

引用格式：李安醍，李诚龙，武丁杰，等。结合跳点引导的无人机随机搜索避撞决策方法[J]. 航空学报, 2020, 41(8): 323726. LI A T, LI C L, WU D J, et al. Collision avoidance decision method for UAVs in random search combined with jump point guidance [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(8): 323726 (in Chinese). doi: 10.7527/S1000-6893.2020.23726

结合跳点引导的无人机随机搜索避撞决策方法

李安醍¹, 李诚龙^{1,*}, 武丁杰¹, 卫鹏²

1. 中国民用航空飞行学院 空中交通管理学院, 广汉 618307
2. 乔治·华盛顿大学 机械与航空航天工程学院, 华盛顿特区 20052

摘要：针对无人机在城市空域环境和密集交通流下的避撞决策问题, 提出马尔科夫决策过程(MDP)和蒙特卡洛树搜索(MCTS)算法对该问题进行建模求解。蒙特卡洛树搜索算法在求解过程中为保证实时性而使其搜索深度受限, 容易陷入局部最优, 导致在含有静态障碍的场景中无法实现避撞的同时保证全局航迹最优。因此结合跳点搜索算法在全局规划上的优势, 建立离散路径点引导无人机并改进奖励函数来权衡飞行路线, 在进行动态避撞的同时实现对静态障碍的全局避撞。经过多个实验场景仿真, 其结果表明改进后的算法均能在不同场景中获得更好的性能表现。特别是在凹形限飞区空域仿真模型中, 改进后的算法相对于原始的蒙特卡洛树搜索算法, 其冲突概率降低了36%并且飞行时间缩短47.8%。

关键词：城市空中交通; 无人机; 避撞决策; 路径规划; 蒙特卡洛树搜索 (MCTS)

中图分类号: V279 文献标识码: A 文章编号: 1000-6893(2020)08-323726-13

随着无人机技术的发展和世界城市化进程的推进, 城市空中交通(Urban Air Mobility, UAM)的运输概念被NASA^[1]、Uber^[2]、Airbus^[3]等机构重新提出。该交通方式旨在城市空域发展短程点对点运输系统, 利用具有无人驾驶功能的垂直起降(VTOL)或短距起降(STOL)飞行器进行载人或载物运输以克服日益增长的地面交通拥堵问题^[4]。但无人机在城市区域内执行运输任务将面临更复杂的空域环境, 如部分高层建筑和限制飞行区域以及空中实时变化的密集交通流等因素将构成动态变化的障碍空间, 而环境感知和避撞决策技术将是提供无人机在这种空间中穿行所需自动安全间隔保持能力的关键^[5]。

城市空中交通的避撞问题结合了民航基于合作相关监视手段的避撞决策方法和移动机器人动态避撞路径规划的一般特性。相比于运输航空,

城市空中交通流密度更大, 飞行器需要在动静态障碍物中进行穿梭, 且并不保证同一空域内飞行器都接受合作相关监视手段(广播式自动监视(Automatic Dependent Surveillance-Broadcast, ADS-B)、二次雷达)^[6]; 而相比于地面移动机器人, 选择倾转旋翼(例如Airbus Vahana飞行器)等复杂气动布局飞行器在巡航飞行过程中较难实现长时间悬停, 这意味着大多数飞行器必须在前飞过程中同时完成避撞机动。面向该应用场景, 避撞决策算法不仅需要考虑无人机机载计算性能以满足实时机动决策的需要, 还需考虑无人机本身动力学特性, 尽可能优化避撞路径, 使无人机整个运输过程安全高效。

文献[5, 7-8]对各类空中交通避撞建模与决策方法做了详细的总结和综述性工作, 根据技术路线不同主要可将避撞方法分为3类: ①以几何

收稿日期: 2019-12-12; 退修日期: 2020-01-14; 录用日期: 2020-01-16; 网络出版时间: 2020-02-07 11:44

网络出版地址: <http://hkxb.buaa.edu.cn/CN/html/20200829.html>

基金项目: 国家自然科学基金民航联合基金(U1733105); 民航局安全能力建设项目(0241928); 浙江大学工业控制技术国家重点实验室开放基金(ICT1900342); 四川省大学生创新创业训练计划项目(S201910624216)

* 通信作者. E-mail: lcl@cafuc.edu.cn

方法为代表的被动式避撞决策,通过分析无人机和入侵对象几何空间位置相对运动速度矢量,进行飞行器危险接近最终阶段的冲突解脱^[9]。对于飞行器间避撞问题较为有代表性的是最小接近点法(PCA)和碰撞锥法(CCA)^[10-11],这类方法计算简单,能够拓展到三维动态环境的飞行避撞问题上,但对多机避撞问题处理结果不够理想,所计算得到的避撞路径平滑程度得不到有效保障。文献[12]更多考虑了飞行器本身的机动性能,从最优控制理论角度给出了滚转角速度和法向过载的解析形式最优解,但该方法仍存在实时性不足的问题。^② 基于无碰撞路径规划的主动避撞方法,即将避撞决策过程转化为带有安全间隔约束的无碰撞路径规划问题。其中人工势场法^[13]在单机对静态障碍物避撞路径规划过程中,计算量小,具备机载部署所需的实时性,但容易陷入局部最优陷阱。文献[14]对传统的人工势场法进行改进,在斥力场表达式中乘上本机到目标地距离差因子,并将其他合作的无人机作为移动的障碍物进行计算,使得目标点位置能够成为全局力场的唯一最小值,很好地克服了人工势场法中路径规划的可达性和抖动性问题。文献[15]引入张量场概念将势场法拓展以解决4D航迹约束下的多机编队飞行避撞问题,但该方法仅在冲突发生时重规划,缺乏冲突的预测和事前调整,未考虑避撞对集群所带来的连锁反应,不适合无人机群体规模较大时的应用。文献[16-17]创新性地提出将无人机绕飞障碍物的轨迹以流水绕石现象进行建模,在路径规划过程中引入流体计算方法,其中解析法计算时间短,所规划的航路平滑且具有可飞性,但其对障碍物以球形边界划设保护区,对于不规则多边形障碍物乃至凹形保护区划设方式的避撞效果并未进行讨论和验证。针对空中多无人机交通流的合作式避撞问题,文献[18]提出了混合整数线性规划方法进行求解,甚至考虑了无人机冲突过程中的速度变化情形,但该方法随无人机数量增多时计算量会成几何倍数增加。^③ 基于人工智能算法的避撞决策方法。早期的方法如A*算法^[19]、蚁群算法^[20]、遗传算法^[21]能够解决无人机对静态障碍物避撞路径规划问题,其本质是用于路径规划的优化算法,考虑的避撞对象主要为静态障碍物,对于多无人机交通流避撞问题应用需

