SCIENTIA SINICA Technologica

techcn.scichina.com





论文

基于局部方位信息的无人机避障轨迹规划

张洲宇1,曹云峰1*,范彦铭2

- 1. 南京航空航天大学航天学院, 南京 210016;
- 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: cyfac@nuaa.edu.cn

收稿日期: 2020-05-30; 接受日期: 2020-08-13; 网络版发表日期: 2020-12-17

国家自然科学基金(批准号: 61673211)、中央高校基本科研业务费(编号: NP2019105)、江苏省研究生科研与实践创新计划(编号: KYCX18 0301)和南京航空航天大学博士学位论文创新与创优基金(编号: BCXJ18-11)资助项目

单目视觉因其具备的小成本、低能耗、非合作等优势已成为提升无人机感知与规避能力的重要手段. 然 而受制于光学测量特性,单目视觉对障碍物的感知能力存在两大不足: (1) 障碍物距离信息感知能力的不足; (2) 障碍物全局感知能力的不足. 针对单目视觉的上述不足, 本文提出了一种基于局部方位信息的无人机避障轨迹规 划算法. 首先, 对单目视觉感知障碍物位置的可观测性进行了理论分析, 据此建立了避障轨迹规划的相对坐标系, 并选择方位角作为障碍物位置的观测信息; 其次, 采用二次贝塞尔曲线作为轨迹模型, 将避障轨迹规划建模为单 目标优化问题, 进一步设计基于相对视线角变化率的避障约束条件, 根据每一段时间内观测到的局部信息求解最 优轨迹片段; 最后, 利用滚动优化获得最优避障轨迹序列, 通过组合序列中的每一个轨迹片段得到近似的全局最 优避障轨迹, 仿真实验表明, 本文所设计的避障轨迹规划算法可以生成一条平滑的避障轨迹, 并能有效实现静态 和动态障碍物的规避; 与基于全局信息的避障轨迹相比, 本文方法可以在线地获得近似全局最优轨迹, 符合单目 视觉的感知能力.

无人机, 感知与规避, 单目视觉, 滚动时域, 轨迹规划

1 引言

无人机近年来的广泛使用极大地增加了国家空域 系统(national aerospace system, NAS)的拥挤程度, 对 有人机的飞行安全构成了严重威胁[1]. 为了提升国家 空域系统的安全等级,将无人机集成到国家空域系统 内、从而与有人机共享空域已成为各国民航组织的共 识[2]. 在无人机集成国家空域系统所面临的挑战中, 加 强无人机自身对于空域冲突的感知与规避(sense and avoid)能力是一项亟待解决的关键技术[3].

根据美国无人机集成路线图的定义、无人机的感 知与规避能力可分为两个模块[4]: (1) 感知模块、即通 过机载传感器实现空中入侵目标的检测、识别以及威 胁度评估; (2) 规避模块, 即根据感知模块获得的结果 实现无人机的安全轨迹规划, 实现空域冲突的消除. 显 然、规避模块中的轨迹规划极大地依赖感知模块获取

引用格式: 张洲宇, 曹云峰, 范彦铭, 基于局部方位信息的无人机避障轨迹规划, 中国科学: 技术科学, 2021, 51: 1075-1087

> Zhang Z Y, Cao Y F, Fan Y M. Local-bearing-information-based unmanned aerial vehicle collision avoidance trajectory planning (in Chinese). Sci Sin Tech, 2021, 51: 1075-1087, doi: 10.1360/SST-2020-0225

© 2020 《中国科学》杂志社 www.scichina.com 的结果,因此传感器的障碍物感知能力对于轨迹规划 具有较大的影响.

根据是否需要与外界进行信息交互,无人机的机载传感器可分为两类,即合作式传感器和非合作式传感器. 合作式传感器的典型代表包括空中交通预警与防撞系统(traffic alert and collision avoidance, TCAS)^[5]与自动相关监视广播(automatic dependent surveillance broadcast, ADS-B)^[6], 该类传感器通过与外界的信息交互实现障碍物的感知. 非合作式传感器主要包括机器视觉^[7~10]、雷达系统^[11]以及超声系统^[12]等,该类传感器无需与外界进行信息交互即可实现障碍物的感知.

相比于其他传感器,机器视觉因其具备的低成本、小尺寸、低能耗等优势已成为提升无人机感知与规避能力的有效手段. 机器视觉的感知方案根据所采用的相机数量可分为单目视觉与立体视觉两类,相比于单目视觉,立体视觉的约束主要可归纳为^[13]: (1) 立体视觉的感知方案需要多个相机同时观测到同一障碍物,限制了障碍物与无人机相遇的拓扑结构; (2) 立体视觉的感知距离较大地依赖基线的宽度,当基线宽度较窄时感知距离明显下降; (3) 当存在多个障碍物时,立体视觉需要首先完成障碍物的匹配,增加了技术实现的难度.

由于单目视觉的障碍物感知方案不存在上述约束,因此近年来受到了广泛的关注^[14,15]. 然而受限于单目视觉的光学测量特性,单目视觉的障碍物有限感知能力对于避障轨迹规划具有重要影响,具体表现为以下两个方面.

- (1) 距离信息感知能力的不足. 单目视觉对障碍物 距离信息的感知存在较多的约束条件, 在没有预先获 得障碍物先验知识的情况下, 单目视觉无法测量障碍 物的距离信息, 只能获得障碍物的方位角信息^[3].
- (2) 全局感知能力的不足. 单目视觉的最远感知距离为20 km, 远低于TCAS(160 km)和ADS-B(240 km). 因此, TCAS和ADS-B所获取的障碍物信息可认为是全局的,由此可以规划得到一条全局最优的避障轨迹,而单目视觉由于全局感知的不足,只能在有限的时段内规划避障轨迹. 除此之外,单目视觉由于视场角的约束,只能感知相机前方一个圆锥形空间内的障碍物,所以只能利用这个空间内观测到的障碍物进行轨迹规划.

