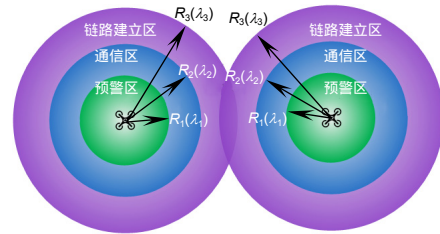




DOI: 10.12086/oe.2020.190505

蜂群无人机编队内无线紫外光协作避让算法

赵太飞^{1,3*}, 高鹏^{1,3}, 史海泉^{1,3}, 李星善²¹西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048;²湖北航天技术研究院总体设计所, 湖北 武汉 430040;³陕西省智能协同网络军民共建重点实验室, 陕西 西安 710048

摘要: 在战场复杂电磁环境下, 保证蜂群无人机编队机间飞行安全和编队内可靠通信尤为重要。本文提出一种蜂群无人机编队内无线紫外光协作避让算法, 结合无线紫外光覆盖特点设计紫外虚拟围栏避让策略, 基于增强矢量场直方图法针对无人机在避让时的运动状态的代价函数进行改进, 采用无迹卡尔曼预测器预测邻近无人机的飞行状态。在两种预测场景下的避让仿真中, 结果表明, 与增强矢量场直方图法进行对比, 本文算法的整体运动轨迹平滑, 局部避让时无明显抖动, 避让路径总长度平均减少 3.46%, 总耗时平均减小 18.94%, 验证了蜂群无人机编队内无线紫外光协作避让算法的有效性。

关键词: 蜂群无人机; 无线紫外光; 虚拟围栏; 协作避让; 轨迹预测; 增强矢量场直方图法

中图分类号: V279+.2; TN929.1

文献标志码: A

引用格式: 赵太飞, 高鹏, 史海泉, 等. 蜂群无人机编队内无线紫外光协作避让算法[J]. 光电工程, 2020, 47(3): 190505

An algorithm for the bee colony drone to use wireless ultraviolet for cooperative obstacle avoidance

Zhao Taifei^{1,3*}, Gao Peng^{1,3}, Shi Haiquan^{1,3}, Li Xingshan²¹School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;²General Design Institute of Hubei Academy of Aerospace Technology, Wuhan, Hubei 430040, China;³Shanxi Civil-Military Integration Key Laboratory of Intelligence Collaborative Networks, Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract: For complex battlefield environments, it is especially important to ensure the safety of flight between uninhabited aerial vehicles (UAV) formations and reliable communication within the formation. This paper proposes an algorithm for collaborative avoidance using wireless ultraviolet light between drones in a bee colony drone formation. Combined with the above algorithm and using the characteristics of wireless ultraviolet light coverage, the avoidance strategy of ultraviolet virtual fence is designed. And by enhancing the vector field histogram method to improve the cost function of the state of motion of the drone when performing mutual avoidance. In addition, the algorithm uses the unscented Kalman filter to predict the flight status of nearby uninhabited aerial vehicles. The simulation results

收稿日期: 2019-08-26; 收到修改稿日期: 2019-09-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61971345, U1433110); 陕西省教育厅服务地方专项计划项目(17JF024); 西安市科学技术计划项目(CXY1835(4)); 陕西省重点产业链创新计划项目(2017ZDCXL-GY-05-03); 西安市碑林区科技计划项目(GX1921)

作者简介: 赵太飞(1978-), 男, 博士, 教授, 主要从事网络通信与自组织网络技术的研究。E-mail: tfz@xaut.edu.cn

版权所有©2020 中国科学院光电技术研究所

show that in the avoidance simulations of the two prediction scenarios, the overall motion trajectory of this algorithm is smoother than that of the enhance vector field histogram method. At the same time, there is no obvious jitter when local avoidance occurs, the total length of the avoidance path is reduced by 3.46% on average, and the total time consumption is reduced by 18.94%. This verifies that the wireless ultraviolet cooperative avoidance algorithm in a bee colony drone formation is effective.

Keywords: colony drone; wireless ultraviolet; virtual fence; cooperative obstacle avoidance; trajectory prediction; enhanced vector

Citation: Zhao T F, Gao P, Shi H Q, *et al.* An algorithm for the bee colony drone to use wireless ultraviolet for cooperative obstacle avoidance[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(3): 190505

1 引言

蜂群无人机编队是由大量载荷不同、类型不同的无人机组成,根据战场环境调整编队内机群数量及队形以便执行隐秘侦察,重点突防等作战任务。蜂群无人机编队存在无人机机间密度大,对环境信息实时性要求高的特点^[1]。由于各类型的电磁干扰无处不在,特别是电子对抗过程中无人机编队需要保持无线电静默以降低暴露风险,而无线“日盲”紫外光通信正好能满足这种通信方式的需求,其优势主要有背景噪声小、抗电磁干扰能力强、非直视通信、低功耗、高集成度、易于机载^[2]。因此,采用“日盲”紫外光协作无人机编队飞行能为无人机编队在强电磁干扰环境中顺利执行任务提供有效保障。

路径规划是蜂群无人机编队顺利完成任务的前提,分为全局路径规划^[3-7]和局部避让算法^[8-10]。全局路径规划在已知环境信息的前提下通过各类算法实现规划,其优势在于路径平滑,避让效果好,缺点是不能适用于实时性高的场景,文献[5-7]中利用移动物体的运动状态预测很好地实现了全局路径规划。局部避让算法通过一定避让条件实现在线路径规划,其优势在于适用动态场景,但是其存在局部极小和路径抖动等缺点,较其他局部避让算法而言,增强矢量场直方图法易于实现,局部避让效果好,得到了广泛的应用。文献[11-13]通过结合全局路径规划算法和局部避让算法实现了在动态场景下的高鲁棒性的路径规划,大大减小了局部极小、路径抖动等问题,也克服了全局路径规划算法动态场景适应性的问题。本文主要针对基于无线紫外光通信的蜂群无人机编队,利用无线紫外光构建无人机安全范围内的环境直方图来避让和预警该区域内的邻近无人机,实现高鲁棒性、实时性更好无人机编队内的机间避让。