要较多次迭代计算,实时性不够。近年来一些研究者开始将无人机避撞建模成多智能体决策问题^[22-24],从而便于利用强化学习等人工智能方法进行研究。Bai^[25]和Mueller^[26]等系统性考虑了无人机传感器测量误差等不确定性因素,并以部分可观马尔科夫决策过程(POMDP)进行建模,其中文献[25]采用蒙特卡洛数值迭代方法对三维连续状态空间进行求解,较好地解决了离散方法在应对高维状态空间过程中需要大量计算资源的问题。文献[26]主要讨论了如何自适应求解避撞过程中影响飞行器对间隔保持和轨迹跟踪之间性能的折中系数问题,拓展了部分可观马尔科夫决策过程建模解决避撞问题的通用性,但上述问题讨论的计算工作需要离线计算。受此启发,文献[27]应用马尔科夫决策过程(Markov Decision Process, MDP)对城市地区高密度交通流运行场景进行建模并采用蒙特卡洛树搜索(Monte Carlo Tree Search, MCTS)求解无人机避撞问题,该方法在实时性和避撞效果上取得了较好的效果,但其连续避撞飞行轨迹从全局来看并不是最优的,存在飞行器原位置盘旋的问题。

面对城市空中交通这一场景中同时出现的静态障碍和空中密集动态交通流,如何在保证算法实时性的前提下实现对动态障碍和静态障碍双重目标的自主避撞并优化避撞决策路径是本文研究的重点。本文将采用离散马尔科夫过程对空中避撞问题进行建模,基于Yang等^[27]所提出的蒙特卡洛树搜索方法实时求解最优避撞动作,引入A*改进算法跳点搜索(Jump Point Search, JPS)进行起止点间全局路径规划,自动生成合适间隔的离散路径点以引导无人机进行更优的避撞动作选择,避开因搜索深度不足而导致的无人机陷入局部环境最优情形,从而在保证算法实时性前提下,实现了对障碍的避撞和飞行路径的优化,最终达到降低冲突概率和缩短飞行时间的目的。

1 背景知识

1.1 马尔可夫决策过程

马尔可夫决策过程最早由Bellman提出^[28],其后被广泛应用在机器人、自动控制、最优化等主题中,马尔可夫决策过程可用一个五元组表示为

$\langle S, P, A, R, \gamma \rangle$

其中: S 为一组有限状态集; A 为一组有限动作集; P 为在时刻 t 对应状态 S_t 下采取动作 a ($a \in A$) 后转换到 $t+1$ 时刻状态 S_{t+1} 的概率; R 为通过执行动作 a , 状态 S_t 转换到 S_{t+1} 所带来的奖励, 在本文中奖励值应符合 $R \in [0, 1]$ ^[29]; γ 为折扣因子, 表示未来的奖励在当前时刻的价值比例, 即当前的奖励相对于未来的奖励能够获得更大的收益。

求解马尔可夫决策过程的关键在于找到一个执行策略。该策略是指从状态 S 到动作 A 的映射, 即在给定状态下动作的概率分布, 策略常用符号 π 表示为

$$\pi: S \rightarrow A$$

最优策略 π^* , 是指该策略能使得最终期望的总奖励值最大化, 其表达式为

$$\pi^* = \underset{\pi}{\operatorname{argmax}} E \left[\sum_{t=0}^T R_{S_t, a_t} \mid \pi \right] \quad (1)$$

式中: R_{S_t, a_t} 为在 t 时刻状态 S_t , 选取动作 a_t 所获得的当前奖励值; $E \left[\sum_{t=0}^T R_{S_t, a_t} \mid \pi \right]$ 为从初始时刻状态 S_0 到终末状态 S_T , 在策略 π 下所获得的奖励值的期望。

1.2 蒙特卡洛树搜索

蒙特卡洛树搜索算法是通过特定策略进行非对称树搜索的算法。搜索是一组沿着搜索树的遍历, 单次遍历是从根节点到未完全展开的节点的路径, 未完全展开的节点至少有一个子节点未被访问。在搜索过程中, 算法并不会访问树的每一个分支, 而是用搜索树上限置信区间 (Upper Confidence bound apply to Tree, UCT) 算法来寻找一个最佳的策略对树进行搜索^[30]。UCT 是将上限置信区间 (Upper Confidence Bound, UCB)^[31] 运用到 MCTS 的算法。对于搜索树节点的选择既要给期望值高的节点更大的选择概率 (Exploitation), 也要考虑探索那些暂时期望不高的分支节点 (Exploration)。UCT 算法通过各个节点的 UCT 值来决定访问哪一个节点, 可以很好地权衡这种探索和利用 (Exploration and Exploitation)。UCT 算法公式为

$$\text{UCT} = \frac{Q(v')}{N(v')} + C \sqrt{\frac{2 \ln N(v)}{N(v')}} \quad (2)$$

式中: v 为当前节点; v' 为当前节点的子节点; Q 为节点的总奖励值; N 为表示节点被访问的次数; $\frac{Q(v')}{N(v')}$ 为这个子节点的平均奖励值 (越高表示这个节点期望收益好, 越值得进行利用); $\sqrt{\frac{2 \ln N(v)}{N(v')}}$ 为该父节点的总访问次数与其子节点的访问次数的比值 (如果子节点访问次数越少则值越大, 越值得进行探索); C 为加权系数, 它是一个常量参数, 可以调整探索和利用的权重, 其值越小越偏重利用, 而越大越重视探索, 根据 Kocsis 等^[29] 提出的经验值、取 $C = \frac{1}{\sqrt{2}}$ 。

蒙特卡洛树搜索主要由选择 (Selection)、拓展 (Expansion)、模拟 (Simulation) 和反向传播 (Backpropagation) 4 个阶段构成^[32]。Selection 阶段是在搜索树中寻找一个最有价值的节点, 通常优先选择未被探索的子节点, 否则选择 UCT 值最大的子节点。Expansion 阶段是在当前选中的节点上进行一个随机动作并创建一个新的子节点。Simulation 阶段是使上一个阶段中创造的新节点开始随机模拟的过程, 直至达到终末状态。Backpropagation 阶段是从叶子节点到根节点的遍历, 并将 Simulation 阶段的模拟结果传送到根节点, 对于反向传播路径上的每个节点, 更新节点的回报价值、访问次数及其他有用统计信息。

1.3 跳点搜索

跳点搜索是 A* 算法的一种改进版本, 其改进之处在于修改了 A* 算法的搜索规则, 使得搜索速度最快能提高一个数量级^[33]。A* 算法是一种启发式算法^[34], 拥有启发式函数 $H(n)$ 以及两个列表: open 列表和 close 列表, 并用一个估值函数来评估节点的代价, 估值函数的表达式为

$$F(n) = H(n) + G(n) \quad (3)$$

式中: $G(n)$ 为从搜索起始点到节点的实际代价; $H(n)$ 为搜索目标点到节点的估计代价。

A* 算法首先从当前节点开始, 将所有不在 close 列表的合法邻近方格放入 open 列表中。从 open 列表中选取 $F(n)$ 值最小的方格作为下一个节点, 并把当前节点移出 open 列表, 放入 close 列表中。将选中的下一个节点作为当前节点重复上

