

面向目标定位精度的主从式无人机编队航迹规划方法

黄湘松, 于日龙, 潘大鹏

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 在定位侦察任务中无人机编队协同的工作模式由于具有良好的定位效果和较强的鲁棒性, 更加符合未来电子侦察的需求. 本文在考虑定位精度的前提下, 提出了一种基于主从式编队控制方案的无人机编队航迹规划方法. 针对主机航迹规划, 以稀疏A*算法为基础, 将自适应步长与粒子群算法节点选取相结合提出混合A*算法, 并针对障碍物群环境提出避障策略. 针对从机航迹规划, 提出一种改进的多目标量子粒子群(Improved Multi-objective Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, IMQPSO)算法, 将粒子混合更新策略、非劣解的优势选取策略和无人机Y型布站方案引入算法. 经验证, 改进后的算法综合适应度值相较于传统的多目标粒子群(Multi-objective Particle Swarm Optimization, MPSO)算法和多目标量子粒子群(Multi-objective Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, MQPSO)算法在算法运行时间基本持平的情况下分别减小了4.7%和1.4%.

关键词: 航迹规划; 混合A*算法; 群智能算法; 无人机编队; 定位

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(No.3072022CF0802)

中图分类号: TP18; V279

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)09-2289-12

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20211609

Route Planning Method of Master-Slave UAV Formation for Target Positioning Accuracy

HUANG Xiang-song, YU Ri-long, PAN Da-peng

(School of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: In the positioning reconnaissance mission, the cooperative working mode of UAV formation is more in line with the needs of future electronic reconnaissance because of its good positioning effect and strong robustness. Considering the positioning accuracy, a UAV formation route planning method based on master-slave formation control scheme is proposed in this paper. For host route planning, combining adaptive step size with particle swarm optimization node selection, a hybrid A* algorithm is proposed based on sparse A* algorithm, and an obstacle avoidance strategy is proposed for obstacle swarm environment. For slave route planning, an improved multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization (IMQPSO) algorithm is proposed, which introduces the particle hybrid update strategy, the advantage selection strategy of non inferior solution and the UAV Y-type station layout scheme into the algorithm. Compared with the traditional multi-objective particle swarm optimization (MPSO) algorithm and multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization (MQPSO) algorithm, the comprehensive fitness value of the improved algorithm is reduced by 4.7% and 1.4% respectively when the running time of the algorithm is basically the same.

Key words: route planning; hybrid A* algorithm; swarm intelligence algorithm; unmanned aerial vehicle formation; location

Foundation Item(s): Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.3072022CF0802)

1 引言

现阶段无人机技术日趋成熟, 具有造价低廉、操作

简单等特点, 无人机的大量应用可以代替飞行员在危险的环境下完成诸如情报、监视、侦查、救援等任

务^[1-3],极大的减小了任务成本.但是由于单无人机自身飞行载荷有限,无法搭载大量传感器,并且在战场环境下单个无人机极易受到打击无法正常完成任务,无人机编队协同的工作模式得到了各国研究者的重视.这种工作模式可以很好地提高工作效率,同时也一定程度上减小了单个个体故障导致的任务失败的风险.

航迹规划算法作为无人机编队的关键技术,近年来也得到了广泛的关注^[4,5].目前针对编队的航迹规划研究主要集中在编队控制方法、编队航迹规划算法等方面.在众多编队控制方案中,基于距离控制的领航者-跟随者的编队控制方案具有易于实现、结构简单、可以根据环境随时调整编队状态等优势,更适应于现实环境下的编队协同规划^[6,7].

针对无人机编队航迹规划算法的研究,目前主要集中在深度学习方法、群智能方法^[8,9],其中群智能方法由于其具有良好的鲁棒性,能较好地解决编队航迹规划问题,被广泛用于编队航迹规划问题的求解^[10,11].常用的群智能方法主要包括人工蜂群算法^[12]、蚁群算法^[13]、萤火虫算法^[14]、粒子群算法^[15]等.在这些算法中,粒子群算法由于原理简单、能够获取全部粒子的全局最优解等特点,被广泛用于无人机航迹规划和其他优化任务中.例如, Lee 等人将粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法应用于求解机器人最优调度问题^[16], Liu 等人提出一种改进的粒子群优化算法,结合决策算子进行三维空间下的无人机航迹规划,并对比了算法的优越性^[17], Tian 等人引入混沌粒子生成和高斯映射等用于粒子群优化^[18].除此之外,近年针对 A*、RRT 等图论类算法的研究也有所进展,通过限制算法的节点扩展的改进方式使其在一些应用中也拥有着不俗的表现^[19,20],但是当前针对航迹规划的研究大多停留在生成合理航迹的层面,并未加入实际任务需求,也很少考虑环境中存在障碍物群的情况.