因此、针对上述单目视觉的障碍物感知特点进行

避障轨迹规划显得至关重要. 当前得到广泛应用的轨 迹规划算法包括以下几种. (1) 基于状态搜索的轨迹 规划. 该类方法通过对飞行空间定义状态, 在确定的 目标函数下搜索飞行空间的最优状态集合作为最优路 径, 其中代表性的方法包括A*算法[16]、快速搜索随机 树(rapid-exploration random tree, RRT)算法[17]等. (2) 基 于进化计算的轨迹规划. 该类方法是模拟自然界优胜 劣汰理论而演变出的优化方法、通过模拟繁殖、交 配、突变等行为实现最优解的搜索、其中代表性的方 法包括遗传算法(gene algorithm, GA), 目前遗传算法 已被成功地应用于无人机避障轨迹规划[18]. (3) 基于群 智能的轨迹规划. 该类方法通过模拟自然界动物的群 体行为来获得最优轨迹、如蚁群、蜂群、鸽群等[19,20]. (4) 基于势场的轨迹规划. 该类方法利用原子的互吸、 互斥准则描述无人机与环境的关系[21],将无人机与目 的地用引力函数描述,将无人机与障碍物用斥力函数 描述, 最终获得避障轨迹.

总体而言,现有的轨迹规划算法对障碍物的距离信息和传感器的全局感知能力都有较强的依赖,一般需要首先将运动空间内所有障碍物的距离信息转换到统一的全局坐标系下,然后利用全局优化算法获取最优的避障轨迹.因此,现有的轨迹规划算法普遍依赖运动空间内障碍物的全局状态信息,即无人机的机载传感器需具备大范围的实时障碍物感知能力和可靠的空中交通控制(air traffic control, ATC)系统支持,而这些能力显然是基于单目视觉的障碍物感知方案所不具备的.

为此,本文提出了一种基于局部方位信息的无人 机避障轨迹规划算法.针对单目视觉障碍物感知能力 的两点不足,本文所开展的工作如下.

- (1) 针对单目视觉距离信息感知能力的不足,本文首先对单目视觉感知障碍物距离的可观测性进行了理论分析,推导了相对坐标系下障碍物位置可观测的条件,据此建立了避障轨迹规划的局部坐标系,并选择方位角作为障碍物的观测信息.
- (2) 针对单目视觉全局感知能力的不足, 采用二次 贝塞尔曲线作为轨迹模型, 将避障轨迹规划建模为单 目标优化问题, 进一步设计基于方位角变化率的避障 约束条件, 根据每一段时间内观测到的局部信息求解 最优轨迹片段. 最后采用滚动优化获得最优避障轨迹 序列, 通过组合序列中的每一个轨迹片段得到近似的

全局最优避障轨迹.

2 单目视觉感知的可观测性分析

无人机与障碍物之间的相对位置关系可以用式 (1)所示的时变系统描述,该系统在有限时间内可以采用式(2)所示的分段时不变系统来近似替代,其中x, u, z 分别表示系统状态、控制输入以及观测信息.

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t),$$

$$z(t) = C(t)x(t) + D(t)u(t),$$
(1)

$$\begin{split} A(t) &= A_1, \ C(t) = C_1, \ t_0 < t < t_1, \\ A(t) &= A_2, \ C(t) = C_2, \ t_1 < t < t_2, \\ \dots \\ A(t) &= A_k, \ C(t) = C_k, \ t_{k-1} < t < t_k. \end{split} \tag{2}$$

对于时间段i, $1 \le i \le k$, 瞬时可观测性矩阵 \mathbf{O}_i 如式(3) 所示, 其中 n_s 为系统状态的维度, 当矩阵满秩时系统在时间段i瞬时可观测

$$\mathbf{O}_{i} = \left[C_{i}, C_{i}A_{i}, ..., C_{i}A_{i}^{n_{s}-1} \right]^{T}.$$
(3)

为了进一步分析分段时不变系统的可观测性,引入提取可观测性矩阵(stripped observability matrix, SOM), 如式(4)所示. 当矩阵 \mathbf{O}_{SOM} 满秩时,由k个时间段组成的时不变系统可观测^[22].

$$\mathbf{O}_{SOM} = [O_1, O_2, ..., O_k]^{\mathrm{T}}.$$
 (4)

如图1所示为单目视觉避障的坐标系示意图, 其中 o_b - x_by_b 为机体坐标系,原点位于单目相机的光心; o_w - x_wy_w -为固连在地面的绝对世界坐标系, o_w - x_wy_w 为固连在障碍物上的相对世界坐标系;无人机的视场角为 2α ,障碍物相对于无人机的方位角为 θ ,无人机在绝对世界坐标系下的方位角为 φ . 可观测性分析的参数如表1所示,其中 p_{re} = p_{obs} - p_u .

2.1 绝对世界坐标系下的可观测性分析

绝对世界坐标系 o_{w} - x_{w} y_w·的观测值和系统状态分别如式(5)和(6)所示,其中 \tilde{x}_{u} , \tilde{y}_{u} , $\tilde{\varphi}$, \tilde{x}_{obs} , \tilde{y}_{obs} 表示真实值与估计值的误差. 对于时间段i, $1 \le i \le k$, 无人机的运动方程如式(7)所示.

$$\theta = \tan^{-1}(y_{\rm re} / x_{\rm re}) - \varphi, \tag{5}$$

$$x(t) = \left[\tilde{x}_{u}, \tilde{y}_{u}, \tilde{\varphi}, \tilde{x}_{\text{obs}}, \tilde{y}_{\text{obs}}\right]^{T}, \tag{6}$$

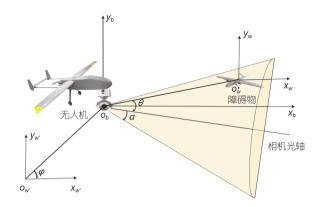


图 1 (网络版彩图)单目视觉避障的坐标系建立
Figure 1 (Color online) Construction of coordinates systems for monocular vision based collision avoidance.

表 1 可观测性分析的参数列表

Table 1 Parameters for observability analysis

参数符号	物理含义	
$p_{\mathrm{u}}=[x_{\mathrm{u}},y_{\mathrm{u}}]$	无人机在绝对世界坐标系中的位置	
$p_{\text{obs}} = [x_{\text{obs}}, y_{\text{obs}}]$	障碍物在绝对世界坐标系中的位置	
$p_{\text{re}} = [x_{\text{re}}, y_{\text{re}}]$	无人机在相对世界坐标系中的位置	
φ	无人机在绝对世界坐标系中的方位角	
θ	障碍物相对于无人机的方位角	
V	无人机在绝对世界坐标系下的线速度	
ω	无人机在绝对世界坐标系下的角速度	

$$\begin{vmatrix} \dot{x}_{u,i} \\ \dot{y}_{u,i} \\ \dot{\varphi}_i \end{vmatrix} = \begin{bmatrix} V_i \cos(\varphi_i) \\ V_i \sin(\varphi_i) \\ \omega_i \end{vmatrix}.$$
 (7)

