小型航模无人机进行运动建模, 以“定常直线无侧滑飞行”为基准运动, 将无人机的运动方程进行完全解耦, 分别建立纵向运动平面和水平运动平面的六自由度小扰动线性化模型。则有:

$$\dot{\mathbf{X}}_{\text{lon}} = \mathbf{A}_{\text{lon}} \mathbf{X}_{\text{lon}} + \mathbf{B}_{\text{lon}} \mathbf{U}_{\text{lon}} \quad (22)$$

$$\dot{\mathbf{X}}_{\text{lat}} = \mathbf{A}_{\text{lat}} \mathbf{X}_{\text{lat}} + \mathbf{B}_{\text{lat}} \mathbf{U}_{\text{lat}} \quad (23)$$

其中变量含义及系统系数矩阵具体见参考文献[11]。

联立方程(22) ~ (23), 则无人机群系统可以写为:

$$\begin{aligned} \dot{\bar{\mathbf{x}}} &= \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{B} \mathbf{u}_{\text{act}} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}}_{\text{long}} \\ \bar{\mathbf{x}}_{\text{lat}} \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{\text{long}} \\ \mathbf{u}_{\text{lat}} \end{bmatrix} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C} \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{C} \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}}_{\text{long}} \\ \bar{\mathbf{x}}_{\text{lat}} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

其中, $\mathbf{A} = \text{diag}\{\mathbf{A}_{\text{lon}}, \mathbf{A}_{\text{lat}}\}$, $\mathbf{B} = \text{diag}\{\mathbf{B}_{\text{lon}}, \mathbf{B}_{\text{lat}}\}$, $\mathbf{C} = \text{diag}\{\mathbf{C}_{\text{lon}}, \mathbf{C}_{\text{lat}}\}$ 。选取纵向状态 $(\Delta V, \Delta \theta)^T$ 为被控量, 水平状态 $(\Delta \psi, \Delta \beta)^T$ 为被控量。其中令侧滑角的控制指令始终为 0。

将被控量与无人机的基准运动状态相叠加, 得到最终无人机的输出状态为 $\mathbf{y} = [V, \theta, \psi, \beta]^T$ 。则取系统的期望输出为 $\mathbf{y}_d = [V_c, \theta_c, \psi_c, 0]^T$ 。

定义系统的误差 $\mathbf{e}(t) = \mathbf{C}_s \mathbf{y} - \mathbf{y}_d$, \mathbf{C}_s 是用来选择与 \mathbf{y}_d 一致的输出信号。为了保证系统在达到稳态时没有静态误差, 引入跟踪误差的积分信号得到以下增广系统:

$$\begin{bmatrix} \dot{\bar{\mathbf{x}}} \\ \mathbf{e} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{C}_s \mathbf{C} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}} \\ \int_0^t \mathbf{e} dt \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{u}_{\text{act}} - \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{y}_d \quad (24)$$

如果要保证系统式(24)完全可控, 则必须满足:

$$\text{rank} \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C}_s \mathbf{C} & \mathbf{0} \end{bmatrix} = n + p$$

其中, n, p 分别为矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{C}_s \mathbf{C}$ 的阶数。

根据文献[13]的内容, 当系统完全能控, 则必定存在反馈系数矩阵 $\mathbf{K} = (\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2)$, 使得系统矩阵的所有特征根都具有负实部, 则设计控制器的输入为:

$$\mathbf{u}_{\text{act}} = -\mathbf{K} \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}} \\ \int_0^t \mathbf{e}(t) dt \end{bmatrix}$$

从而状态反馈控制器为:

$$\mathbf{u}_{\text{act}}(t) = -\mathbf{K}_1 \bar{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{K}_2 \int_0^t \mathbf{e}(t) dt \quad (25)$$