随着研究的深入,以定位为目的的无人机协同工作策略也开始被提及.多无人机编队采用时差定位的方式进行定位时,由于各个无人机的空间排布对于定位精度有决定性的影响,所以需要无人机编队飞行过程的无人机空间位置排布进行优化来改善定位效果^[21].例如,陈涛等人使用蝗虫算法进行多无人机最优编队航迹规划并考虑了定位精度作为航迹规划的评判指标之一,但是这种方法进行的航迹规划需要耗费大量的时间,并且定位效果也不够好^[22].

本文提出一种考虑定位精度的主从式无人机编队航迹规划方法,主要工作包括以下三点:(1)针对主机的航迹规划提出混合 A*算法,将改进的自适应步长策略和粒子群算法节点选取策略引入稀疏 A*算法,优化

了稀疏 A*算法产生大量冗余节点以及节点选择过于依赖扇形区域划分的问题,减小了稀疏 A*算法的算法复杂度,并增加了障碍物群避障策略;(2)针对从机规划提出一种改进的多目标量子粒子群(Improved Multi-objective Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, IMQPSO)算法,将粒子混合更新策略、非劣解的优势选取策略引入算法提高了算法精度,同时引入了 Y 型布站策略,提高了时差定位效率;(3)针对混合 A*算法、IMQPSO 算法的效果进行仿真验证,证明算法的优势.

2 问题描述

2.1 场景描述

无人机编队以时差定位的方式进行目标定位过程中,需要在飞行过程中随时改变无人机编队的队形来达到最佳的定位效果,并且在编队飞行过程中也需要满足安全性、经济性等条件的限制.本文建立以下前提条件来分析无人机编队航迹规划问题:

(1)具有已知的环境数据集,并且主机在非必要情况下不改变自身高度.

(2)环境中威胁源影响范围包括禁止通过的危险区和允许通过但存在危险性的威胁区,通过危险区将认为无人机坠毁,通过威胁区将按照相应的威胁函数增加无人机安全性代价.

(3)领航者作为主机进行单机航迹规划并考虑下一步编队规划为跟随者无人机预留规划空间,跟随者作为从机依据领航者无人机的航迹确定自身航迹,并需要满足编队约束条件.

(4)主机规划中只允许主机通过安全区域,并需要为从机规划预留安全性足够的空间.

(5)从机航迹依据与主机位置的相对距离信息获得.

(6)从机可到达算法规划的航迹点.

(7)无人机编队每间隔一段时间针对目标进行一次定位运算,并记录相应定位误差.

2.2 无人机编队物理约束

为了使无人机编队能获得可行航迹,编队规划时需要满足如下条件约束:

(1)最大通信距离约束:

$$\sqrt{(x_{t,n_1} - x_{t,n_2})^2 + (y_{t,n_1} - y_{t,n_2})^2 + (z_{t,n_1} - z_{t,n_2})^2} \leq d_{\max} \quad (1)$$

$(x_{t,n_1}, y_{t,n_1}, z_{t,n_1}), (x_{t,n_2}, y_{t,n_2}, z_{t,n_2})$ 表示 t 时刻任意两架无人机的位置, $n_1 \neq n_2$, d_{\max} 为无人机最大通信距离.

(2)最小防碰撞距离约束:

$$\sqrt{(x_{t,n_1} - x_{t,n_2})^2 + (y_{t,n_1} - y_{t,n_2})^2 + (z_{t,n_1} - z_{t,n_2})^2} > d_{\min} \quad (2)$$

d_{\min} 为无人机最小防碰撞距离.