2 无线紫外光自主避让策略

如图1所示为无线紫外光虚拟围栏模型,假设无人机间的安全飞行距离为 R_1 ,紫外LED阵列的有效和最大覆盖半径分别为 R_2 和 R_3 ,无人机间的实际距离为 ρ ,将无线紫外光虚拟围栏划分为:链路建立区($0 < r < R_1$)、通信区($R_1 < r < R_2$)、预警区($R_2 < r < R_3$),并分别由三种不同波长的LED对应。当无人机之间互相接收到波长为 λ_3 的光信号时,双方开始建立通信链路,链路建立后开始播放带有时间戳的当前运动状态,当接收到来自编队内其他无人机的运动状态后,通过已知的运动状态预测下一时刻所处位置,判断避让情况,分为以下三类状态:

1) 安全飞行:通过判断,在下一个运动周期 T 邻近无人机处在链路建立区内并且正在远离,此时判定邻近无人机为安全飞行状态。

2) 一般危险:通过判断在下一个运动周期 T 邻近无人机处于通信区内,但 $(T+2T)$ 的周期内处于预警区,标记该无人机为潜在危险。

3) 紧急避让:通过判断在下一个运动周期 T 邻近无人机处于预警区内,当前时刻必须执行局部避让。

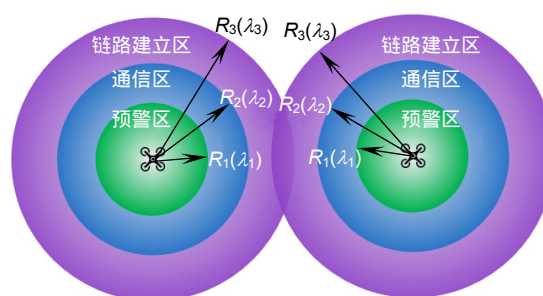


图1 无线紫外光虚拟围栏模型
Fig. 1 Wireless UV virtual fence model

紧急避让状态下，通过最佳方向采样和最佳速度采样提供局部避让路径，再通过筛选出代价最小的避让路径，最终实现了机间自主避让。

当无人机之间互相接收到波长为 λ_2 的光信号时，双方开始通信；当无人机之间互相接收到波长为 λ_1 的光信号时，无人机之间开始执行自保程序。

3 基于无线紫外光的增强矢量场直方图法

3.1 无人机运动模型

以任意已知位置的无人机 A 所在点作为原点建立无人机坐标系{P}，如图 2 所示，设任意无人机由坐标原点向 B 点运动，到达后位置信息为 $L_B = [r \ \theta_{ij}]^T$ ，其中 (i, j) 对应单元栅格的行与列。在大地坐标系{E}下，任意无人机在 A 点的位置信息为 $G_A = [x_0 \ y_0 \ \alpha]^T$ ，无人机坐标系{P}与大地坐标系{E}的转换关系为 $P = T(\alpha)E$ ，其中：

$$T(\alpha)^{-1} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (1)$$

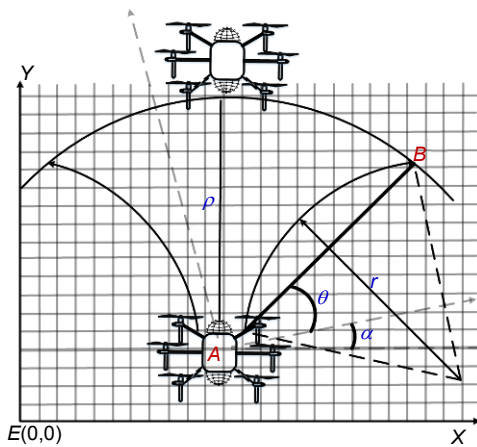


图 2 无人机运动模型
Fig. 2 UAV motion model

通过转换关系可求得在大地坐标系下任意无人机运动到 B 点时的位置信息为

$$G_B = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_k \cdot \Delta t \cdot \cos\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) + x_0 \\ v_k \cdot \Delta t \cdot \sin\left(\theta + \frac{\Delta\theta}{2}\right) + y_0 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中： $\Delta\theta = v_w \cdot \Delta t$ ， v_w 表示无人机转向速度。为了更贴近无人机实际运动轨迹，假设相邻时间段内的飞行轨迹为圆弧，任意 k 时刻的飞行速度为 v_k ，加速度为 a_k ，则相邻时刻运动的圆弧半径 r 为

$$r = \frac{v_k}{v_w} \quad (3)$$

无人机运动时的速度和位移可由以下公式表示：

$$V(k) = V(k-1) + T_0 a(k-1), \quad (4)$$

$$\rho(k) = \rho(k-1) + T_0 V(k-1) + \frac{1}{2} T_0^2 a(k-1). \quad (5)$$

3.2 基于无线紫外光虚拟围栏的直方图构建

矢量场直方图法利用栅格划分法将环境信息用直方图表征，每个网格所包含的移动物体的置信度，并通过传感器更新，形成可行与不可行区域。设无人机在与邻域无人机会遇前的自身半径均为 r_{r+s} ，与相邻无人机之间的距离为 ρ_{ij} 。由于无线紫外光传输的特殊性，当机间的无线紫外光设备能对准时，机间距离 ρ_{ij} ^[14] 计算公式为

$$\rho_{ij} = \frac{2 \text{lambertw}\left(\frac{1}{4} \sqrt{\frac{P_t A_r K_e^2}{P_{r-NLOS}}}\right)}{K_e} \quad (6)$$

当机间的无线紫外光设备未能对准时，机间距离 ρ_{ij} 计算公式为

$$\rho_{ij} = \frac{\text{lambertw}\left(\frac{az}{P_{r-NLOS}}\right)}{z}, \quad (7)$$

其中：

$$\begin{cases} a = \frac{P_t A_r K_s P_s \varphi_2 \varphi_1^2 \sin(\theta_1 + \theta_2)}{32\pi^3 \sin\theta_1 \left(1 - \cos\frac{\varphi_1}{2}\right)} \\ z = \frac{K_e (\sin\theta_1 + \sin\theta_2)}{\sin(\theta_1 + \theta_2)} \end{cases}, \quad (8)$$