述步骤,直到目标点出现在 open 列表当中。

跳点搜索同样采用 A* 算法中的估值函数,但是不会逐一对邻近方格进行搜索,而是从当前节点开始沿着水平、垂直和对角线 3 个方向进行搜索。当搜索到转折点时,则把当前点移入 close 列表,并把转折点加入到 open 列表中。选取 open 列表中 $F(n)$ 值最小的点,若此点为目标点则结束搜索,否则作为当前点并按上述步骤重新开始搜索。

2 建模与求解

美国洛杉矶市是 Uber Air 公司进行城市空中交通(UAM)验证飞行的试点城市之一。图 1 为大疆无人机公司在洛杉矶城市某空域划设的限制飞行区域,图中红色和灰色部分分别为禁飞区和限高区。从图中可以看出该空域的限制飞行区域会对无人机在城市空域下运行形成带状或凹形的静态障碍。

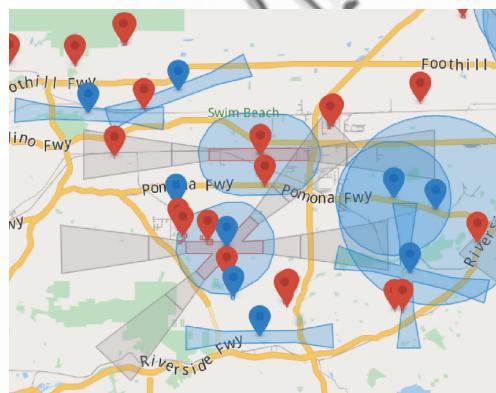


图 1 限制飞行区域

Fig. 1 Restricted flight area

针对 Yang 和 Wei^[27] 未考虑到成片的高层建筑群或限制飞行区域对无人机在城市空域环境下运行的影响,本文在仿真场景中加入静态障碍,对无人机在静态和动态混合环境下的运行场景进行建模,并将场景之中的部分静态障碍设计为局部凹形,使其形成局部陷阱区域以增加环境复杂性。

2.1 场景与模型描述

假设无人机在城市空域下没有固定航路,而是按需自由飞行,城市空域高度层通常十分狭窄,因此无人机仅考虑在同一高度下进行水平机动避

撞。本文将具有避撞算法的无人机称为试验机,没有避撞算法的无人机称为入侵机,用于模拟随机交通流形成的动态障碍。每次仿真实验,试验机将从固定起始点出发无碰撞地抵达随机生成的目标点位置,入侵机将以指定数量在模型中随机位置生成并以一定的初速度做匀速直线运动,模型不考虑入侵机两两之间的碰撞。

图 2 为仿真场景 1(凹形限飞区空域)模型示意图,其模拟了边长为 24 km 含有凹形限飞区域的方形城市空域。模型缩放比例为 1 像素:30 m,那么该模型的大小为 800 像素 \times 800 僃素。黄色带有环形的飞机图形代表具有避撞算法的试验机;红色飞机代表入侵机;绿色星形代表目标点;黑色图形代表由限制飞行区域形成的静态障碍。

图 3 为仿真场景 2(含有凹形区域的多个限飞区空域)和仿真场景 3(不含凹形区域的多个限飞区空域)的模型示意图,其缩放比例与图形代表的含义与图 2 保持一致。

无人机之间的冲突与碰撞定义为

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{安全} & \Delta d \geq 555 \text{ m} \\ \text{冲突} & 150 \text{ m} \leq \Delta d \leq 555 \text{ m} \\ \text{碰撞} & \Delta d \leq 150 \text{ m} \end{array} \right. \quad (4)$$

$$\Delta d = \sqrt{(i_x - o_x)^2 + (i_y - o_y)^2}$$

式中: i_x, i_y 为入侵机位置的横纵坐标; o_x, o_y 为试验机位置的横纵坐标; Δd 为试验机与最近一架入侵机之间的距离;这里的碰撞指 NMAC(Near Mid-Air Collision)^[35]。

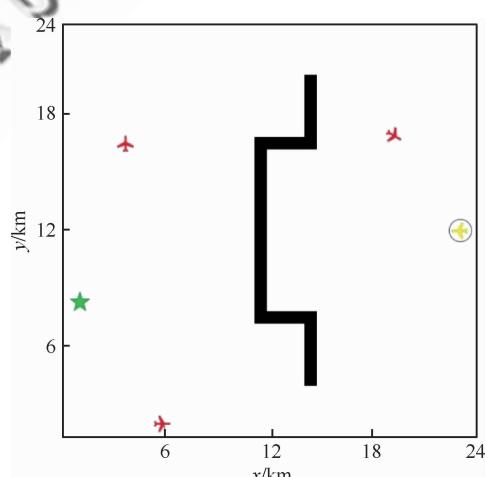


图 2 仿真场景 1 模型示意图

Fig. 2 Model chart of simulation Scenario 1

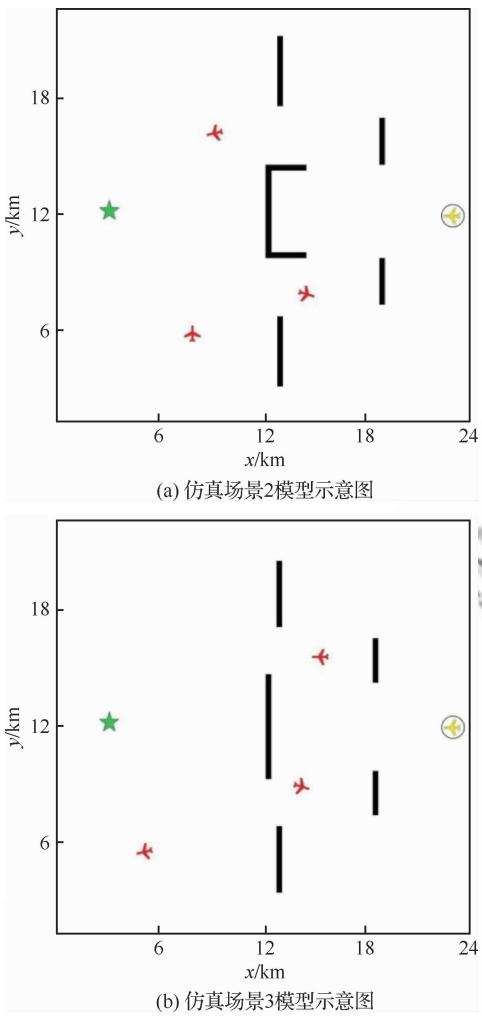


图3 限飞空域场景模型示意图

Fig. 3 Model chart of restricted airspace scenario

2.2 飞行器运动模型

无人机的运动学模型可表示为^[27,36]

$$\left\{ \begin{array}{l} \epsilon \sim N(0, \sigma^2) \\ v' = v + a_v \times \Delta t + \epsilon_v \quad \epsilon_v \sim N(0, 2^2) \\ \varphi' = \varphi + a_\varphi \times \Delta t + \epsilon_\varphi \quad \epsilon_\varphi \sim N(0, 4^2) \\ \theta = \frac{g \tan \varphi'}{v'} \\ x' = x + v \cos \theta \times \Delta t \quad \epsilon_x \sim N(0, 10^2) \\ y' = y + v \sin \theta \times \Delta t \quad \epsilon_y \sim N(0, 10^2) \end{array} \right. \quad (5)$$