(3)无人机运动学限制:

$$\begin{cases} v_{t,n} \leq v_{\max} \\ \left| \frac{\phi_{t+dt,n} - \phi_{t,n}}{dt} \right| \leq \phi_{\max} \\ \left| \frac{\theta_{t+dt,n} - \theta_{t,n}}{dt} \right| \leq \theta_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

$v_{t,n}$ 、 $\phi_{t,n}$ 、 $\theta_{t,n}$ 为无人机 n 在 t 时刻对应的速度、俯仰角、方向角, v_{\max} 、 ϕ_{\max} 、 θ_{\max} 分别为无人机最大速度、最大俯仰角、最大方位角。

2.3 无人机编队任务效果建模

(1) 路程长度:

$$\begin{aligned} f_{\text{dis}} &= \sum_{n=1}^N \left(\int_{t_1}^{t_2} v_{t,n} dt \right) + \sum_{n=1}^N \left(\|S - X_{t_2,n}\| - \|S - X_{t_1,n}\| \right) \\ &\approx \sum_{n=1}^N \left(\sum_{k=1}^K v_{t,n} \Delta t \right) + \sum_{n=1}^N \left(\|S - X_{t_2,n}\| - \|S - X_{t_1,n}\| \right) \end{aligned} \quad (4)$$

f_{dis} 为路程代价, $v_{t,n}$ 为 t 时刻第 n 架无人机的飞行速度, N 为无人机架数, S 为航迹终点位置, $X_{t_1,n}$ 、 $X_{t_2,n}$ 为对应 t 时刻无人机的位置, $K = (t_2 - t_1) / \Delta t$ 。

(2) 定位精度:

编队采用时差定位的方式进行目标定位, 假设辐射源真实位置为 S , 规划 t 时刻编队的空间位置, 使该无人机编队在该空间位置上对辐射源的定位效果最好。本文假设从机可准确到达算法规划的航迹点 (即观测点), 故本文在此不考虑站址误差。设各架无人机的测量时间误差为独立的具有相同方差 σ_t 的零均值高斯白噪声, 对应的时差测量协方差矩阵 Q 为

$$Q = c^2 \sigma_t^2 \begin{bmatrix} 2 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 2 \end{bmatrix}_{(N-1) \times (N-1)} \quad (5)$$

式中 c 为信号传播速度, $c = 3 \times 10^8$ m/s。

定位的协方差矩阵表示为

$$C = (G^T Q^{-1} G)^{-1} \quad (6)$$

其中 G 表示为

$$G = \begin{bmatrix} \frac{S - X_{t,2}}{\|S - X_{t,2}\|} - \frac{S - X_{t,1}}{\|S - X_{t,1}\|} \\ \frac{S - X_{t,3}}{\|S - X_{t,3}\|} - \frac{S - X_{t,1}}{\|S - X_{t,1}\|} \\ \vdots \\ \frac{S - X_{t,N}}{\|S - X_{t,N}\|} - \frac{S - X_{t,1}}{\|S - X_{t,1}\|} \end{bmatrix}_{(N-1) \times 1} \quad (7)$$

式中 $\|\cdot\|$ 符号表示对符号内向量取模。

定位误差的函数可表示为:

$$f_{\text{CRLB}} = \text{trace}(C)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

3 主从式无人机编队航迹规划方法

3.1 编队航迹规划方法描述

本文考虑四架无人机为一个无人机编队, 使用领航者-跟随者编队控制方案^[23,24]。在编队飞行过程中选择一架无人机作为主机, 实现领航者功能, 另外三架受控制的无人机称为从机, 实现跟随者功能。无人机编队的航迹规划采取主机和从机分离航迹规划的策略, 这样可以简化无人机编队规划复杂度, 便于无人机编队及时对环境变化做出反应。其中主机的航迹规划由混合 A* 算法完成, 从机部分采用 IMQPSO 算法进行航迹规划。无人机编队采用时差定位, 编队飞行过程中每隔一段时间执行一次定位运算, 以达到对目标进行侦察的目的; 通过对无人机编队航迹的规划实现包括定位精度在内的综合代价最优。本文所描述的主从式无人机编队航迹规划方法的结构图如图 1 所示。