因此,绝对坐标系下的状态转移矩阵 A_i 与观测矩阵 C_i 分别如式(8)和(9)所示,其中 $d_{re,i}^2 = x_{re,i}^2 + y_{re,i}^2$

$$\mathbf{C}_{i} = \left[\frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}}, -\frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}}, -1, -\frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}}, \frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} \right]. \tag{9}$$

因此,对于时间段i,系统的瞬时可观测性矩阵 \mathbf{O}_i 如式(10)所示,不满秩,因此系统在时间段i不可观测,其中 $\Gamma_i = y_{\text{re},i}\sin(\varphi_i) + x_{\text{re},i}\cos(\varphi_i)$.

$$\mathbf{O}_{i} = \begin{vmatrix} \frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} & -\frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} & -1 & -\frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} & \frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} \\ 0 & 0 & -\frac{V_{i}}{d_{\text{re},i}^{2}} \Gamma_{i} & 0 & 0 \end{vmatrix}.$$
(10)

进一步增加时间段i+1, 系统的提取可观测性矩阵

 $\mathbf{O}_{\mathrm{SOM}}$ 如式(11)所示,其中 $\Delta_i = \frac{y_{\mathrm{re},i}}{x_{\mathrm{re},i}d_{\mathrm{re},i}^2}$,同样不满秩. 显然 增加更多的时间段也不会改变矩阵的秩. 因此当选

然,增加更多的时间段也不会改变矩阵的秩,因此当选择世界坐标系为 o_w - x_w y_w 时,通过单目视觉无法观测障碍物的位置.

$$\mathbf{O}_{SOM} = \begin{bmatrix} \Delta_i & -1 & -1 & -\Delta_i & 1\\ \Delta_{i+1} & -1 & -1 & -\Delta_{i+1} & 1\\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \tag{11}$$

2.2 相对世界坐标系下的可观测性分析

当选择相对世界坐标系为 o_w - x_wy_w 时,无人机的运动方程依然如(7)所示,但是在这种情况下观测值和系统状态分别如式(12)和(13)所示。可以直观地看出在相对世界坐标系下,系统状态的维度减少了,这意味着全局位置信息的丢失。

$$\theta = \tan^{-1}(y_{\rm re} / x_{\rm re}),$$
 (12)

$$x(t) = \left[\widetilde{x}_{u}, \widetilde{y}_{u}, \widetilde{\varphi}\right]^{\mathrm{T}}.$$
 (13)

因此,绝对坐标系下的状态转移矩阵 \mathbf{A}_i 与观测矩阵 \mathbf{C}_i 分别如式(14)和(15)所示,其中 $d_{rr}^2 = x_{rr}^2 + y_{rr}^2$

$$\mathbf{A}_{i} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -V_{i}\sin(\varphi_{i}) \\ 0 & 0 & V_{i}\cos(\varphi_{i}) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{14}$$

$$\mathbf{C}_i = \left[\frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^2}, -\frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^2}, 0 \right]. \tag{15}$$

因此,对于时间段i,系统的瞬时可观测性矩阵 \mathbf{O}_i 如式(16)所示,不满秩,因此系统在时间段i不可观测,其中 $\Gamma_i = y_{\text{re},i}\sin(\varphi_i) + x_{\text{re},i}\cos(\varphi_i)$.

$$\mathbf{O}_{i} = \begin{vmatrix} \frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} & -\frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} & -1 & -\frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} & \frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^{2}} \\ 0 & 0 & -\frac{V_{i}}{d_{\text{re},i}^{2}} \Gamma_{i} & 0 & 0 \end{vmatrix}.$$
(16)

进一步增加时间段i+1. 系统的提取可观测性矩阵

 \mathbf{O}_{SOM} 如式(17)所示, 矩阵满秩. 因此当选择世界坐标系为 o_w - x_w y_w 时,可以通过单目视觉获取的方位角信息观测障碍物的位置.

$$\mathbf{O}_{\text{SOM}} = \begin{bmatrix} \frac{y_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^2} & -\frac{x_{\text{re},i}}{d_{\text{re},i}^2} & 0\\ \frac{y_{\text{re},i+1}}{d_{\text{re},i+1}^2} & -\frac{x_{\text{re},i+1}}{d_{\text{re},i+1}^2} & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(17)

综上所述,对单目视觉感知的可观测性理论分析可以初步得到如下结论:

- (1) 绝对世界坐标系*o_w-x_wy_w*下, 仅通过单目视觉 获取的方位角信息无法观测障碍物位置:
- (2) 相对世界坐标系*o_w-x_wy_w*下,可以在连续多段时间内通过单目视觉获取的方位角信息观测障碍物位置.

因此,本文选取相对世界坐标系 o_w - x_w y_w 作为避障轨迹规划的参考系,同时根据连续多段时间内观测到的障碍物方位角设计避障约束条件.

3 问题描述

3.1 单目视觉避障轨迹规划的数学建模

如图2所示,本文假定无人机的运动场是一个大小为 $M \times M$ 的矩形平面.绝对世界坐标系 $o_{w} - x_{w} y_{w}$ 下,平面

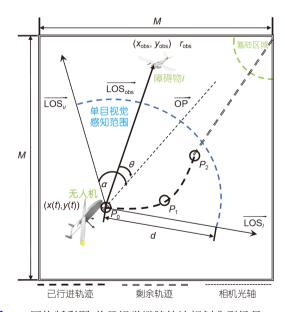


图 2 (网络版彩图)单目视觉避障轨迹规划典型场景 Figure 2 (Color online) Typical scenario for monocular vision based collision avoidance trajectory planning.

本文采用贝塞尔曲线对无人机的轨迹进行建模,相比于其他轨迹建模方法,贝塞尔曲线的优势在于可以快速计算轨迹的曲率,同时控制变量的数量明显较少. 贝塞尔曲线的一般形式如式(18)所示,其中 n_c 为控制点的数量, t 为表征时间的参数, $B_{i,n_c}(t) = \frac{n_c!}{i!(n_c-i)!}t^i(1-t)^{n_c-i}, i=0,1,...,n_c$ 为每一个控制点的系数, $[x(t),y(t)]^{\rm T}$ 和 $[x_i,y_i]^{\rm T}$ 分别表示t时刻的曲线坐标以及第i个控制点的坐标。由于本文主要探讨二维平面内的无人机避障轨迹,因此采用二阶贝塞尔曲线即可满足要求、控制点的数量为三个.