4 仿真分析

4.1 质点模型仿真

首先针对质点模型, 分别考虑有障碍物的空间和没有障碍物的空间, 构建如图 4 所示仿真编

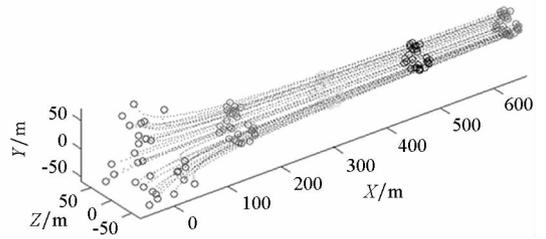
队系统。30 架无人机质点的初始位置和初始速度随机生成, 虚拟无人机质点做匀速直线运动。其余仿真参数见表 1。

表 1 质点模型仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters of point-mass model

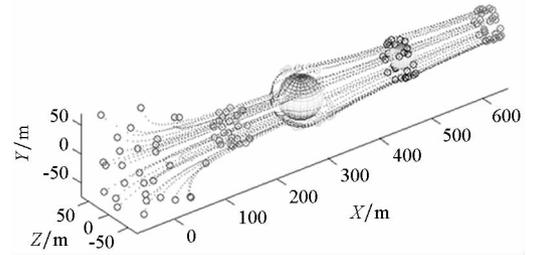
参数名	数值	参数名	数值
$[\varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2]$	[0.01, 1, 0.1]	$[h, d]$	[0.2, 8]
$[c_1^\beta, c_2^\beta, c_1^\gamma, c_2^\gamma]$	[1, 2, 1, 1]	$[R, r]$	[80, 60]

根据表 1 中所给参数, 分别在无障碍物空间和有障碍物空间中进行仿真, 如图 5 所示, 无人机质点可以按照虚拟无人机的飞行, 保持集群飞行而不会发散, 说明算法在无障碍物空间下飞行的



(a) 无障碍物空间

(a) Free-space



(b) 有障碍物空间

(b) Obstacles-space

图 5 质点在无障碍空间和有障碍空间的飞行轨迹
Fig. 5 Flight path in the free-space and obstacles space

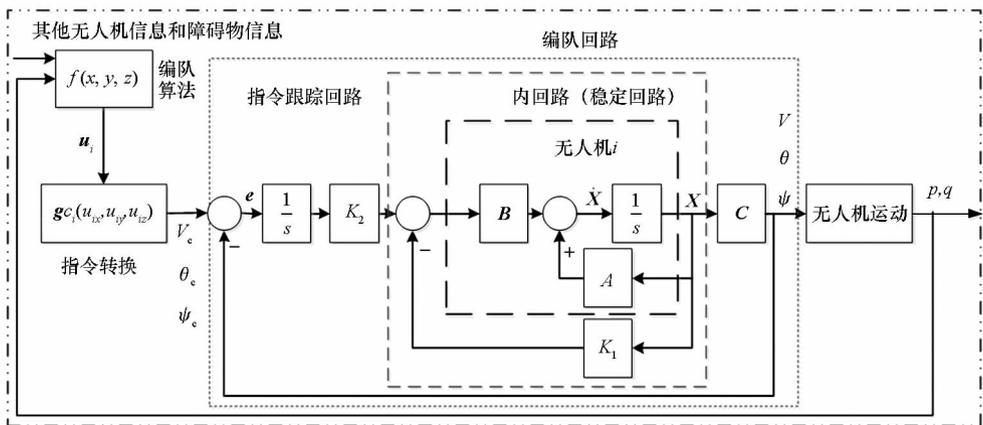
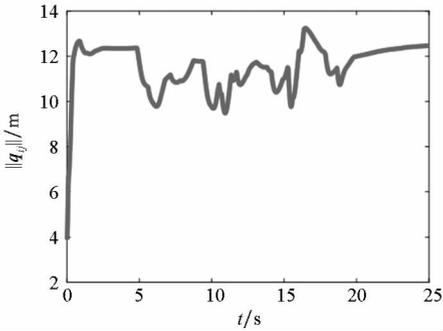