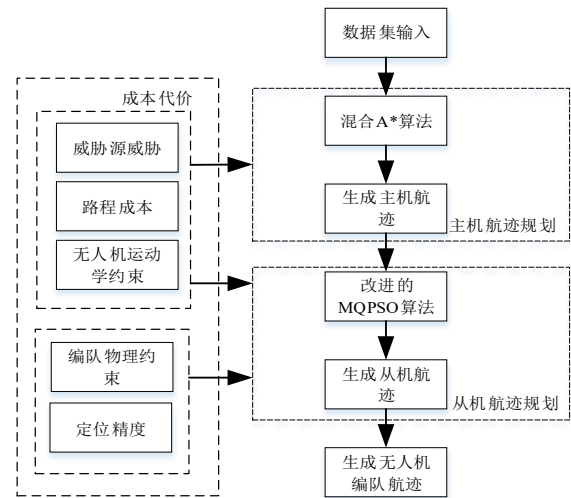


图1 编队航迹规划结构图

3.2 主机规划

A* 算法作为一种传统的图论类方法, 在航迹规划方面有着良好的表现, 但传统的 A* 算法由于采取固定步长、固定方向寻优策略, 在算法过程中容易出现大量的冗余节点, 并且在大地图环境下, 传统的 A* 算法容易陷入维度爆炸。在考虑无人机转角的限制条件下, 目前更多的采用稀疏 A* 算法进行无人机航迹规划, 但是这种方案仅在一定程度上改善了传统 A* 算法的节点扩展策略, 在应用中仍然具有传统 A* 算法的诸多缺点, 在运算过程中会产生大量冗余节点, 并且稀疏 A* 算法的节点扩展质量依赖于无人机前进方向可到达位置扇区的划分精度, 这就导致了稀疏 A* 算法很难获得前进方向上空间位置的最优节点, 因此本文基于稀疏 A* 算法提出混合 A* 算法。算法流程图如图 2 所示。

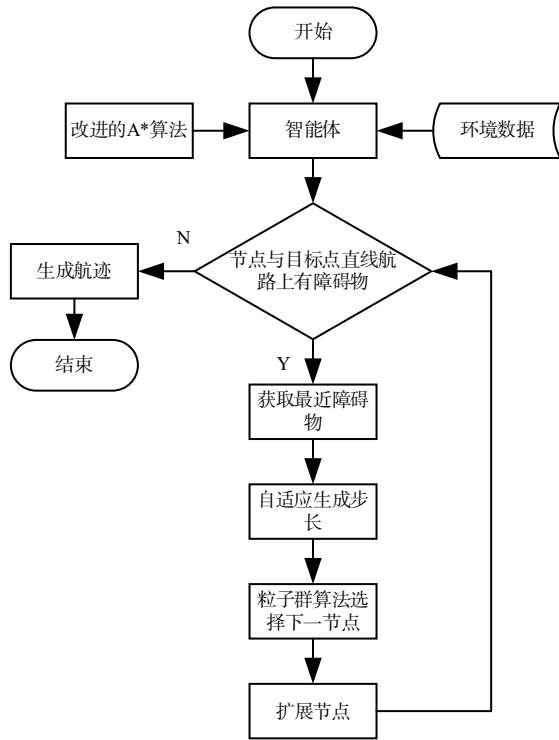


图2 混合A*算法流程

3.2.1 稀疏A*算法

稀疏A*算法作为一种目前被广泛用于无人机航迹规划,其本质是在A*算法的基础上通过无人机转角约束条件排除无效节点,有效的降低搜索空间,减少计算量.稀疏A*算法的成本计算公式为:

$$f(n) = (1 - \omega) \cdot g(n) + \omega \cdot h(n) \quad (9)$$

其中, $g(n)$ 为当前节点到起始点的路程成本, $h(n)$ 为当前节点到终点的路程成本, ω 为权重因子.

二维环境下,在给定步长 l 和最大转弯角 θ_{\max} 的约束条件下,稀疏A*算法的扩展区域为扇形区域,扩展角度为 $2\theta_{\max}$,扩展半径为 l ,若扩展区域均匀分为 N 份,则扩展节点为 $N+1$ 个.节点扩展过程如图3所示.

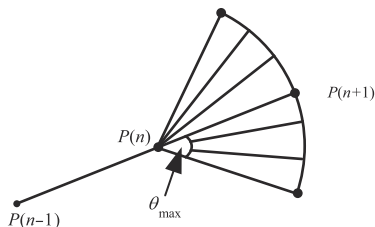


图3 稀疏A*算法节点扩展图

3.2.2 粒子群节点选择

在步长确定的情况下,节点的选择本质上是无人机在节点处的航偏角、俯仰角的角度选择问题,为避免产生冗余节点、增加计算量,本文采用粒子群算法直接

针对无人机航向角 θ_i 和俯仰角 ϕ_i 进行最优解选择,完成节点扩展.