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \sum_{i=0}^{n_c} B_{i,n_c}(t) \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix}, 0 \le t \le 1.$$
 (18)

如图2所示, 假设 P_0 , P_1 , P_2 三个控制点的坐标分别为(x_0 , y_0), (x_1 , y_1), (x_2 , y_2), 由这三个点拟合得到的贝塞尔曲线方程如式(19)所示, 通过 P_0 , P_1 , P_2 三个曲线控制点的坐标即可获得无人机在时间t内的轨迹. 因此, 无人机的轨迹规划问题可转换为求解贝塞尔曲线控制点的坐标. 贝塞尔曲线的一阶导数如式(20)所示, 通过一阶导数可方便地求得曲线的曲率, 也即无人机的转弯半径.

$$\begin{bmatrix} x_{\text{uav}}(t) \\ y_{\text{uav}}(t) \end{bmatrix} = (1-t)^2 \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} + 2(1-t)t \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + t^2 \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix}, \tag{19}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{\text{uav}}(t) \\ \dot{y}_{\text{uav}}(t) \end{bmatrix} = 2(1-t) \begin{bmatrix} x_1 - x_0 \\ y_1 - y_0 \end{bmatrix} + 2t \begin{bmatrix} x_2 - x_1 \\ y_2 - y_1 \end{bmatrix}.$$
 (20)

由于单目视觉障碍物全局感知能力的不足,障碍物在整个运动场内最优避障轨迹难以获取,因此将T

时间内的避障轨迹按照时间相等的原则均匀地分割为m个轨迹片段. 对于每个轨迹片段i (i=1, 2, ···, m)满足 $P_{0(i)}$ = $P_{2(i-1)}$,即每个片段的控制点 P_2 都设置为上一个片段的控制点 P_0 ,其中 $P_{0(i)}$ = (x_0 , y_0).

3.2 目标函数

根据无人机的任务需求,本文根据时间、航程和燃料这三类指标定义了三种不同的目标函数.由于本文采用滚动时域进行轨迹规划,目标函数既要使已经规划的轨迹片段指标最优,又要使最后一个轨迹片段的终点到目的地之间的指标最优.因此,如图2所示,本文将目标函数的计算表征为两项之和,其中第一项为已行进轨迹的指标,第二项为剩余轨迹的指标,剩余轨迹为已规划轨迹的终点到目的地的连线.根据这一计算思路,时间最优、航程最优和燃料最优的目标函数表示如下.

时间最优目标函数: 如式(21)所示, 将时间最优目标函数表示为已消耗时间与剩余最短时间之和. 其中 (x_2, y_2) 为最后一个轨迹片段的 P_2 控制点坐标, V_{\max} 为无人机的最大飞行速度.

$$f_t = T + \sqrt{(x_{\text{des}} - x_2)^2 + (y_{\text{des}} - y_2)^2} / V_{\text{max}}.$$
 (21)

航程最优目标目标函数: 如式(22)所示, 将航程最优目标函数表示为已行进轨迹与剩余最短轨迹之和. 其中, m为已规划轨迹片段的总数, l_i 为第i段轨迹的长度.

$$f_l = \sum_{i=1}^{m} l_i + \sqrt{(x_{\text{des}} - x_2)^2 + (y_{\text{des}} - y_2)^2}.$$
 (22)

燃料最优目标函数: 无人机在航程I中所消耗的燃料可通过式(23)求得, 其中D为飞行过程中的阻力, η 为燃油效率. 对于燃油效率和阻力, 本文通过文献[23]给出的模型进行近似计算, 该模型充分考虑了空气密度、无人机翼展、重量等因素. 假设飞行区域的空气密度为1.225 kg/m³, 无人机翼展为2 m, 重量为5 kg, 按照该模型, 无人机的燃油效率 η 相对于飞行速度V的函数如式(24)所示, 阻力D相对于飞行速度V的函数如式(25)所示. 燃料最优目标函数如式(26)所示, 其中(D/η)_{min}为阻力与燃油效率比值的最小值, 用于计算剩余轨迹的最低燃料消耗.

$$E = \frac{D \cdot l}{\eta},\tag{23}$$

$$\eta(V) = \begin{cases}
0.06V, & V \le 10, \\
-0.0024V^3 + 0.084V^2 - 0.9V + 3.6, & 10 \le V \le 20, \\
0.00001, & V \ge 20,
\end{cases}$$
(24)

$$D(V) = 0.0123V^2 + \frac{144}{V^2},\tag{25}$$

$$f_{e} = \sum_{i=1}^{m} \left(\int_{0}^{l_{i}} \frac{D_{i}}{\eta_{i}} dx \right) + \sqrt{(x_{\text{des}} - x_{2})^{2} + (y_{\text{des}} - y_{2})^{2}} \left(\frac{D}{\eta} \right)_{\text{min}}.$$
 (26)

3.3 约束条件

设置约束条件的目的在于确保无人机在满足动力 学约束的条件下基于单目视觉实现避障,因此本文所 考虑的约束条件共包含两类,第一类为单目视觉的避 障约束,第二类为无人机的动力学约束.

如图2所示,障碍物在单目视觉有限的视场角和感知距离范围内的数学表达式如式(27)所示.

$$\frac{\left| \frac{\text{LOS}_{\text{u}} \cdot \text{LOS}_{\text{obs}}}{|\text{LOS}_{\text{u}}| | |\text{LOS}_{\text{obs}}|} \le 2\alpha, \right|}{\left| \frac{\text{LOS}_{l} \cdot \text{LOS}_{\text{obs}}}{|\text{LOS}_{l}| | |\text{LOS}_{\text{obs}}|} \le 2\alpha, \right|} = 1.$$

$$\frac{\left| \text{LOS}_{l} \cdot \text{LOS}_{\text{obs}} \right|}{\left| \text{LOS}_{\text{obs}} \right|} \le d,$$
(27)

根据单目视觉感知可观测性的理论分析结果,在 考虑单目视觉只能观测相对方位角 θ 的情况下,需要 根据连续多时间段内观测到的障碍物方位角设计避障 约束条件,本文采用人类视觉系统中的方位角避障模式 设 计 避 障 约 束 条 件 $\begin{bmatrix} 2&4&2&5 \end{bmatrix}$ 如 图 3 所 示, $\overline{LOS_{obs}(i)}$ (i=1,2,3,...,m)表示第i个轨迹片段内障碍物的视线方向,视线方向可以通过相对方位角计算得到,如式(28)所示。 $\overline{OP(i)}$ (i=1,2,3,...,m)表示第i个轨迹片段内的单目摄像机光轴朝向.

$$\overline{LOS_{obs}} = [\arctan\theta, 1].$$
 (28)

人类视觉系统将相对视线角的变化率作为避障的 重要依据,从而实现在距离信息缺失的情况下规避威胁.由图3可以直观地看出,当LOS_{obs}(*i*)与OP(*i*)所成夹

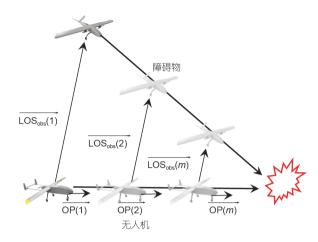


图 3 (网络版彩图)基于局部方位角的避障约束条件 Figure 3 (Color online) Local bearing angle based collision avoidance constraint condition.