式中： P_{r-NLOS} 表示接收光功率， P_t 代表发送光功率， A_r 代表接收机孔径面积， K_e 表示大气消光系数， P_s 表示散射相函数， φ_1 表示光束发散角， φ_2 表示接收视场角， θ_s 表示散射角， $\theta_s = \theta_1 + \theta_2$ 。在实际避让过程中，无人机不可能作为质点考虑，文献[15]中提到为了避免运动模型与无人机轨迹有交集，适当地将阈值区间放大以便更贴合实际。将该思想抽象成膨胀化这一概念引入我们的模型分析中，如图 2 所示，将无人机膨胀化处理，当 $\rho_{ij} \geq r_{r+s}$ 时，膨胀角为 φ_{ij} ；当 $r_r < \rho_{ij} \leq r_{r+s}$ 时，膨胀角设为 $\pi/2$ ；当 $\rho_{ij} < r_r$ 时，膨胀角设为 π 。

在紫外光虚拟围栏覆盖范围内以方向角 γ_{ij} 划分总数为 n 的辐射区，如图 3 所示，紫外光虚拟围栏内的区域离散值 m_{ij} 的大小：

$$m_{ij} = (C_{ij})^2 \cdot (a - b\rho_{ij}^2). \quad (9)$$

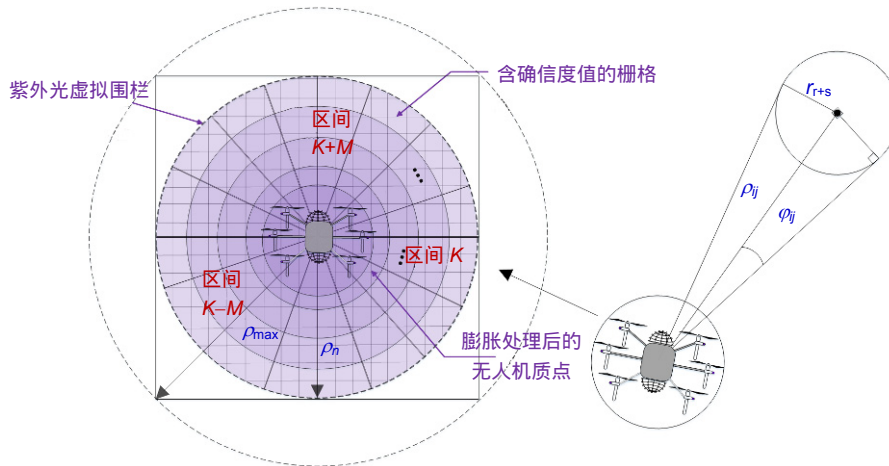


图3 无线紫外光虚拟围栏直方图

Fig. 3 Wireless ultraviolet virtual fence histogram

m_{ij} 的大小影响自身运动的轨迹形状。式(9)计算出的轨迹形状为直线^[16], 假设无人机在一段时间内运动轨迹为弧线, 故 m_{ij} 的定义:

$$m_{ij} = (C_{ij})^2 \cdot \zeta_{ij}, \quad (10)$$

式中: ζ_{ij} 被定义为与机间距离 (ρ_{ij}) 相关的单调递减影响函数, 该函数的如下:

$$\zeta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } \rho_{ij} \leq r_{r+s} \\ \zeta_{ij}(\rho_{ij}) & \text{if } r_{r+s} < \rho_{ij} \leq \rho_n \\ 0 & \text{if } \rho_n < r_{r+s} \end{cases} \quad (11)$$

考虑到其他无人机的运动状态会影响局部避让效果, 提升机间距离对整体避让轨迹的影响, 故令 ζ_{ij} 定义为

$$\zeta_{ij} = \frac{a(\rho_n^2 - \rho_{ij}^2)}{\rho_n^2 - r_{r+s}^2}, \quad (12)$$

其中: ρ_{ij} 表示两架无人机之间的距离, ρ_n 表示阈值, r_{r+s} 表示膨胀半径。

3.3 无人机飞行方向的最优选择

虚拟围栏直方图本质上是一个无线紫外光虚拟围栏覆盖范围内的可飞行区域集合, 需要通过一些约束条件筛选出适合飞行的区域。原有算法通过设定可飞行区域的边界值, 比较二者差值与阈值之间的关系筛选最佳运动方向, 但是对于无人机来说, 这种选择运动方向存在一定局限性, 下一时刻对当前时刻的影响并未考虑, 为此, 需要通过预测邻近无人机在下一时刻的飞行状态, 结合该状态选择当前时刻无人机的运动方向。而无人机系统是非常复杂的非线性系统^[17], 并且利用无线紫外光设备提供无人机机间距离、方位角时也存在误差。为了提高避让的精准度, 本文将利

用无迹卡尔曼预测器预测邻近无人机的飞行轨迹及运动状态以便于运动方向的选择。

设无人机作匀变速运动, 由于无线紫外光设备及运动系统自身均含高斯白噪声, 则运动状态方程 $S(k)$ 和观测方程 $Z(k)$ ^[18] 可表示为

$$\begin{cases} S(k) = \Phi S(k-1) + W(k) \\ Z(k) = h[S(k)] + V(k) \end{cases}, \quad (13)$$

式中: $W(k)$ 表示无人机系统所包含的高斯白噪声, 其具有协方差阵 Q 。 $V(k)$ 表示观测状态下的高斯白噪声, 其具有协方差阵 R 。

首先, 通过 UT 变换获取被预测无人机在 $k-1$ 时刻的运动状态采样点 $S(k-1|k-1)$ 。

$$S^i(k-1|k-1) = \begin{bmatrix} \hat{S}(k-1|k-1) \\ \hat{S}(k-1|k-1) + \sqrt{(n+\lambda)P(k-1|k-1)} \\ \hat{S}(k-1|k-1) - \sqrt{(n+\lambda)P(k-1|k-1)} \end{bmatrix}, \quad (14)$$

式中: $i=1, 2, \dots, 2L+1$, $\hat{S}(k-1|k-1)$ 表示预测状态方程。根据式(14)可得 k 时刻被预测无人机运动状态采样点集预测值 $S^i(k|k-1)$ 。则在 k 时刻被预测无人机的系统状态的预测量 $\hat{S}(k|k-1)$ 及协方差矩阵 $P_k(k|k-1)$ 为

$$\hat{S}(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2L} w^i S_{k|k-1}^i, \quad (15)$$

$$P_k(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2L} w^i \left\{ \left[\hat{S}(k|k-1) - S^i(k|k-1) \right] \times \left[\hat{S}(k|k-1) - S^i(k|k-1) \right]^T \right\} + Q, \quad (16)$$

其中: W 为权值, 通过上式可得新运动状态采样点集 $S^i(k|k-1)$, 将 $S^i(k|k-1)$ 代入式(16)得被预测无人机观测量的预测值 $Z^i(k|k-1)$, 故可求出系统预测的均