式中: ϵ 为无人机运行过程中的不确定因素产生的噪声, 其大小服从正态分布; Δt 为时间变化量; v 为无人机速度, 且 $v \in [50, 80] \text{ m/s}$; a_v 为无人机加速度; ϵ_v 为速度误差; φ 为无人机倾斜角, 且 $\varphi \in [-25^\circ, 25^\circ]$; ϵ_φ 为倾斜角误差; a_φ 为倾斜角的

改变率; θ 为无人机航向角; g 为重力加速度; x 和 y 分别为无人机的横纵坐标; ϵ_x 和 ϵ_y 分别为横纵坐标位置误差。

2.3 状态集描述

模型以 1 s 为单位进行离散化, 并定义为一个时间步长 t (time step)。这意味着无人机的速度、航向角度、位置等参数将以 1 s 为单位进行改变, 利用式(5)并令 $\Delta t = 1 \text{ s}$ 即可确定下一时刻无人机的各项参数。模型假设每 5 个时间步长 (5 s), 无人机将会做一次避撞决策, 即从动作集中选取最佳的飞行动作。由于小型无人机通常具有极高的功率重量比, 因此无人机动力学相对于 5 s 的决策周期是快速的^[37]。

因为 MDP 需要执行一个动作后才进行状态转移, 所以我们将模型中的状态空间以避撞决策频率, 即 5 个时间步长为单位进行离散化, 得到若干个中间状态 S_1, S_2, \dots, S_n 。每次仿真开始, 试验机从初始时刻状态 S_0 开始立即执行一次避撞决策并进入中间状态, 在状态 S_n 的某时刻下触发终止条件则立即从中间状态转移到终末状态 S_T , 因此完整的状态集为 $\{S_0, S_1, S_2, \dots, S_n, S_T\}$ 。对于进入终末状态的终止条件

$$S_T = \begin{cases} \text{试验机飞出模型边界} \\ \text{试验机发生碰撞} \\ \text{试验机抵达目标点} \end{cases} \quad (6)$$

模型中, 试验机的状态由坐标位置 (o_x, o_y) 、速度 (o_v) 、航向角 (o_θ) 4 个变量表示; 入侵机的状态由坐标位置 (i_x, i_y) 、速度 (i_v) 、航向角 (i_θ) 4 个变量表示; 目标点的状态由坐标位置 (g_x, g_y) 2 个变量表示。设某时刻状态为 S_t , 若模型中有 n 架入侵机, 那么状态 S_t 由 $(4 \times n + 6)$ 维状态分量组成, 即

$$(o_x o_y o_v o_\theta i_x^{(1)} i_y^{(1)} i_v^{(1)} i_\theta^{(1)} \dots i_x^{(k)} i_y^{(k)} i_v^{(k)} i_\theta^{(k)} \dots i_x^{(n)} i_y^{(n)} i_v^{(n)} i_\theta^{(n)} g_x g_y)$$

其中: $i_x^{(k)}, i_y^{(k)}$ 为第 k 个入侵机的位置坐标; $i_v^{(k)}$ 为第 k 个入侵机的速度; $i_\theta^{(k)}$ 为第 k 个入侵机的航向角。

2.4 动作集描述

在真实环境中, 无人机能在性能范围内选取任意的加速度和倾斜角进行机动。但是从连续的

动作空间中选取一个最佳的飞行动作,对于MCTS其计算复杂度将成指数上升。为了简化计算,将模型中的动作空间离散为9维,由加速度动作子集和倾斜角动作子集组成有限动作集,动作集为

$$\begin{cases} A_a \in \{-5, 0, 5\} \text{ m/s}^2 \\ A_\varphi \in \{-5, 0, 5\} (\circ)/\text{s} \\ (a_v, a_\varphi) \in A_a \times A_\varphi \end{cases} \quad (7)$$

式中: A_a 为加速度动作子集; A_φ 为倾斜角动作子集; (a_v, a_φ) 为最优加速度和倾斜角的一个组合动作。

试验机每次执行避撞决策会从动作子集 A_a 和 A_φ 中通过 MCTS 选取一个最优加速度和倾斜角的组合作为当前的飞行动作。由于飞行动作有 9 种选择方案,所以 MCTS 所构建的树状结构最多有 9^d 个节点, d 为搜索树的深度。

2.5 奖励函数描述

避撞过程建模为马尔科夫决策过程后的原始奖励函数式为

$$R(S) = \begin{cases} 1 & \text{抵达目标点} \\ 1 - \frac{d(g)}{\max(d(g))} & \text{正常飞行} \\ 0 & \text{发生碰撞} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $R(S)$ 为在状态 S 时试验机在不同飞行条件下获得的奖励值; $d(g)$ 为试验机与目标点之间的欧式距离; $\max(d(g))$ 为当前场景下,试验机与目标点之间所能达到的最大距离。

MCTS 算法需要进行大量的随机过程模拟采样以获得最佳策略,所以将其应用于无人机避撞时,考虑到对算法实时性的要求,不可能进行长时间的运算来得到全局最优解,而只能在有限时间里得到当前状态下的一个局部最优解。因此, MCTS 算法仅能满足短期内的局部冲突避撞。

原始的奖励函数仅计算试验机与目标点之间的欧式距离,而为了获得最大的累计奖励值,MCTS 算法选择的飞行动作是使得连线长度最短,因此,其期望航迹为试验机与目标点之间的连线。当试验机与目标点的连线之间存在静态障碍时,那么采取 MCTS 算法得到的飞行动作可能导致试验机的实际飞行航迹非全局最优,甚至陷入

局部最优的陷阱之中,即无法抵达目标点。

无人机在城市环境中运行难免会因为地形因素或者限制飞行区域形成的静态障碍导致无人机无法直接到达目标点。MCTS 算法能够满足对局部动态障碍避撞的要求,但是在城市空域下,无人机也需要同时对静态障碍进行避撞。对于静态障碍避撞的最优决策不是当无人机靠近静态障碍后再进行机动飞行避撞,而是应该规划一条无碰撞的最短路径并主动对静态障碍进行绕飞。因此,通过跳点搜索算法从全局规划出一条绕开静态障碍的路径并以合适的距离等间距建立路径点。无人机逐点飞行便可主动绕开静态障碍,并在两个路径点之间的飞行过程中,同时以 MCTS 算法选择飞行动作实现对局部动态障碍进行避撞。