角的变化率小于某个阈值r时,无人机与障碍物将存在碰撞的危险,因此,基于局部方位角的避障约束条件设计如式(29)和(30)所示.其中,式(30)用于区分无人机与障碍物之间可能存在的逐渐远离的情况.

$$\delta = \left| \text{angle}(\overrightarrow{LOS_{\text{obs}}}, \overrightarrow{OP}) \right| \ge \tau, \tag{29}$$

$$angle(\overrightarrow{LOS_{obs}}, \overrightarrow{OP}) < \frac{\pi}{2}.$$
 (30)

由于本文将无人机简化为质点进行分析,简化了部分机体动力学特性,因此本文所考虑的无人机动力学约束主要包括最小速度、最大速度以及转弯半径.由于滚动时域所规划的每一段轨迹对应的时间都是相同的,因此无人机的速度可通过轨迹的长度进行表征,无人机的速度约束如式(31)所示.无人机的转弯半径可通过贝塞尔曲线的曲率或得,因此转弯半径约束如式(32)所示,其中k表示贝塞尔曲线的曲率, r_t表示无人机的转弯半径.

$$l_{\min} < l_i < l_{\max}, \tag{31}$$

$$k \ge r_t$$
. (32)

4 基于滚动时域的轨迹序列优化

滚动时域优化的基本思想主要源于模型预测控制,一般将连续时间离散化处理. 针对每一离散时刻,用当前状态模型来预测未来状态模型,根据未来状态模型构建目标和约束条件,而最优序列通过在线求解

优化问题获得.每一个采样时刻都循环往复这一过程,随时刻的推进而滚动.目前滚动时域已在过程控制、航天器控制等领域得到了广泛应用.由于每一段避障轨迹片段都是局部最优的,本文采用滚动时域的思想对避障轨迹片段组成的序列进行优化,从而获取一条近似全局最优的避障轨迹.

4.1 避障轨迹初步优化

本文将无人机简化为质点进行考虑,因此无人机 的状态方程可近似表示为

$$\begin{bmatrix} x_{\text{uav}} \\ y_{\text{uav}} \\ \dot{x}_{\text{uav}} \\ \dot{y}_{\text{uav}} \end{bmatrix}_{k+1} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x_{\text{uav}} \\ y_{\text{uav}} \\ \dot{x}_{\text{uav}} \\ \dot{y}_{\text{uav}} \end{bmatrix}_{k} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} \ddot{x}_{\text{uav}} \\ \ddot{y}_{\text{uav}} \\ \ddot{y}_{\text{uav}} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} (\Delta t)^{2} / 2 & 0 \\ 0 & (\Delta t)^{2} / 2 \\ \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix},$$
(33)

其中 $\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} x_{\text{uav}} & y_{\text{uav}} & \dot{x}_{\text{uav}} & \dot{y}_{\text{uav}} \end{bmatrix}_k^{\text{T}} \mathbb{E}_k$ 时刻系统的状态向量,表示k时刻无人机在全局世界坐标系下的位置和速度; $\mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} \ddot{x}_{\text{uav}} & \ddot{y}_{\text{uav}} \end{bmatrix}_k^{\text{T}} \mathbb{E}_k$ 时刻系统的输入向量,表示k时刻无人机在全局世界坐标系下的加速度;系统的采样周期为 Δt .

综合考虑目标函数和约束条件,采用滚动时域的优化策略,以目标函数 J_T 建立滚动时域避障轨迹规划的数学模型,如式(34)所示.其中, $\sum_{i=1}^{M} e^{-\lambda_i |\operatorname{angle}(\overline{LOS}_{obs}(i),\overline{OP(i)}|}$ 为当前位置单目视觉所感知的威胁代价函数,M为单目视觉感知范围内的障碍物总数, λ_i 为调节系数;T为所需优化时域的长度, $x_{m+i|m}$ 为m时刻的系统的动态约束方程对m+j时刻系统状态的预测.

$$\min_{x_{m},u_{m}} J_{T} = \begin{cases} f_{t}, & \sum_{i=1}^{M} e^{-\lambda_{i} \left| \operatorname{angle}(\overline{\operatorname{LOS}_{\operatorname{obs}}(i)}, \overline{\operatorname{OP}(i)}) \right|} \\ f_{e}, & i \end{cases}$$

$$x_{m+j+1|m} = Ax_{m+j|m} + Bu_{m+j|m},$$
s.t.
$$\forall j = 0, 1, ..., T-1,$$
(34)

$$x_{m+0|m} = \hat{x}_{m|m-1}, \hat{x}_{1|0} = [x_0, y_0, \dot{x}_0, \dot{y}_0]^{\mathrm{T}},$$
(35)

$$u_{m+i|m} \in U, \forall j = 0, 1, ..., T-1.$$
 (36)

系统的动态约束方程可以通过式(33)确定,初始条件可以通过式(35)确定,由无人机动力学约束式(31)和(32)确定控制输入式(36),当前时刻的轨迹片段由前一时刻计算得到. m时刻的系统状态序列为 $\left\{\widehat{x}_{m+0|m},\widehat{x}_{m+1|m},...,\widehat{x}_{m+T|m}\right\}$,控制输入序列为 $\left\{u_{m+0|m},u_{m+1|m},...,u_{m+T-1|m}\right\}$ 均可通过动态约束方程求解获得. 如图4所示,随着时序的推进反复滚动,最终得到最优轨迹序列 $x_0,x_1,...,x_{m-1},x_m$,最终到达目的地.

4.2 避障轨迹的滚动优化

由于单目视觉缺乏全局障碍物感知能力,因此无 法获取全局最优的避障轨迹,本文通过分段的滚动优 化来获取局部感知范围内的最优轨迹,进而组合得到 一条近似全局最优的避障轨迹.