3.2.3 自适应步长策略

传统的稀疏A*算法以固定的步长将当前节点和子节点连接起来,在无障碍的情况下延迟了算法的收敛,并且产生了中间过程的冗余运算.本文提出一种改进的自适应步长策略,使扩展节点处于不同环境时(威胁区域或安全区域),可以自适应的调整步长.针对需要避障的环境时,算法每次仅针对前进方向上最近的障碍物生成步长.针对无法从中间穿过的障碍物群,本文提出在障碍物群外围添加避障指导点的策略辅助算法进行障碍物群避障.

在节点扩展策略中,为了简化空间搜索,缩减计算量,本部分针对主机的航迹规划中默认无人机在不受打击、自身安全的情况下不改变自身高度.这样,在空间搜索过程中,可以在二维地图上对与目标点相同高度的节点进行扩展和简化.从而简化子序列收敛条件的判断.

在二维地图中,算法首先检测从当前起点是否可以直接到达终点:

$$\det_i = \begin{cases} 0, & \text{if the } i\text{th node can reach} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

若 $\det_i = 1$,则检测无人机最大转向角范围内最近的障碍物数据,并计算当前节点到该障碍物的切线;如图4所示,考虑到无人机转角限制(本文考虑无人机转角限制为 $\pm 60^\circ$),为尽量减少下一步节点选择受此次障碍物的影响,设置本次步长为:

$$D_i = \begin{cases} d_{is} + \frac{R_c}{\sqrt{3}}, & \text{if } \gamma_i = 1 \\ d_{is}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$\gamma_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |\nu - \theta| > \zeta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

其中, θ 为无人机前进的方位角, ν 为无人机当前位置与障碍物中心连线的方位角, ζ 为当前节点与障碍物的连线和当前节点到障碍物的切线的夹角,如图5所示, $\gamma_i = 1$ 表示当前障碍物不影响无人机前进, d_{is} 为当前节点到与障碍物切点的距离, R_c 为障碍物半径, D_i 即第 i 个节点扩展的步长.在这样的步长设置下,可以保证下一步在转角范围内的节点扩展不受当前障碍物的影响.

同时,为了减小本次节点扩展对下次节点扩展的影响,防止下次节点无法在无人机转角范围内成功扩展,本文提出扩展检测策略:即在计算本次节点扩展代价的同时检测下一步最小步长条件下的无人机安全性.

$$\text{net} = \begin{cases} 1, & \text{dangerous} \\ 0, & \text{security} \end{cases} \quad (13)$$

当 $net=1$ 时,节点扩展后无人机无法在转角范围内安全避障,算法重新计算本次节点扩展,节点重计算时在扩展节点代价基础上添加一个角度代价因子 $c(n)$,用以避免下一步节点扩展时无法安全避开障碍物导致算法失败.

$$c(n) = \begin{cases} (1 - \frac{|g-v|}{\varsigma}) \cdot g(n), & \text{if } |g-v| < \varsigma \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

添加 $g(n)$ 作为系数的目的是将角度代价因子的大小提升至与 $g(n)$ 、 $h(n)$ 同量级.

改进后的混合 A* 算法的节点代价函数为:

$$f^*(n) = \begin{cases} (1-\omega) \cdot g(n) + \omega \cdot h(n), & \text{if } net=0 \\ (1-\omega) \cdot (g(n)+c(n)) + \omega \cdot h(n), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

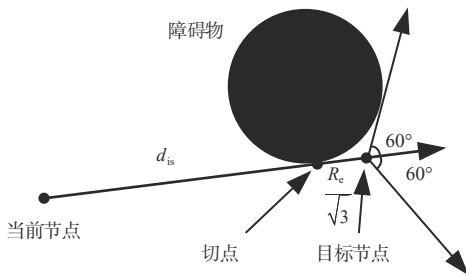


图4 节点扩展示意图

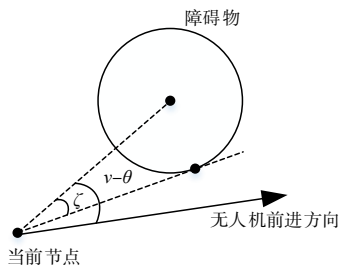


图5 方向夹角示意图

3.2.4 障碍物群避障策略

在含有障碍物群的地图测试中,使用稀疏 A* 算法进行航迹规划时经常会出现由于转弯角限制导致无人机无法及时避障而产生算法错误的情况. 因此,本文针对障碍物群的情况,提出基于混合 A* 算法的障碍物群避障策略.