考虑到目标点和路径点同时对航迹的影响,改进了原始奖励函数的表达式。改进后的奖励函数加入了路径点和试验机之间的距离因素,并通过比例系数来权衡目标点与路径点对试验机飞行动作的影响,使得无人机能对静态障碍主动进行绕飞并保持对动态障碍的有效避撞。试验机的期望航迹不再是一条简单的直线,而是由若干条线段组成近似曲线的线条。改进后的奖励函数为

$$R(S) = \begin{cases} 1 & \text{抵达目标点} \\ 1 - \frac{d(p)}{\max(d(p))} \times a - \frac{d(g)}{\max(d(g))} \times (1-a) & \text{正常飞行} \\ 0 & \text{发生碰撞} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $d(p)$ 为试验机与最近路径点之间的距离; $\max(d(p))$ 为当前场景下,试验机与路径点之间所能达到的最大距离; a 为奖励函数的比例系数。

2.6 算法描述

为便于和原始的 MCTS 算法进行区分,本文将改进后的算法称作 JPS-MCTS。首先通过程序创建一个名为 Way Point 的列表来存储路径点位置信息,在每次仿真实验中通过跳点搜索规划出一条避开静态障碍的最短路径后,将此路径按照

合适的距离等间隔建立离散的路径点，并将路径点的位置信息加入 Way Point 列表。试验机遍历 Way Point 列表，从中选择一个与其距离最近的路径点，然后通过 MCTS 选择一个当前状态下所能获得最大奖励值的飞行动作并进入下一个状态，算法流程如图 4 所示。

因为 MCTS 选择的动作是使得奖励值最大化，若试验机选择的动作能使得自身与路径点之间的距离缩小，那么试验机就能获得更多的奖励回报，其结果就是试验机飞向路径点。试验机到达路径点后，此路径点将从 Way Point 列表中移除，并重新选择一个与试验机距离最近的一个路径点。按照上述步骤，试验机将以一条优化过的航迹依次逐点飞行，并在飞行过程中同时实现对静态障碍和动态障碍的避撞。

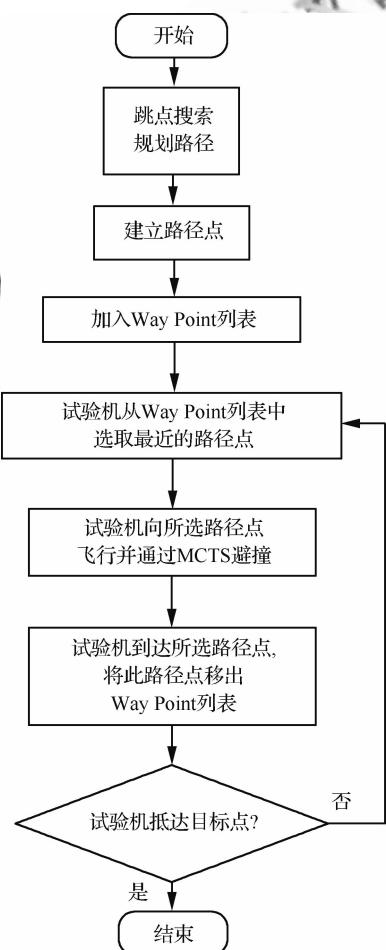


图 4 算法流程示意图

Fig. 4 Flow chart of algorithm

3 仿真与结果分析

图 5 展示的是一次完整的仿真流程示意图，即从每次仿真开始时刻的初始状态 S_0 到仿真结束时刻的终末状态 S_T

3.1 设置实验参数

本次实验采用的蒙特卡洛树搜索深度为 3 层，随机模拟采样次数为 100 次。模型设置入侵机数量为 60 架，每个实验项目重复仿真 500 次，部分仿真画面如图 6 所示，蓝色实心圆点为引导试验机飞行的路径点。仿真的各概率为

$$\begin{cases} P_n = \frac{C_n}{N} \\ P_c = \frac{C_c}{N} \\ P_g = \frac{C_g}{N} \end{cases} \quad (10)$$

式中： N 为总仿真次数； P_n 为 NMAC 概率； P_c 为冲突概率； P_g 为抵达目标点概率； C_n 为 NMAC 的总次数； C_c 为冲突的总次数； C_g 为抵达目标点的总次数。

3.2 选取路径点的间隔距离

首先将奖励函数的比例设置为 1.0，然后分别以 40、60、80、100、120、140、160 像素的距离等间距设置路径点并分别进行仿真实验，结果如表 1 所示。

对于无人机而言，安全性是最关键的要素，因此其性能参数首先应保证 NMAC 概率最小，其次是抵达目标点概率、冲突概率以及平均飞行时间。综合以上因素，这里选取 80 像素作为路径点的间隔距离，按照缩放比例换算成真实距离则是约 2.4 km。

3.3 选取奖励函数的比例系数

首先将路径点的间隔距离设置为 80 像素，然后设置奖励函数的比例系数分别以 1.0、0.9、0.8、0.7、0.6、0.5、0.4 进行仿真实验，结果如表 2 所示。