本文所采用的二次贝塞尔曲线共包含 P_0 , P_1 , P_2 三个控制点, 将每一个轨迹序列分成了三段, 如图5所示. 对于轨迹序列之间的滚动优化, 本文采用的方案每次只优化一个轨迹片段, 即求解第m段轨迹的 P_0 点时将其与第m—1段的 P_1 , P_2 点分为一组, 求解第m段轨迹的 P_1 点时将其与第m段轨迹的 P_0 点以及第m—1段的 P_2 点分为一组, 以此类推, 反复滚动. 通过滚动优化策略, 可

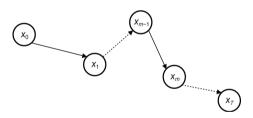


图 4 最优轨迹序列的组合

Figure 4 Combination of optimal trajectory segments.

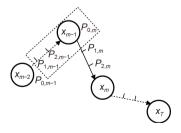


图 5 避障轨迹的滚动优化

Figure 5 Receding horizon optimization of collision avoidance

以提升算法的在线计算能力,无需重复计算上一时刻 已经计算过的轨迹片段.

5 仿真实验验证

5.1 仿真实验设置

本文的实验设置如表2所示, 其中无人机的视场角设置为2π/3, 单目视觉的探测距离设置为200 m, 运动场的边长设置为1000 m, 障碍物的最小尺寸和最大尺寸分别设置为8与24 m, 无人机的最小速度和最大速度分别设置为7和20 m/s, 无人机的转弯半径设置为5 m. 本文的仿真平台为Matlab 2019b, CPU主频为2.4 GHz.

5.2 基于局部方位角的避障效果评估

为了验证基于局部方位角的避障效果,本文设置 了两种避障场景.

场景一:两个运动障碍物由终点向起点与无人机相向运动,障碍物的初始坐标分别为(-200,-200),

表 2 参数设置

Table 2 Parameter setting

参数符号	物理含义	取值
2α	视场角	$2\pi/3$
d	单目视觉感知距离	200 m
M	运动场的大小	1000 m
$r_{ m min}$	障碍物最小尺寸	8 m
$r_{ m max}$	障碍物最大尺寸	24 m
V_{min}	无人机最小速度	7 m/s
$V_{ m max}$	无人机最大速度	20 m/s
r_t	无人机转弯半径	5 m
τ	相对视线角阈值	0.03

(-180, -180); 运动速度分别为(-8, -8), (-8, -8). 避障场景一的相对视线角变化率与相对距离如图6(a)和(c)所示, 不同时刻的避障过程如图7所示.

场景二:两个运动障碍物分别由运动场的左上角与右下角相向运动,障碍物的初始坐标分别为(-200, -200), (-180, -180);运动速度分别为(-8, -8), (-8,

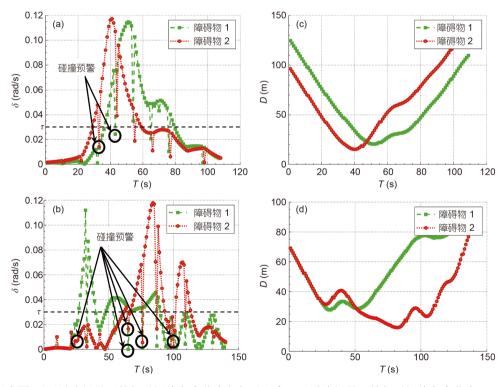


图 6 (网络版彩图)不同避障场景下的相对视线角变化率与相对距离. (a) 避障场景一的相对视线角变化率; (b) 避障场景二的相对视线角变化率; (c) 避障场景一的相对距离; (d) 避障场景二的相对距离

Figure 6 (Color online) The rate of relative line of sight angle and relative range under different collision avoidance scenarios. (a) Relative line of sight angle of scenario 1; (b) relative line of sight angle of scenario 2; (c) relative distance of scenario 1; (d) relative distance of scenario 2.

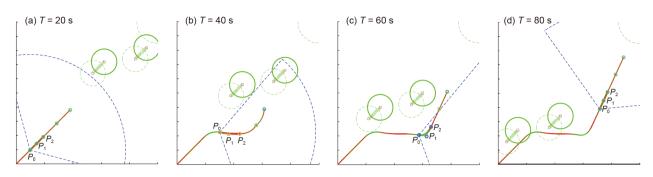


图 7 (网络版彩图)避障场景一的避障过程. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 sFigure 7 (Color online) Collision avoidance process for scenario 1. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s.

-8). 避障场景一的相对视线角变化率与相对距离如图6(b)和(d)所示, 不同时刻的避障过程如图8所示.

对比图6中不同避障场景下的相对视线角变化率与相对距离可知,在相对距离未知的情况下,相对视线角的变化率可以用于观测距离的变化.图6中的相对视线角变化率与相对距离的变化基本保持一致,当相对距离最小时,相对视线角的变化率达到了最大值,因为此时无人机需要以最大的角度远离障碍物;另一方面,如图6(a)与(b)所示,在相对视线角开始增大之前,都已经经过了"碰撞预警",即相对视线角的变化率低于预先设置的阈值τ.

5.3 不同目标函数的避障效果评估

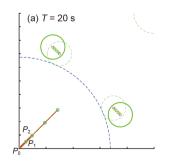
本文的单目标优化的目标函数分别采用了时间最优、燃料最优、航程最优三种,设置运动场内的静态障碍物数量为45个,针对这三种优化目标函数分别进行了避障轨迹规划的仿真验证,其中图9为时间最优的避障轨迹,图10为燃料最优的避障轨迹,图11为航程最优的避障轨迹,三种不同目标函数下避障轨迹所消耗的时间、航程、燃料对比如表3所示.

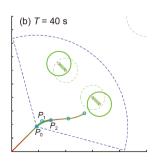
分析图9~11及表3的结果可知, 航程最短避障轨迹的总航程明显小于时间最优和燃料最优的避障轨迹航程. 时间最优的避障轨迹在飞行过程中倾向于采用较大的速度, 因此燃料消耗最多. 燃料最优的避障轨迹在飞行过程中速度较为平稳, 由此付出的代价是消耗的时间较多.