图 4 编队系统框图

Fig. 4 Structure of formation system

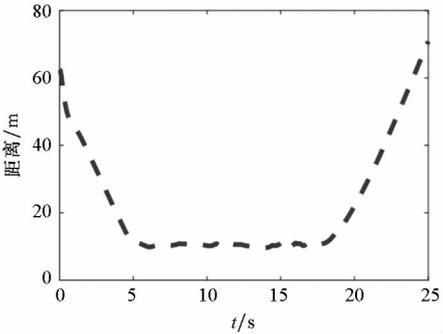
稳定性。在有障碍物空间的飞行时,无人机在保持集群飞行时遇到障碍物,先分散后再集群,可以有效地避开障碍物,并且在避开后迅速地形成集群编队,跟踪虚拟无人机的飞行。

图 6 为无人机质点在飞行过程中,无人机之间的最短距离及其与障碍物之间的最短距离,从图中可以发现,在整个飞行过程中,无人机之间没有发生碰撞,保证了飞行的安全性。无人机群有效地避开了障碍物,进一步验证了算法的有效性。



(a) 无人机之间的最短距离

(a) The minimum distance among UAVs



(b) 无人机与障碍物之间的最短距离

(b) The minimum distance between UAVs and obstacles

图 6 无人机与障碍物及其相互之间的最短距离

Fig.6 The minimum distance from UAV to obstacles or nearby UAVs

4.2 六自由度无人机编队控制仿真

下面采用更加贴近实际的六自由度无人机进行仿真验证,首先由质点集群算法求取飞行指令作为导引指令,然后利用跟踪控制器来跟踪指令,无人机的最大飞行速度为 32 m/s;最小飞行速度为 7 m/s。无人机的升降舵 $\delta_e = \pm 25^\circ$,方向舵 $\delta_r = \pm 30^\circ$,副翼 $\delta_a = \pm 40^\circ$ 。忽略无人机之间的通信延迟,仿真所用的其他参数见表 2。

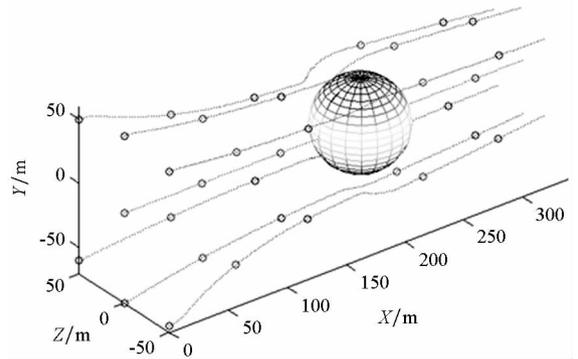
图 7~8 为六自由度无人机集群飞行仿真结果。图 7 为 6 架无人机的飞行轨迹及其各指令的跟踪情况。可以看出,无人机可以形成集群编队并且有效避障;并且实际的无人机编队的速度、偏

表 2 六自由度无人机编队仿真参数

Tab.2 Simulation parameters in six-DOF UAVs

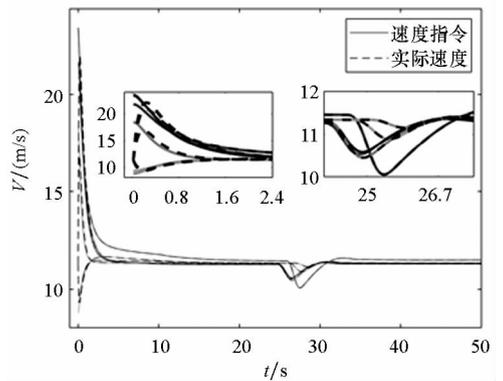
参数名	数值	参数名	数值
$[\varepsilon_0, \varepsilon_1, \varepsilon_2]$	[0.01, 0.1, 1]	$[h, d]$	[0.25, 18]
$[c_1^\beta, c_2^\beta, c_1^\gamma, c_2^\gamma]$	[45, $6\sqrt{5}$, 1, 1]	$[R, r]$	[80, 60]