按照相同的原则，这里选取 $a = 0.8$ 作为奖励函数的比例系数。从表 2 仿真实验数据中可以观察到，不同的比例系数和不同间隔距离的路径

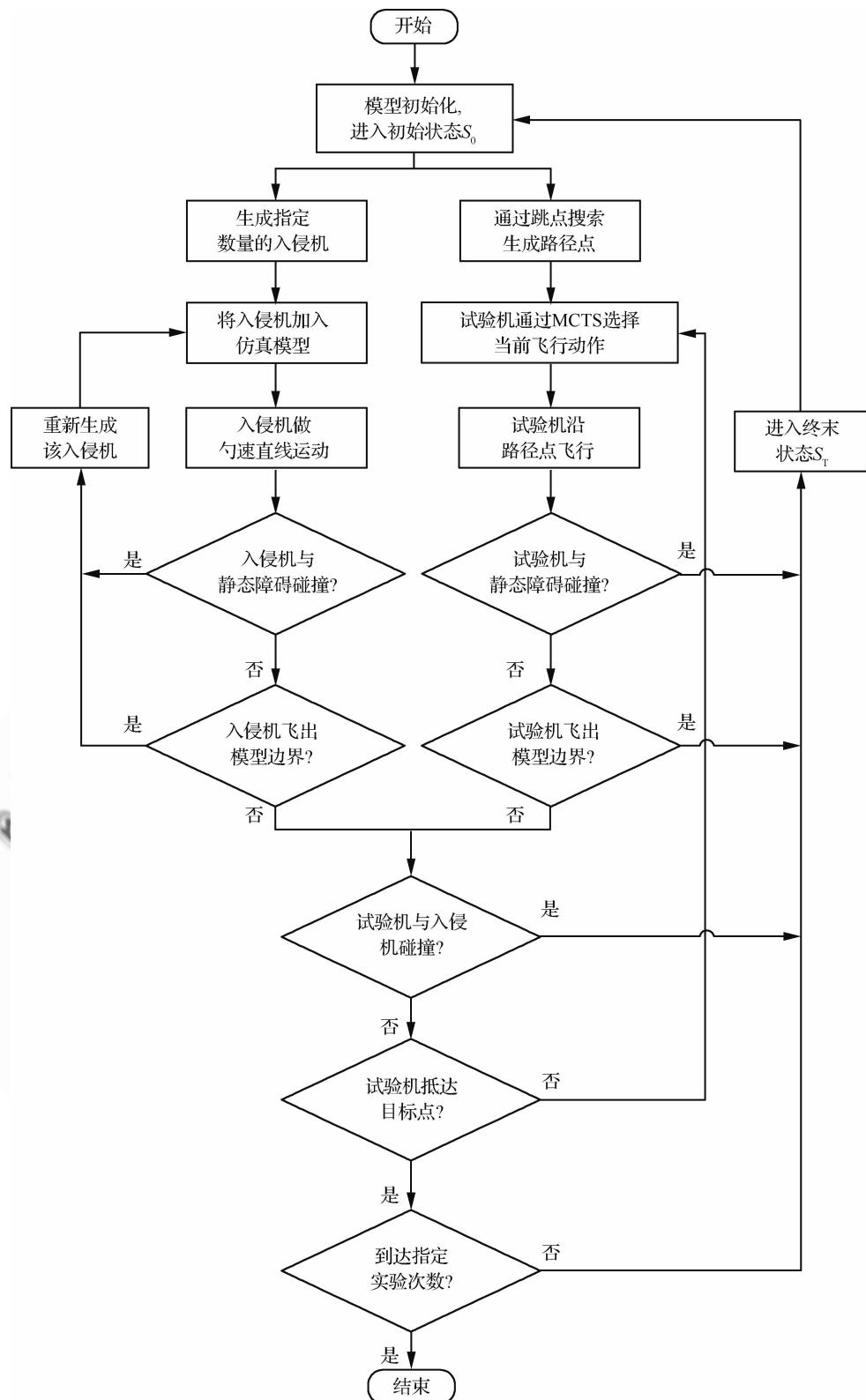


图 5 仿真流程示意图

Fig. 5 Flow chart of simulation

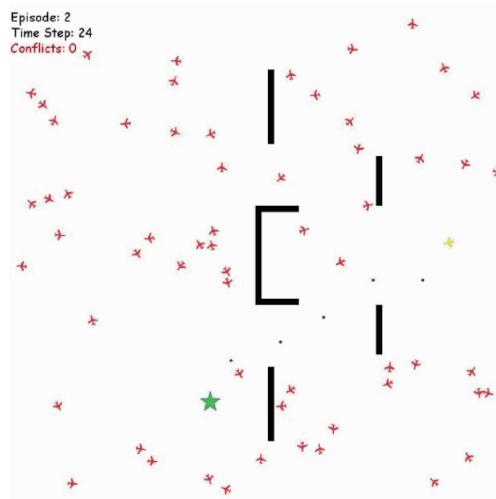


图 6 仿真画面

Fig. 6 Simulation animation

表 1 不同间隔路径点条件下的仿真结果

Table 1 Simulation results of different separation distance way points

路径点间隔/像素	NMAC 概率	冲突概率	抵达目标点概率	平均飞行时间/s
40	0.014	0.166	0.976	469
60	0.006	0.178	0.986	452
80	0.004	0.172	0.986	453
100	0.008	0.16	0.974	437
120	0.01	0.176	0.970	445
140	0.01	0.21	0.976	417
160	0.04	0.204	0.958	434

表 2 不同比例系数条件下的仿真结果

Table 2 Simulation results of different factors

比例系数	NMAC 概率	冲突概率	抵达目标点概率	平均飞行时间/s
1.0	0.008	0.224	0.950	476
0.9	0.008	0.192	0.950	470
0.8	0.004	0.216	0.950	448
0.7	0.008	0.266	0.940	455
0.6	0.014	0.202	0.938	462
0.5	0.008	0.174	0.850	489
0.4	0.016	0.214	0.722	501

点对飞行时间影响不大,而对于 NMAC 概率和冲突概率的影响较大。对于不同的比例系数来说,其平均飞行时间随比例系数减小而增加,这是

因为比例系数越小,路径点对试验机的影响就越小,而目标点的位置对试验机干扰越大,这从侧面可以反映出原始的蒙特卡洛树搜索算法规划出的无碰撞航迹并不是最优的。

3.4 对比实验

分别在仿真场景 1、仿真场景 2、仿真场景 3 中对原始的 MCTS 算法以及 JPS-MCTS 算法(间隔距离设置为 80 像素,比例系数 $\alpha = 0.8$)进行仿真实验,仿真结果分别如表 3~表 5 所示。

表 3 仿真场景 1 结果对比

Table 3 Comparison of simulation results in Scenario 1

算法	NMAC 概率	冲突概率	抵达目标点概率	平均飞行时间/s	平均路径长度/km
MCTS	0.014	0.328	0.702	846	53
JPS-MCTS	0.004	0.210	0.984	442	30

表 4 仿真场景 2 结果对比

Table 4 Comparison of simulation results in Scenario 2

算法	NMAC 概率	冲突概率	抵达目标点概率	平均飞行时间/s	平均路径长度/km
MCTS	0.072	0.148	0.926	441	30
JPS-MCTS	0.018	0.140	0.976	371	25

表 5 仿真场景 3 结果对比

Table 5 Comparison of simulation results in Scenario 3

算法	NMAC 概率	冲突概率	抵达目标点概率	平均飞行时间/s	平均路径长度/km
MCTS	0.018	0.156	0.978	392	26
JPS-MCTS	0.016	0.148	0.984	367	25

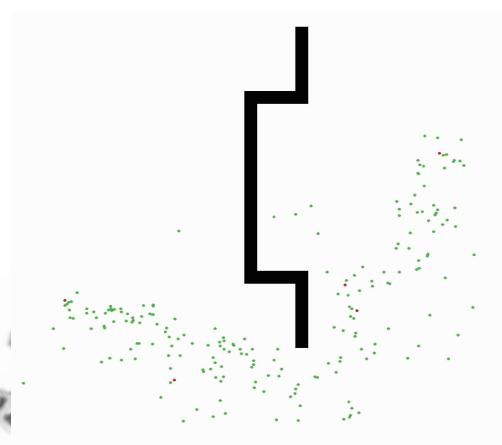
从表 3 中可以看出,对于“凹形限飞区空域”,JPS-MCTS 算法相对于 MCTS 算法,NMAC 概率降低了 75%、冲突概率降低了 36%、抵达目标点概率提升了 40%、平均飞行时间缩短了 47.8%、平均路径长度缩短了 43.4%。

从表 4 中可以看出,对于“含有凹形区域的多个限飞区空域”,JPS-MCTS 算法相对于 MCTS 算法,NMAC 概率降低了 75%、冲突概率降低了 5.4%、抵达目标点概率提升了 5.4%、平均飞行时间缩短了 15.9%、平均路径长度缩短了 16.7%。