值 $\bar{Z}(k|k-1)$ 和协方差 P :

$$P_{z_k \bar{z}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w^i \left\{ \left[Z^i(k|k-1) - \bar{Z}(k|k-1) \right] \times \left[Z^i(k|k-1) - \bar{Z}(k|k-1) \right]^T \right\} + R, \quad (17)$$

$$P_{x_k \bar{x}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w^i \left\{ \left[X^i(k|k-1) - \bar{Z}(k|k-1) \right] \times \left[X^i(k|k-1) - \bar{Z}(k|k-1) \right]^T \right\}, \quad (18)$$

则卡尔曼增益矩阵为 $K(k) = P_{x_k \bar{z}_k} P_{z_k \bar{z}_k}^{-1}$ 。最后,可求出被预测无人机在 k 时刻各状态量的预测值 $\hat{S}(k|k)$ 和协方差更新值 $P(k|k)$ 。任意 $k-1$ 时刻时,通过无迹卡尔曼预测器预测 k 时刻邻近无人机的运动状态,并在当前自身位置的无线紫外光虚拟围栏内生成采样树。此时,设从自身所处位置运动到另一无人机出现的位置之间的距离为 d_s ,自身速度为 v_i ,则所需的估计时间 Δt_k 为

$$\Delta t_k = \Delta t_{k-1} + \frac{d_s}{v_i}. \quad (19)$$

计算在 Δt_k 内的投影位置,将估计时间与位置进行映射,并且生成满足条件的最优方向,整个映射过程具有相同的时间戳。

在当前运动方向选择过程中自身的运动速度也会影响避让效果,而运动速度受限于速度阈值、转向角速度阈值以及加减速度阈值,其中为了在会遇时能减速避让,设定减速阈值。设自身速度 $v \in [v_{\min}, v_{\max}]$,转向角速度 $v_w \in [v_{w\min}, v_{w\max}]$,最大加速和减速的阈值 $\dot{v} \in [\dot{v}_{w\min}, \dot{v}_{w\max}, \dot{v}_{\min}, \dot{v}_{\max}]$ 及在虚拟围栏内生成的采样树实际能达到的速度:

$$v_r = \{ (v, v_w) | v \in [v_k - \dot{v}_{\min} \Delta t_k, v_k + \dot{v}_{\max} \Delta t_k] \cap v_w \in [v_{wk} - \dot{v}_{w\min} \Delta t_k, v_{wk} + \dot{v}_{w\max} \Delta t_k] \}, \quad (20)$$

其中 (v_k, v_{wk}) 为当前 k 时刻自身的速度和转向速度。当预测出下一时刻时其他无人机的速度等运动状态信息后,判断以当前 v_k 速度行驶 Δt_k 后行驶的距离与其他无人机在运动 Δt_k 所走过的路径是否有交集,如果有交集,能否以当前速度在会遇时停下,如果可以停下,当前采样路径可选择,否则舍弃掉该路径。在最大减速情况下,此时采样速度为

$$v_a = \{ (v, v_w) | v \leq \sqrt{2\dot{v}_{\min} \cdot \rho(v, v_w)} \cap v_w \leq \sqrt{2\dot{v}_{w\min} \cdot \rho(v, v_w)} \}, \quad (21)$$

式中: $\rho(v, v_w)$ 表示为以速度 (v, v_w) 对应采样轨迹上与其他无人机的最小距离。为了减少计算难度,假设在虚拟围栏内采样的这段时间自身速度无变化,直到采样给定新的速度,并认为在当前 k 时刻预测的其他无人机在空间中为瞬时静止。通过建立代价函数 $B(c)$ 筛选最佳避让速度下的最优备选方向:

$$B(c) = \mu_1 \cdot \sigma(c, k_t) + \mu_2 \cdot \sigma(v, v_w) + \mu_3 \cdot \sigma \left(c \frac{\varphi_t}{\varphi} \right) + \mu_4 \cdot \sigma(c, k_{n,i-1}), \quad (22)$$

式中: $\sigma(c, k_t)$ 表示最优备选方向与目标点方向之差。 $\sigma(c, \varphi_t / \varphi)$ 表示最优备选方向与当前飞行方向之差。 $\sigma(c, k_{n,i-1})$ 表示最优备选方向与上一时刻飞行方向之差。 $\sigma(v, v_w)$ 表示当前轨迹的速度大小,权重系数满足 $\mu_1 > \mu_2 + \mu_3 + \mu_4$,如图4为本文算法流程图。

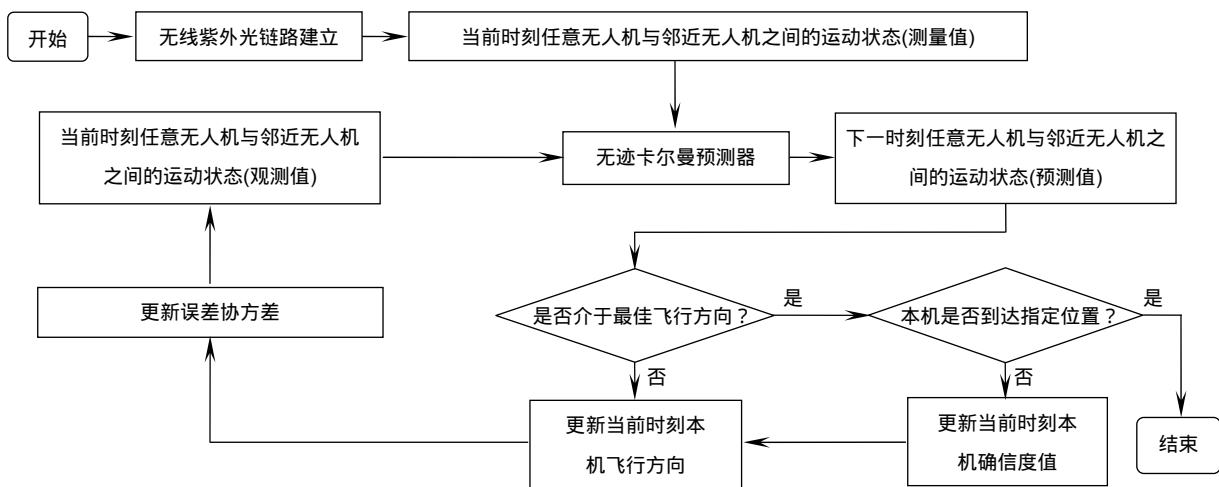


图4 基于无线紫外光的避让流程图

Fig. 4 Avoidance flow chart based on wireless ultraviolet

4 算法仿真结果与分析

4.1 仿真参数设置

避让算法参数如表 1 所示。无人机状态预测时系统噪声 $W(k)$ 具有协方差 Q , $V(k)$ 具有协方差阵 R , 分别如下:

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01^2 \end{bmatrix}, \quad (23)$$

$$R = \begin{bmatrix} 5^2 & 0 \\ 0 & 0.01^2 \end{bmatrix}. \quad (24)$$

$W(k)$ 和 $V(k)$ 二者不相关, 采样次数 $N=50$ 次, 采样时间 $T=1$ s。表 2 所示为各个运动状态预测初始参数。

表 1 避让算法参数

参数	取值
速度区间 $v/(m/s)$	(0,10)
加速度区间 $a/(m/s^2)$	(-6,6)
转向角速度区间 $v_w/(rad/s)$	(0.1,4)
初始航向角	$\pi/2$
参数 a	1.5
权重系数 μ_1	6
权重系数 μ_2	2
权重系数 μ_3	1
权重系数 μ_4	1

表 2 运动状态初始参数

起始点位置/m	(10,400)	(400,10)
X 方向初始速度/(m/s)	1	3
Y 方向初始速度/(m/s)	-7	30
X 方向初始加速度/(m/s ²)	0.6	0.2
Y 方向初始加速度/(m/s ²)	-0.8	-0.5

4.2 避让算法对比分析

在算法对比中, 矢量场直方图避让算法(VFH+)为局部避让算法, 故存在局部极小的问题, 并且原算法的路径锯齿程度明显, 路径不平滑。增强矢量场直方图法(VFH*)为利用 A*算法全局搜索关键避让信息, 局部避让采用矢量场直方图的避让算法, 该算法虽利用 A*算法获取了全局地图信息, 但是对于无人机蜂群这类高动态应用场景存在环境信息更新不及时影响避让效果等问题。基于此, 提出了虚拟围栏避让算法(UAVF), 本算法为考虑当前运动物体的运动状态和运动物体运动状态预测的局部避让算法。由于 VFH+只适合于静态障碍物的局部避让, 在此将轨迹预测后的位置状态离线显示在地图中, 查看其避让轨迹状态。在场景一下, 选取了近前 30 s 的轨迹, 因为会遇发生在前 30 s 内。在场景二下, 选取了近前 50 s 的轨迹。图 5(a)为场景一中局部避让轨迹图, 图 5(b)为场景一中避让轨迹局部放大图, 图 6(a)场景二中局部避让轨

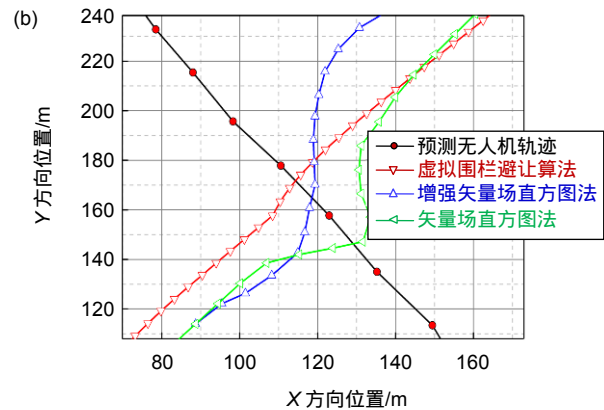
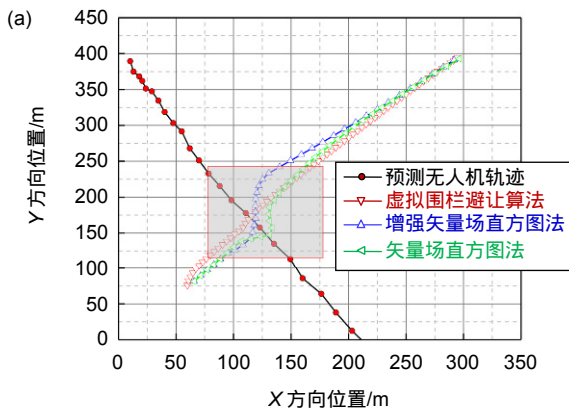


图 5 (a) 场景一中局部避让轨迹; (b) 场景一中避让轨迹局部放大

Fig. 5 (a) Local avoidance track in the scene 1; (b) Partial enlargement of the avoidance trajectory in the scene 1

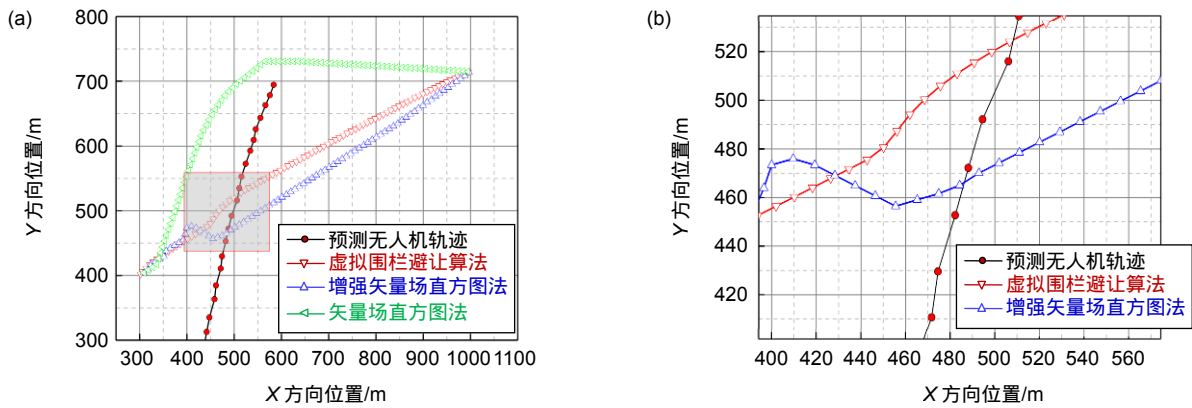


图 6 (a) 场景二中局部避让轨迹; (b) 场景二中避让轨迹局部放大图

Fig. 6 (a) Local evasive trajectory in scene 2; (b) Partial enlargement of the escaping trajectory in scene 2