航角、俯仰角能够很好地跟踪给定的指令信号;图 8 分别给出了油门开度、升降舵、方向舵和副翼的变化规律,其变化大小、变化范围都在实际无人机性能范围内。从而说明了基于本文所给出的六自由度无人机编队控制方法的有效性。



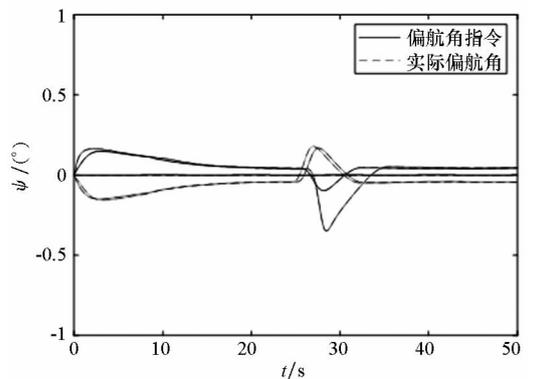
(a) UAV 飞行轨迹

(a) UAV flight path



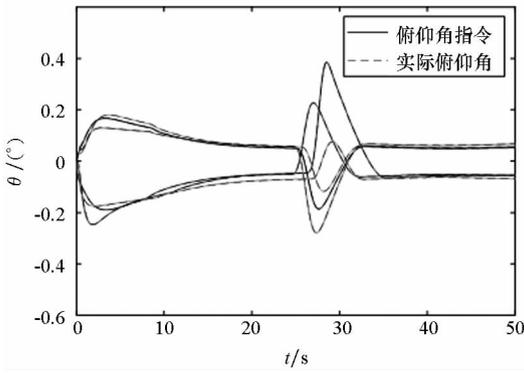
(b) 速度跟踪曲线

(b) Velocity tracking curve



(c) 偏航角跟踪曲线

(c) The yaw angle tracking curve

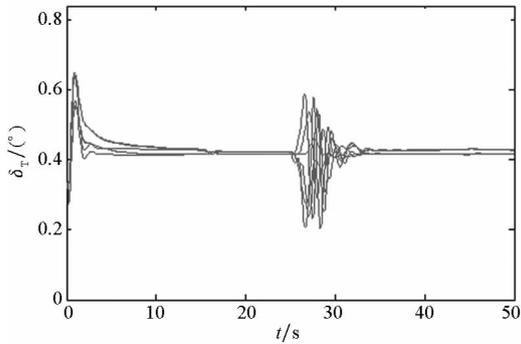


(d) 俯仰角跟踪曲线

(d) The pitch angle tracking curve

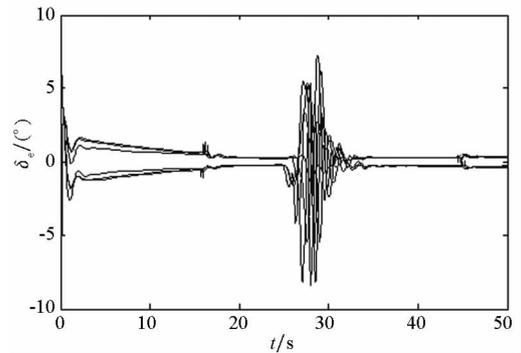
图7 无人机轨迹和指令跟踪曲线

Fig.7 Flight path and commands tracking of UAVs



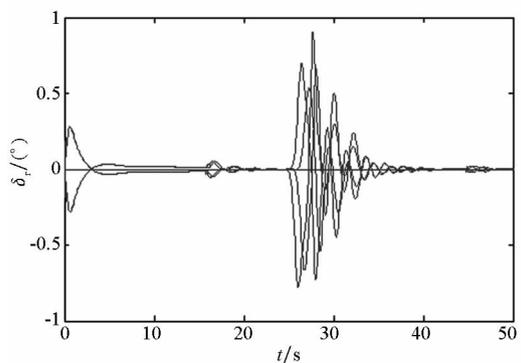
(a) 油门开度曲线

(a) The throttle opening curve



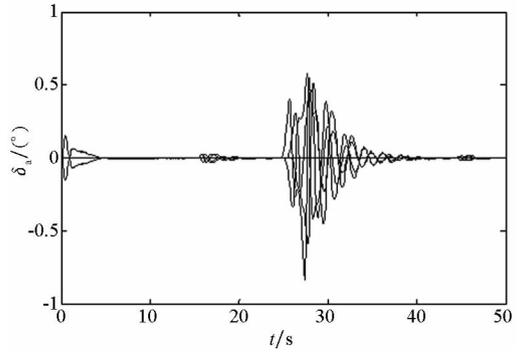
(b) 升降舵输入角度曲线

(b) The input angle of elevator curve



(c) 方向舵曲线

(c) The rudder angle curve



(d) 副翼输入曲线

(d) The aileron input angle curve

图8 无人机输入曲线

Fig.8 Input of UAVs

5 结论

针对传统的多智能体群聚算法需要领域范围内无人机的速度信息,以及在避障时需要区分所检测到的无人机是否为障碍物的问题,本文提出了一种改进的无人机质点集群算法。通过将领域范围内所有无人机等效为障碍物的思想,无须获得相邻无人机的速度信息,通过相对位置信息重新定义无人机的速度,从而直接计算控制输入。然后将质点集群算法的控制输入转化为无人机真实的控制指令,采用小型固定翼无人机的六自由度小扰动线性化模型,设计无人机集群的跟踪控制回路,使得无人机群能够实现集群控制。但文中无人机之间的通信状态为理想状态,并未考虑其延迟、丢包等实际情况。另外,由于改进的算法没有使用速度信息,当无人机之间的初始速度相差较大,或者有个别无人机的速度非常大,这种情况下将会影响系统的收敛时间和避碰的有效性。因此,设计更加优化的算法和考虑通信数据链在非理想状态下的无人机集群控制将是下一步的研究工作。

参考文献 (References)

[1] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Stable flocking of mobile agents, part II : dynamic topology [C]//Proceedings of 42nd IEEE International Conference on Decision and Control, 2003: 2016 - 2021.

[2] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Flocking in fixed and switching networks [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(5): 863 - 868.

[3] Tanner H G. Flocking with obstacle avoidance in switching networks of interconnected vehicles [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004: 3006 - 3011.