从表 5 中可以看出,对于“不含凹形区域的多个限飞区空域”,JPS-MCTS 算法相对于 MCTS 算法,NMAC 概率降低了 11%、冲突概率降低了 5%、抵达目标点概率提升了 0.6%、平均飞行时间缩短了 6.4%、平均路径长度缩短了 3.8%。

从上述结果中可以看出,JPS-MCTS 算法在场景 1 中的优势最大;JPS-MCTS 算法在场景 2 中相对于场景 3 优势较为明显。场景 1 中的静态障碍是 3 个场景中对无人机阻碍范围最大的,并且场景 1 和场景 2 中都包含有凹形区域,因此可以推论出:JPS-MCTS 算法在无人机需要对静态障碍进行大范围绕飞的场景中性能优势最为明显,对于含有凹形区域的场景其算法的稳定性也较好。原始的 MCTS 算法对于较大范围并含有凹形静态障碍的场景,其算法性能会出现明显下降。

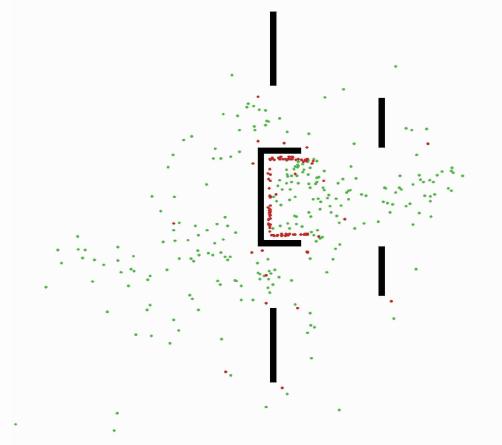
同时,选取具有代表性的 2 个仿真场景:仿真场景 1 和仿真场景 2,分别在仿真实验中将 2 种算法的冲突点位置进行记录,并绘制在地图上,结果如图 7 和图 8 所示。两图中的绿色圆点为发生冲突时试验机的位置,红色圆点为发生 NMAC 时冲突点的位置。从冲突和碰撞的散点分布可以看出,实验结果与预期一致。原始的 MCTS 求解避撞决策动作的算法容易陷入凹形区域且无法较好地实现对静态障碍物避撞。经过改进后的算法结合了全局路径规划和随机搜索避撞算法的优点,能够同时实现对静态障碍和动态障碍有效避撞,并避免无人机陷入凹形区域导致无法抵达目标点。改进后的算法由于其奖励函数通过权衡路径点和目标点的影响,使得无人机飞行路线更趋



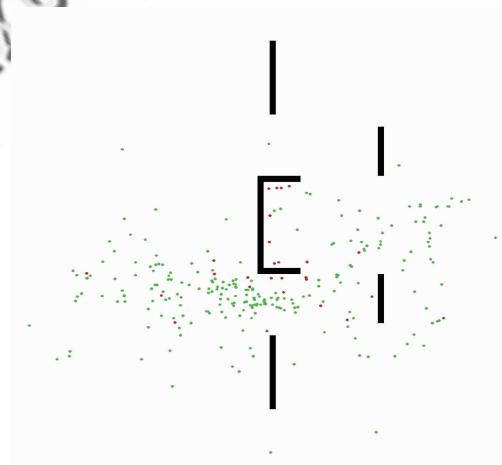
(b) JPS-MCTS 算法中的冲突点

图 7 场景 1 中冲突点对比结果

Fig. 7 Comparison of conflict positions in Scenario 1



(a) MCTS 算法中的冲突点



(b) JPS-MCTS 算法中的冲突点

图 8 场景 2 中冲突点对比结果

Fig. 8 Comparison of conflict positions in Scenario 2

(a) MCTS 算法中的冲突点

近于有人驾驶航空器的飞行路线,能够有效绕开静态障碍并且提高无人机到达目标点的效率,同时保留了随机搜索算法在避撞决策过程中实时性的优点。

4 结 论

本文针对城市空域环境下的无人机避撞问题展开了研究,提出了一种基于跳点搜索引导的避撞决策算法。该算法本质是将城市空间避撞问题进行解耦,针对先验的地形环境,应用跳点搜索预先建立最优离散路径点,结合这些离散路径点引导无人机在飞行过程中采用改进的具有较强实时性的蒙特卡洛树搜索算法解决试验机与动态障碍和静态障碍之间的避撞决策问题。相比于仅使用蒙特卡洛树搜索算法,改进后的算法在复杂空域环境中体现了全局规划的优势,能够对动态障碍避撞的同时对静态障碍实现主动绕飞并获得更优的飞行路线。在特定场景下,改进算法能够降低冲突碰撞发生的概率并且缩短飞行路程和飞行时间。

本实验场景着重讨论了复杂凹形静态障碍和密集交通流动态障碍共同影响下无人机避撞决策算法的性能表现。下一步将考虑在真实城市空域环境下进行建模仿真,用以测试该算法的通用性和实时性,并进一步对其鲁棒性进行探究。

参 考 文 献

- [1] THIPPHAVONG D P, APAZA R, BARMORE B, et al. Urban air mobility airspace integration concepts and considerations[C]// 2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference, 2018: 3676.
- [2] Uber Elevate. Fast-forwarding to a future of on-demand urban air transportation[EB/OL]. (2016-10-27)[2019-12-05]. <https://d1nyezhly8wfo.cloudfront.net/static/PDFs/Elevate%2BWhitepaper.pdf>.
- [3] BALAKRISHNAN K, POLASTRE J, MOOBERRY J, et al. Blueprint for the sky[EB/OL]. [2019-12-05]. https://storage.googleapis.com/blueprint/Airbus_UTM_Blueprint.pdf.
- [4] VASCIK P D, HANSMAN R J, DUNN N S. Analysis of urban air mobility operational constraints[J]. Journal of Air Transportation, 2018, 26(4): 133-146.
- [5] YU X, ZHANG Y. Sense and avoid technologies with applications to unmanned aircraft systems: Review and prospects[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2015, 74: 152-166.
- [6] HUNTER G, WEI P. Service-oriented separation assurance for small UAS traffic management[C]// 2019 Integrated Communications, Navigation and Surveillance Conference (ICNS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-11.
- [7] KUCHAR J K, YANG L C. A review of conflict detection and resolution modeling methods[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2000, 1(4): 179-189.
- [8] 刘慧颖, 白有儒, 杨广珺. 无人机自主防撞关键技术与应用分析[J]. 航空工程进展, 2014, 5(2): 141-147.
- [9] LIU H Y, BAI C R, YANG G J. Application and analysis discussion of autonomous collision avoidance techniques for unmanned aerial vehicle[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2014, 5(2): 141-147 (in Chinese).
- [10] 朱代武. 低空空域飞行冲突避让算法[J]. 交通运输工程学报, 2005(3): 73-76.
- [11] ZHU D W. Calculational methods of avoiding flight conflict in low altitude airspace[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2005 (3): 73-76 (in Chinese).
- [12] PARK J W, OH H D, TAHK M J. UAV collision avoidance based on geometric approach[C]// 2008 SICE Annual Conference. Piscataway: IEEE Press, 2008: 2122-2126.
- [13] TANG J, ALAM S, LOKAN C, et al. A multi-objective approach for dynamic airspace sectorization using agent based and geometric models[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2012, 21(1): 89-121.
- [14] 彭良福, 林云松. 空中自动防撞系统最优逃避机动的确定[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1575-1579.
- [15] PENG L F, LIN Y S. Determination of optimal escape maneuver for automatic air collision avoidance system[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27 (11): 1575-1579 (in Chinese).
- [16] LIU J Y, GUO Z Q, LIU S Y. The simulation of the UAV collision avoidance based on the artificial potential field method[C]// Advanced Materials Research, 2012, 591-593: 1400-1404.
- [17] SUN J, TANG J, LAO S. Collision avoidance for cooperative UAVs with optimized artificial potential field algorithm[J]. IEEE Access, 2017, 5: 18382-18390.
- [18] YANG Z, LI C, LIU G. Cooperative 4D guidance for multiple UAVs based on tensor field[C]// 2018 13th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1709-1714.
- [19] 梁宵, 王宏伦, 李大伟, 等. 基于流水避石原理的无人机三维航路规划方法[J]. 航空学报, 2013, 34 (7): 1670-1681.
- [20] LIANG X, WANG H L, LI D W, et al. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicles based on