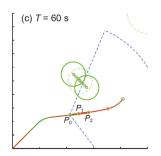
5.4 全局信息与局部方位信息的避障效果对比

本文只采用了单目视觉获取的局部方位信息进行避障轨迹规划,为了进一步验证算法的有效性,本文与采用全局信息的避障轨迹规划算法进行了对比分析,可用于模拟对比单目视觉与ADS-B等全局障碍物感知设备的避障效果. 设置运动场内的静态障碍物数量为60个,当目标函数为燃料最优时,全局信息的避障轨迹如图12所示,局部方位信息的避障轨迹如图13所示,避障轨迹在三种目标函数下的时间、航程、燃料如表4所示,三种目标函数下的收敛时间对比如表5所示.

由图12与13可知,由于单目时间无法获取全局的障碍物信息,因此所规划的避障轨迹明显不如全局信







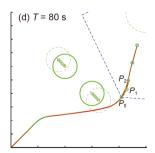


图 8 (网络版彩图)避障场景二的避障过程. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s

Figure 8 (Color online) Collision avoidance process for scenario 2. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s.

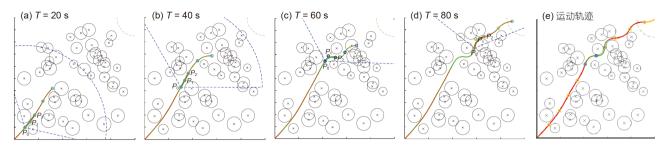


图 9 (网络版彩图)目标函数为时间最优的避障轨迹. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) 运动轨迹 Figure 9 (Color online) Collision avoidance trajectory when objective function is time optimal. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) trajectory.

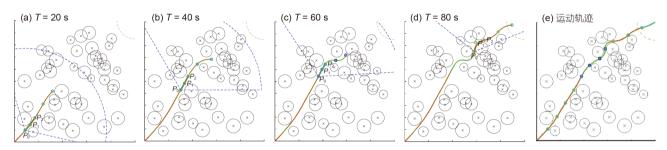


图 10 (网络版彩图)目标函数为燃料最优的避障轨迹. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) 运动轨迹 Figure 10 (Color online) Collision avoidance trajectory when objective function is energy optimal. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) trajectory.

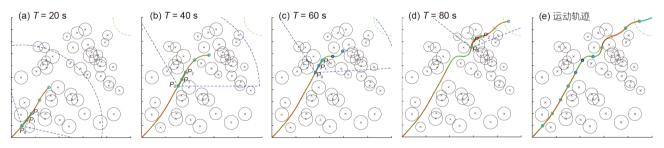


图 11 (网络版彩图)目标函数为航程最优的避障轨迹. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) 运动轨迹 Figure 11 (Color online) Collision avoidance trajectory when objective function is length optimal. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) trajectory.

表 3 不同目标函数下避障轨迹的时间、航程、燃料对比 Table 3 Time, length and energy comparison for different objective functions

目标函数	时间 (s)	航程 (m)	燃料 (J)
时间最优	82.8	1529.7	4359.8
航程最优	86.7	1496.5	4289.5
燃料最优	90.2	1513.1	4222.6

息高效,但是依然可以有效地避免空间内的障碍物.由表4可知,全局信息的避障轨迹在时间、航程、燃料等

指标上均优于局部方位信息的避障轨迹. 由表5可知, 采用局部方位信息的规划算法收敛时间明显优于全局 信息,因为在局部方位信息的滚动时域框架下每次的 计算规模都是有限的,仅限于视场内观测到的障碍物, 而全局信息需要一次计算空间内的所有障碍物,计算 规模明显增大.

6 总结

(1) 针对单目视觉距离信息感知能力的不足, 本文

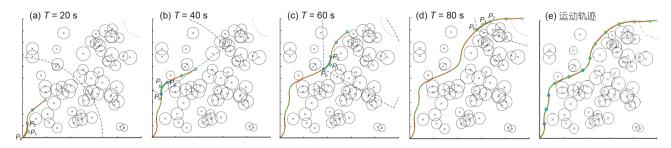


图 12 (网络版彩图)全局信息的避障轨迹. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) 运动轨迹 Figure 12 (Color online) Collision avoidance trajectory with global information. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) trajectory.

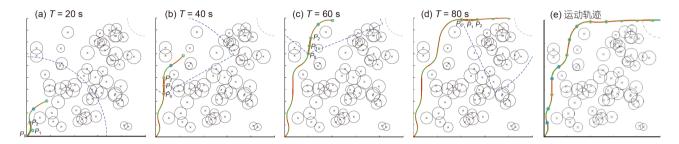


图 13 (网络版彩图)局部方位信息的避障轨迹. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) 运动轨迹 Figure 13 (Color online) Collision avoidance trajectory with local bearing information. (a) T = 20 s; (b) T = 40 s; (c) T = 60 s; (d) T = 80 s; (e) trajectory.

表 4 全局信息与局部方位信息避障轨迹的时间、航程、燃料对比

Table 4 Time, length and energy comparison for global information and local bearing information

避障信息	目标函数	时间 (s)	航程 (m)	燃料 (J)
	时间最优	84.4	1565.4	4426.1
全局信息	航程最优	88.6	1502.8	4639.7
	燃料最优	92.3	1543.7	4143.5
	时间最优	88.9	1642.7	4728.5
局部方位信息	航程最优	91.5	1573.2	5038.9
	燃料最优	97.3	1603.8	4479.6

表 5 全局信息与局部方位信息的收敛时间对比

 Table 5
 Convergence time comparison for global information and local bearing information

目标函数	全局信息 (s)	局部方位信息 (s)
时间最优	316.287	43.128
航程最优	629.389	56.451
燃料最优	485.973	49.281

首先对单目视觉感知障碍物距离的可观测性进行了理论分析,推导了相对坐标系下障碍物位置可观测的条

- 件,据此建立了避障轨迹规划的局部坐标系,并选择 方位角作为障碍物的观测信息.
- (2) 针对单目视觉全局感知能力的不足,采用二次 贝塞尔曲线作为轨迹模型,将避障轨迹规划建模为单 目标优化问题,进一步设计基于方位角变化率的避障 约束条件,根据每一段时间内观测到的局部信息求解 最优轨迹片段.最后采用滚动优化获得最优避障轨迹 序列,通过组合序列中的每一个轨迹片段得到近似的 全局最优避障轨迹.
 - (3) 仿真结果表明, 在相对距离未知的情况下, 相

对视线角的变化率可以用于观测距离的变化,由此可以有效地完成避障轨迹规划,尽管无法获取全局最优

的避障轨迹,但是算法的收敛时间明显优于采用全局信息的避障轨迹.