迹图，图 6(b)为场景二中避让轨迹局部放大图。

从图 5(a)中可以观察到，三类算法均可安全完成局部避让，并最终到达目的地。从图 5(b)中可以看出，由于 UAVF 考虑了自身运动速度及在避让时的机间距离的冗余，局部避让时路径平滑且转向平缓，机间距离保持良好，无明显轨迹抖动。VFH+ 由于未能提前获知运动物体的运动状态，选择从障碍物的下一个前进方向避让，在实际情况中，极有可能在会遇时出现碰撞，而且避让时出现了明显的抖动。VFH* 虽然提前全局搜索适合路径，并在局部完成避让，但是从开始搜索路径到避让，局部路径较长，有转向角度。仿真中，VFH* 算法共耗时 36.01 s，路径总长度 570 m；VFH+ 算法路径总长度 529 m，共耗时 31.45 s；UAVF 算法共耗时 29.23 s，路径总长度 398 m。相比 VFH* 算法，总路径长度减少 3.02%，总耗时减少 18.82%。

图 6(a)表明，三类算法均可安全完成局部避让，并最终到达目的地。从图 6(b)可以观察到，由于 VFH+ 在离线规划中未能找到合适避让方向，故从出发开始选择绕过最远端物体到达终点，总耗时费 42.97 s，路径总长度 860 m。VFH* 和 UAVF 均能很好地完成局部避让，但相比 VFH*，UAVF 轨迹平滑，转向角度较小。VFH* 总耗时 47.48 s，路径长度 794 m；UAVF 总耗时 38.43 s，路径总长度 763 m。与 VFH* 相比，UAVF 耗时减少 19.06%，路径总长度减少 3.90%

4.3 运动状态预测性能分析

图 7 与图 8 中的无人机真实轨迹和预测轨迹均为 Matlab 仿真所得。图 7(a)为场景一中的预测轨迹图，从图中可以看出，真实值与预测值整体拟合度较高，但是局部相对误差依然存在。图 7(b)，7(c)为场景一中

的预测轨迹局部放大图，放大比例基本相同，顺序为从左到右下。图 7(b)是预测刚开始时局部放大，可以看出由于采用次数少，相对误差比较明显。图 7(c)预测次数在 25~30 左右，相对误差减少。综合两幅图可以分析出，由于预测次数的增加，相对误差在逐渐减小，最后趋于稳定。在场景一的预测中，相对距离误差最大不超过 6.83 m，相对速度误差最大不超过 1.88 m/s，相对加速度误差最大不超过 0.17 m/s²。

图 8(a)为场景二中的预测轨迹图，从图中可以看出，真实值与预测值整体拟合度较高，但是局部相对误差明显。图 8(b)，8(c)为场景二中的轨迹局部放大图，放大比例基本相同，顺序为左下到右上。图 8(b)是预测刚开始时的局部放大图，可以看出，由于刚开始预测，相对误差非常明显，图 8(c)是预测次数在 15~25 左右，相对误差减少幅度大。综合两幅局部放大图可以分析出，随着预测次数的增加，相对误差在减小，最后趋于稳定。在场景二的预测中，相对距离误差最大不超过 8.19 m，相对速度误差最大不超过 0.82 m/s，相对加速度误差最大不超过 0.11 m/s²。两次状态下的相对误差平均值如表 3 所示。

5 结论

本算法考虑了蜂群无人机编队内无线紫外光隐秘通信的覆盖特点，提出了无线紫外光虚拟围栏避让策略。基于传统增强矢量场直方图法，通过增加速度采样改进代价函数，结合无迹卡尔曼预测器预测编队内其他无人机运动状态，实现了蜂群无人机编队飞行时的协作避让。仿真结果表明，与传统算法相比，本算法在两种场景中的避让总路径长度平均减少 3.46%，总耗时平均减小 18.94%。该算法能够在未获取全局地

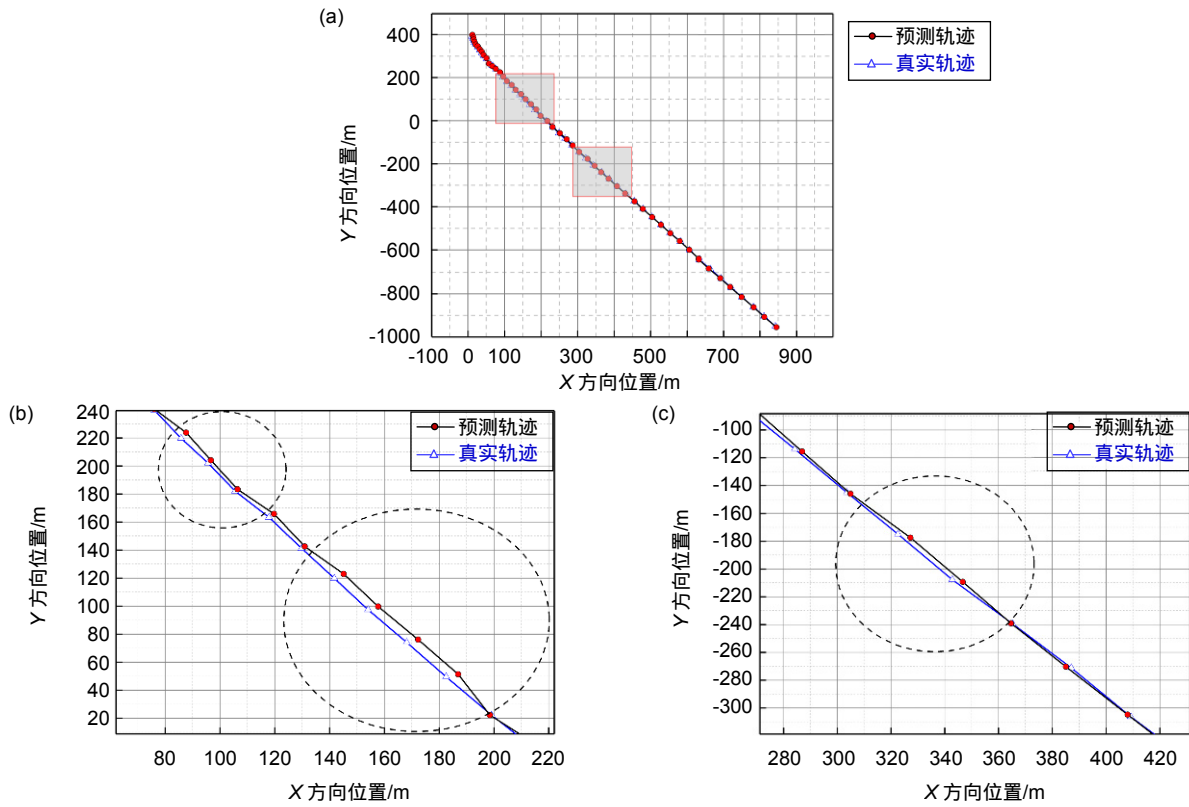


图 7 (a) 场景一中的预测轨迹; (b) 第一次局部放大; (c) 第二次局部放大

Fig. 7 (a) Predicted trajectory in scene 1; (b) First partial enlargement; (c) Second partial enlargement