- principles of stream avoiding obstacles[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2013, 34(7): 1670-1681 (in Chinese).
- [17] WANG H, LYU W, YAO P, et al. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicle based on interfered fluid dynamical system[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2015, 28(1): 229-239.
- [18] ALONSO-AYUSO A, ESCUDERO L F, MARTIN-CAMPO F J. Collision avoidance in air traffic management: A mixed-integer linear optimization approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12(1): 47-57.
- [19] YANG H, ZHAO Y. Trajectory planning for autonomous aerospace vehicles amid known obstacles and conflicts[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2004, 27(6): 997-1008.
- [20] CEKMEZ U, OZSGINAN M, SAHINGOZ O K. Multi colony ant optimization for UAV path planning with obstacle avoidance[C] // 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Piscataway: IEEE Press, 2016: 47-52.
- [21] SHAKHATREH H, SAWALMEH A H, AL-FUQAH A, et al. Unmanned aerial vehicles (UAVs): A survey on civil applications and key research challenges[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 48572-48634.
- [22] GUPTA J K, EGOROV M, KOCHENDERFER M. Cooperative multi-agent control using deep reinforcement learning[C] // International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Berlin: Springer, 2017: 66-83.
- [23] CHEN L, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 40(4): 834-848.
- [24] YANG X, DENG L, WEI P. Multi-agent autonomous on-demand free flight operations in urban air mobility[C] // AIAA Aviation 2019 Forum. Reston: AIAA, 2019: 3520.
- [25] BAI H, HSU D, KOCHENDERFER M J, et al. Unmanned aircraft collision avoidance using continuous-state POMDPs[J]. *Robotics: Science and Systems VII*, 2012, 1: 1-8.
- [26] MUELLER E R, KOCHENDERFER M. Multi-rotor aircraft collision avoidance using partially observable Markov decision processes[C] // AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference. Reston: AIAA, 2016: 3673.
- [27] YANG X, WEI P. Autonomous on-demand free flight operations in urban air mobility using Monte Carlo tree search[C] // International Conference on Research in Air Transportation (ICRAT), 2018.
- [28] BELLMAN R. A Markovian decision process[J]. *Journal of Mathematics and Mechanics*, 1957, 6: 679-684.
- [29] KOCSIS L, SZEPESVÁRI C, WILLEMSOHN J. Improved Monte-Carlo search [D]. Tartu: University of Tartu, 2006.
- [30] KOCSIS L, SZEPESVÁRI C. Bandit based monte-carlo planning[C] // European Conference on Machine Learning. Berlin: Springer, 2006: 282-293.
- [31] AUER P, CESA-BIANCHI N, FISCHER P. Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem[J]. *Machine Learning*, 2002, 47(2-3): 235-256.
- [32] BROWNE C B, POWLEY E, WHITEHOUSE D, et al. A survey of Monte Carlo tree search methods[J]. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 2012, 4(1): 1-43.
- [33] HARABOR D D, GRASTIEN A. Online graph pruning for pathfinding on grid maps[C] // Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI, 2011.
- [34] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths [J]. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [35] BOSSON C, LAUDERDALE T A. Simulation evaluations of an autonomous urban air mobility network management and separation service[C] // 2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference, 2018: 3365.
- [36] DUBINS L E. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents[J]. *American Journal of Mathematics*, 1957, 79(3): 497-516.
- [37] ONG H Y, KOCHENDERFER M J. Markov decision process-based distributed conflict resolution for drone air traffic management[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2017, 40(1): 69-80.

(责任编辑: 李丹)

Collision avoidance decision method for UAVs in random search combined with jump point guidance

LI Anti¹, LI Chenglong^{1,*}, WU Dingjie¹, WEI Peng²

1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China

2. Department of Mechanical and Aerospace Engineering, George Washington University, Washington, D. C. 20052, USA

Abstract: Aiming at the collision avoidance decision of UAVs in urban airspace environment and dense air traffic flow, Markov Decision Process (MDP) and Monte Carlo Tree Search (MCTS) algorithms are proposed to model and solve this problem. To ensure real-time performance, the MCTS algorithm is limited in search depth, thus easy to fall into the local optimal solution, resulting in the inability to achieve collision avoidance and track optimization in the scene with static obstacles. Therefore, a discrete path point combining the advantages of Jump Point Search algorithm in global planning is established to guide UAVs, and the reward function is improved to balance the flight path, avoiding local dynamic collisions and static obstacles simultaneously. The simulation results show that the improved algorithm can achieve better performance in different experimental scenarios, particularly in the simulation model of concave restricted flight area, where, compared with the original MCTS algorithm, the collision probability of the improved algorithm and the flight time are reduced by 36% and 47.8%, respectively.

Keywords: urban air mobility; unmanned aerial vehicle; collision avoidance decision; path planning; Monte Carlo Tree Search (MCTS)

Received: 2019-12-12; **Revised:** 2020-01-14; **Accepted:** 2020-01-16; **Published online:** 2020-02-07 11:44

URL: <http://hkxb.buaa.edu.cn/CN/html/20200829.html>

Foundation items: National Natural Science Foundation of China Civil Aviation Joint Fund (U1733105); Safety Capacity Building Program of Civil Aviation Administration of China (0241928); Open Research Project of the State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, China (ICT1900342); Sichuan Province College Students' Innovative Entrepreneurial Training Plan Program (S201910624216)

* **Corresponding author.** E-mail: lcl@cafuc.edu.cn