[4] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: algorithms and theory [J]. IEEE Transactions on Automatic

- Control, 2006, 51(3): 401–420.
- [5] Su H, Wang X, Lin Z. Flocking of multi-agents with a virtual leader[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(2): 293–307.
- [6] Dai B X, Li W. Flocking of multi-agents with arbitrary shape obstacle [C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference, 2014: 1311–1316.
- [7] Wang J L, Zhao H, Bi Y G, et al. An improved fast flocking algorithm with obstacle avoidance for multi-agent dynamic systems[J]. Journal of Applied Mathematics, 2014: 659805.
- [8] Wang J Y, We R X, Dong Z X, et al. Research on formation flight control of cooperative UAV [J]. Fire Control & Command Control, 2010, 35(3): 34–38.
- [9] Bai C, Duan H B, Li C, et al. Dynamic multi-UAVs formation reconfiguration based on hybrid diversity-PSO and time optimal control [C]//Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2009: 775–779.
- [10] Sakai D, Fukushima H, Matsuno F. Flocking for multi-robots without distinguishing robots and obstacles [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(3): 1019–1027.
- [11] 魏瑞轩, 王树磊. 先进无人机系统制导与控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2017.
WEI Ruixuan, WANG Shulei. The guidance and control for advanced UAV swarm [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2017. (in Chinese)
- [12] Kokume M, Uchiyama K. Guidance law based on bifurcating velocity field for formation flight [C]//Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2010: AIAA 2010–8081.
- [13] 郑大钟. 线性系统理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
ZHENG Dazhong. Linear system theory [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002. (in Chinese)