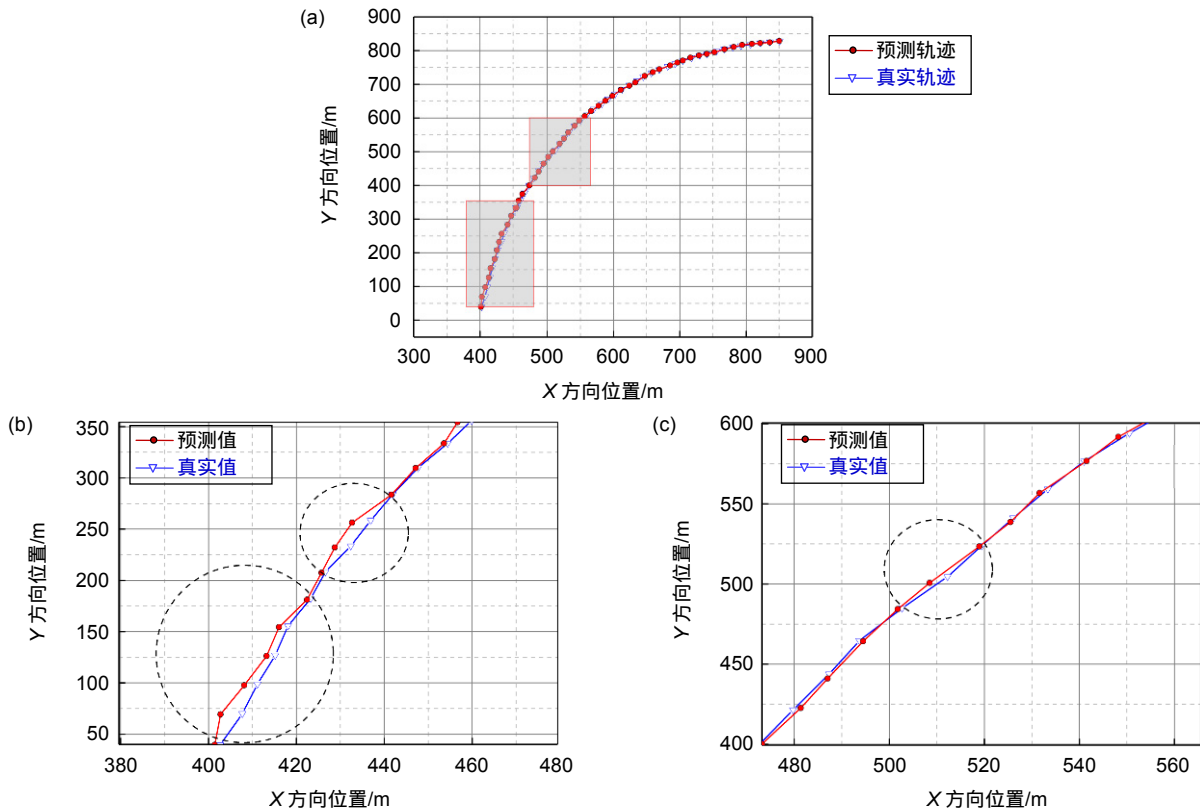


图 8 (a) 场景二中的预测轨迹; (b) 第一次局部放大; (c) 第二次局部放大

Fig. 8 (a) Predicted trajectory in scene 2; (b) First partial enlargement; (c) Second partial enlargement

表 3 相对误差平均值
Table 3 Relative error average

参量	场景一	场景二
相对距离平均误差/m	3.070165894	2.707479523
相对加速度平均误差/(m/s ²)	0.050127791	0.068594285
相对速度平均误差/(m/s)	0.610216267	0.570158205