参考文献_

- 1 Zhu J H, Zhang W H, Xia L. Topology optimization in aircraft and aerospace structures design. Arch Computat Methods Eng. 2016, 23: 595–622
- 2 Yu X, Zhang Y. Sense and avoid technologies with applications to unmanned aircraft systems: Review and prospects. Prog Aerospace Sci, 2015, 74: 152–166
- 3 Mcfadyen A, Mejias L. A survey of autonomous vision-based see and avoid for unmanned aircraft systems. Prog Aerospace Sci, 2016, 80: 1-17
- 4 Son J H, Choi S, Cha J. A brief survey of sensors for detect, sense, and avoid operations of Small Unmanned Aerial Vehicles. In: Proceedings of the 2017 17th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). IEEE, 2017. 279–282
- 5 Bulusu V, Sridhar B, Cone A C, et al. Analysis of interactions between Urban Air Mobility (UAM) operations and current air traffic in urban areas: Traffic alert and Collision Avoidance System (TCAS) Study for UAM Operations. In: Proceedings of the AIAA Aviation 2019 Forum. Dallas, 2019. 3521
- 6 He D, Kumar N, Choo K K R, et al. Efficient hierarchical identity-based signature with batch verification for automatic dependent surveillance-broadcast system. IEEE Trans Inform Forensic Secur, 2016, 12: 454–464
- 7 Cao Y, Zhang Z, Fan Y, et al. Vision-based flying targets detection via spatiotemporal context fusion. IEEE Access, 2019, 7: 144090–144100
- 8 Zhang Z, Cao Y, Ding M, et al. Candidate regions extraction of intruder airplane under complex background for vision-based sense and avoid system. IET Sci Measure Tech, 2017, 11: 571–580
- 9 Zhang Z, Cao Y, Ding M, et al. An intruder detection algorithm for vision based sense and avoid system. In: Proceedings of the 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2016. 550–556
- 10 Zhang Z, Cao Y, Ding M, et al. Spatial and temporal context information fusion based flying objects detection for autonomous sense and avoid.
 In: Proceedings of the 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2018. 569–578
- 11 Schäfer F, Strasser M, Erdmann L, et al. Modular demonstrator test bed for airborne sense & avoid radar. In: Proceedings of the 2018 19th International Radar Symposium (IRS). IEEE, 2018. 1–9
- 12 Harvey B, O'Young S. Acoustic detection of a fixed-wing UAV. Drones, 2018, 2: 4
- 13 Murray D, Jennings C. Stereo vision based mapping and navigation for mobile robots. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 1997, 2: 1694–1699
- 14 Tomono M. 3-D localization and mapping using a single camera based on structure-from-motion with automatic baseline selection. In: Proceedings of the the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2005. 3342–3347
- 15 Vemprala S, Saripalli S. Monocular vision based collaborative localization for micro aerial vehicle swarms. In: Proceedings of the 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2018. 315–323
- 16 Li J, Sun X X. A route planning's method for unmanned aerial vehicles based on improved A-Star algorithm (in Chinese). Acta Armamentarii, 2008, 29: 788–792 [李季, 孙秀霞. 基于改进A-Star 算法的无人机航迹规划算法研究. 兵工学报, 2008, 29: 788–792]
- 17 Lin Y, Saripalli S. Sense and avoid for unmanned aerial vehicles using ADSB. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015. 6402–6407
- 18 Tu J, Yang S X. Genetic algorithm based path planning for a mobile robot. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003. 1221–1226
- 19 Duan H, Zhang X, Wu J, et al. Max-min adaptive ant colony optimization approach to multi-UAVs coordinated trajectory replanning in dynamic and uncertain environments. J Bionic Eng, 2009, 6: 161–173
- 20 Lu L, Gong D W. Robot path planning in unknown environments using particle swarm optimization. In: Proceedings of the 4th International Conference on Natural Computation. Jinan, 2008. 422–426
- 21 Zhu Y, Zhang T, Song J Y. Path planning for nonholonomic mobile robots using artificial potential field method (in Chinese). Control Theory Appl, 2010, 27: 152–158 [朱毅, 张涛, 宋靖雁. 非完整移动机器人的人工势场法路径规划. 控制理论与应用, 2010, 27: 152–158]
- 22 Goshen-Meskin D, Bar-Itzhack I Y. Observability analysis of piece-wise constant systems with application to inertial navigation. In: Proceedings of the IEEE Conference on Decision & Control. IEEE, 1991

- 23 Carson B H. Fuel efficiency of small aircraft, J Aircraft, 1982, 19: 473-479
- 24 Lai J, Ford J J, O'Shea P, et al. Vision-based estimation of airborne target pseudobearing rate using hidden Markov model filters. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2013, 49: 2129–2145
- Nguyen N H, Dogancay K. Improved pseudolinear Kalman filter algorithms for bearings-only target tracking. IEEE Trans Signal Process, 2017, 65: 6119–6134

Local-bearing-information-based unmanned aerial vehicle collision avoidance trajectory planning

ZHANG ZhouYu¹, CAO YunFeng¹ & FAN YanMing²

Due to its low cost, low power, and non-cooperative advantage, monocular vision has become a crucial solution for enhancing the Sense and Avoid capability of unmanned aerial vehicles (UAVs). However, due to the restricted optical measurement properties of monocular vision, there are drawbacks to monocular-vision-based obstacle perception; namely, the capability for obstacle range information perception and global obstacle perception is insufficient. In this paper, a local-bearing-angle-based trajectory planning algorithm is proposed for UAV collision avoidance. First, the observability of monocular-vision-based obstacle range perception is theoretically analyzed. The local coordinate system is selected for collision avoidance, and the bearing angle is selected as the observation. Second, the problem of UAV monocular vision collision avoidance trajectory planning is mathematically formulated. The quadratic Bezier curve is selected to model the trajectory, and the trajectory planning problem is transformed into optimization based on a single objective function. The collision avoidance constraint based on the relative bearing angle rate is designed, and the collision avoidance trajectory segment is optimized on the basis of the bearing angle observed within a limited time period. Finally, the receding horizon is adopted to optimize the trajectory sequence, and the sequences are connected to formulate the near-globally optimal trajectory. Simulation experiments reveal that the collision avoidance trajectory planning method is capable of avoiding both static and dynamic obstacles. Compared with global-information-based collision avoidance, the convergence time of the method proposed in this paper is reduced, and the near-globally optimal trajectory can be acquired in real time, which is in accordance with the perception capability of monocular vision.

unmanned aerial vehicle, sense and avoid, monocular vision, receding horizon, trajectory planning

doi: 10.1360/SST-2020-0225

¹ College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

² Shenyang Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Shenyang 110035, China