图的情况下，通过无线紫外光设备及无人机运动状态预测实现协作避让。

参考文献

- [1] Yu L, Wei P, Ma Z L, et al. Analysis on the development of foreign army anti-bee colony drone technology[J]. *Aerodynamic Missile Journal*, 2017(12): 26–30.
于力, 魏平, 马振利, 等. 外军反蜂群无人机技术发展分析[J]. *飞航导弹*, 2017(12): 26–30.
- [2] Luo C. The study of signal processing and design of base band system for non-line-of-sight optical communication[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2011.
罗畅. 非视距光通信信号处理研究与基带系统设计[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2011.
- [3] Tan Y Y, Li Y, Zhou J, et al. Path replanning approach for UAV based on A* algorithm in complex environment[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, **39**(6): 1268–1273.
谭雁英, 李洋, 周军, 等. 复杂环境下基于 A*算法的无人机路径再规划[J]. *系统工程与电子技术*, 2017, **39**(6): 1268–1273.
- [4] Mac T T, Copot C, Tran D T, et al. A hierarchical global path planning approach for mobile robots based on multi-objective particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, **59**: 68–76.
- [5] Roberge V, Tarbouchi M, Labonte G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2013, **9**(1): 132–141.
- [6] Wu Z Y, Li J H, Zuo J M, et al. Path planning of UAVs based on collision probability and Kalman filter[J]. *IEEE Access*, 2018, **6**: 34237–34245.
- [7] Chen Y B, Luo G C, Mei Y S, et al. UAV path planning using artificial potential field method updated by optimal control theory[J]. *International Journal of Systems Science*, 2016, **47**(6): 1407–1420.
- [8] Qu P R, Xue J R, Ma L, et al. A constrained VFH algorithm for motion planning of autonomous vehicles[C]//*Proceedings of 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2015.
- [9] Babinec A, Duchoň F, Dekan M, et al. VFH*TDT (VFH* with time dependent tree): a new laser rangefinder based obstacle avoidance method designed for environment with non-static obstacles[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2014, **62**(8): 1098–1115.
- [10] Zhang Y Y, Qu D, Ke J, et al. Dynamic obstacle avoidance for USV based on velocity obstacle and dynamic window method[J]. *Journal of Shanghai University (Natural Science Edition)*, 2017, **23**(1): 1–16.
张洋洋, 瞿栋, 柯俊, 等. 基于速度障碍法和动态窗口法的无人水面艇动态避障[J]. *上海大学学报(自然科学版)*, 2017, **23**(1): 1–16.
- [11] Ji J, Khajepour A, Melek W W, et al. Path planning and tracking for vehicle collision avoidance based on model predictive control with multiconstraints[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, **66**(2): 952–964.
- [12] Cui R X, Li Y, Yan W S. Mutual information-based multi-AUV path planning for scalar field sampling using multidimensional RRT[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, **46**(7): 993–1004.
- [13] da Silva Arantes J, da Silva Arantes M, Toledo C F M, et al. Heuristic and genetic algorithm approaches for UAV path planning under critical situation[J]. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 2017, **26**(1): 1760008.
- [14] Zhao T F, Yu X X, Bao H, et al. Ranging and positioning method using wireless solar blind ultraviolet[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(9): 2324–2332.
赵太飞, 余叙叙, 包鹤, 等. 无线日盲紫外光测距定位方法[J]. *光学精密工程*, 2017, **25**(9): 2324–2332.
- [15] Zhang Y L, Zhao C P, Yan H. Path planning for unmanned aerial vehicles using improved bidirectional A* and vector field histogram algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, **19**(4): 179–184.
张亚兰, 赵成萍, 严华. 基于改进双向 A*和向量场直方图算法的无人航路规划[J]. *科学技术与工程*, 2019, **19**(4): 179–184.
- [16] Sun Y Z, Xiao S D, Pan S F, et al. VFH algorithm for obstacle avoidance based on Kalman Filter[J]. *Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2015, **29**(4): 373–377, 398.
孙扬智, 肖世德, 潘绍飞, 等. 融合卡尔曼滤波的 VFH 避障算法[J]. *江苏科技大学学报(自然科学版)*, 2015, **29**(4): 373–377, 398.
- [17] Dai R, Cochran J, Jr. Path planning and state estimation for unmanned aerial vehicles in hostile environments[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2010, **33**(2): 595–601.
- [18] Guan Y Z, Song C L, Dong H J. Path planning of the free-floating manipulator for capturing a moving target[J]. *Robot*, 2017, **39**(6): 803–811.
关英姿, 宋春林, 董惠娟. 空间自由漂浮机器人对运动目标抓捕的路径规划[J]. *机器人*, 2017, **39**(6): 803–811.

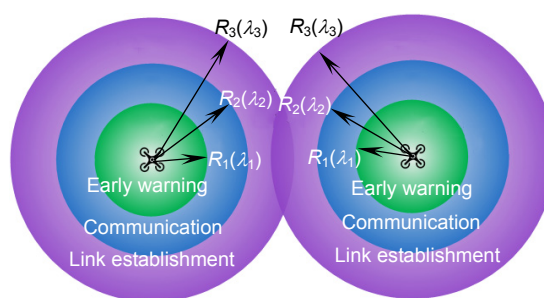
An algorithm for the bee colony drone to use wireless ultraviolet for cooperative obstacle avoidance

Zhao Taifei^{1,3*}, Gao Peng^{1,3}, Shi Haiquan^{1,3}, Li Xingshan²

¹Faculty of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

²General Design Institute of Hubei Academy of Aerospace Technology, Wuhan, Hubei 430040, China;

³Shanxi Civil-Military Integration Key Laboratory of Intelligence Collaborative Networks, Xi'an, Shaanxi 710048, China



Wireless UV virtual fence model

Overview: Uninhabited aerial vehicles (UAVs) are widely used not only in civil fields such as power inspection and environmental monitoring, but also in military applications such as reconnaissance, surveillance and confusion. The drone “bee colony” is composed of a group of small unmanned aerial vehicles that work together independently. It has excellent features such as low cost, high damage resistance, good sensing ability, strong collaboration ability and functional distribution, which can improve the efficiency of completing task. In the complex electromagnetic environment of the battlefield, it is especially important to ensure the flight safety between the formation of the drone group and the reliable communication within the formation. The advantages of wireless ultraviolet communication mainly include small background noise, strong anti-electromagnetic interference capability, all-weather non-direct view communication, low power consumption, high integration, easy to load, etc., which can meet the communication requirements in this environment.

This paper proposes an algorithm for collaborative avoidance using wireless ultraviolet light between drones in a bee colony drone formation. Through combining avoidance algorithm with the characteristics of wireless ultraviolet light coverage, a wireless ultraviolet virtual fence avoidance strategy is proposed. Considering the relationship between the enhanced vector field histogram method and its own motion state to improve the cost function and verify the effectiveness of the avoidance algorithm. The unscented Kalman filter predictor is used to predict the flight state of the adjacent drone in order to achieve safe and efficient avoidance. Through computer simulation in two prediction scenarios, the results show that the improved enhanced vector field histogram method has smooth overall motion trajectory and good avoidance effect. Compared with the original algorithm, this algorithm has no obvious jitter when it is partially avoided, the turning arc is large and there is no sharp turn. It is more suitable for the actual application and reduces the path length and time consumption. In summary, in the complex battlefield environment, the bee swarm drone can not only use airborne wireless ultraviolet equipment to achieve stable network communication, it can also use improved enhanced vector field methods based on wireless ultraviolet light to enable efficient avoidance between drones in a bee colony drone formation.

Citation: Zhao T F, Gao P, Shi H Q, *et al.* An algorithm for the bee colony drone to use wireless ultraviolet for cooperative obstacle avoidance[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(3): 190505

Supported by National Natural Science Foundation of China (61971345, U1433110), Shaanxi Provincial Department of Education Service Local Special Project (17JF024), Xi'an Science Project (CXY1835(4)), Shaanxi Provincial Key Industry Chain Innovation Project (2017ZDCXL-GY-05-03), and Xi'an Beilin District Science and Technology Plan Project (GX1921)

* E-mail: tfz@xaut.edu.cn