本文将障碍物之间相互距离小于无人机能安全通过的最小距离的障碍物均视为一个障碍物群. 针对障碍物群,本文提出在障碍物群阻挡无人机前进方向的两侧添加避障指导点,帮助无人机脱离障碍物群阻挡. 在采用传统策略无法通过时,采用障碍物群避障策略.

如图 6 所示,避障指导点选择无人机前进方向的垂线方向,取前进方向两侧最远处的障碍物在垂线方向

的安全点作为候选指导点,综合考虑候选指导点与终点的路程代价和候选指导点周围的障碍物复杂度,选取综合代价最小的点作为本障碍物群的避障指导点. 障碍物群避障算法运行时将避障指导点作为路程终点进行节点扩展,到达避障指导点后,障碍物群避障算法结束,恢复目标点作为航迹规划终点,使用混合 A* 算法的继续进行航迹规划.

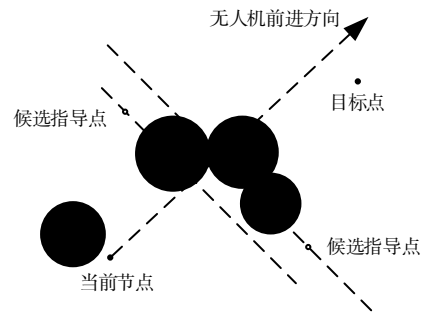


图6 编队避障示意图

3.3 从机规划

从机的航迹依据与主机的空间位置关系得出. 由于定位需要,编队需要在定位时刻前调整从机到最佳观测位置以达到最佳定位效果,但无人机编队队形也同时受环境障碍物、编队间距等条件约束,因此本文通过 IMQPSO 算法综合考虑无人机编队环境威胁、编队间距限制、时差定位精度、编队路程成本等代价,为从机规划航路上的多个最优定位观测位置. 同时为了简化编队模型,本文引入球坐标,如图 7 所示,主机作为球心,将从机的空间位置求解转换为球坐标中半径 R ,方位 θ ,俯仰角 ϕ 的求解.

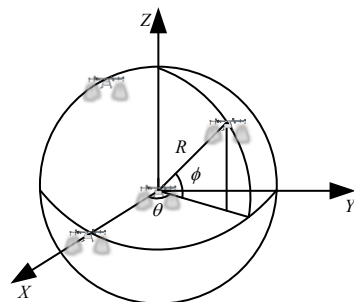


图7 球坐标

3.3.1 编队定位策略以及编队代价函数选取

本文采用四站时差定位的方式进行目标定位,四架无人机作为观测站,主机作为观测主站,三架从机对应三个观测副站,在定位时刻通过改进的多目标量子粒子群算法计算三架从机的最优空间位置来达到最优时差定位布站效果. 综合考虑编队自身安全、航迹成

本、任务效果为无人机编队设置如下代价函数,使无人机编队在保证自身安全的前提下,达到最佳的航迹成本和定位效果.

无人机编队的代价函数为:

$$F = w_1 \cdot f_{\text{safety}} + w_2 \cdot f_{d_a} + w_3 \cdot f_{\text{CRLB}} \quad (16)$$

其中, F 为无人机编队的综合代价, w_1 、 w_2 、 w_3 为权值系数, f_{safety} 为无人机编队安全性代价.

3.3.2 传统的多目标量子粒子群算法

多目标量子粒子群算法的原理和进化过程可以描述为: 设粒子的种群规模为 N , 迭代进程为第 e 步, 粒子维数为 D 维, 该粒子在第 d 维的 δ 势阱为 $P_{id}(e)$, 粒子更新采用 Pareto 前沿作为精英种群 (Elite), 其中粒子的全局最优值 G_d 由精英种群中随机选择获得, 则粒子 $L(e)$ 的更新方程可以描述为:

$$L_{id}(e) = P_{id}(e) \pm \beta |C_d(e) - L_{id}(e)| \ln\left(\frac{1}{u_{id}(e)}\right) \quad (17)$$

$$P_{id}(e) = \phi_{id}(e) \cdot P_{id}(e) + (1 - \phi_{id}(e)) \cdot G(e) \quad (18)$$

$$C(e) = (C_1(e), C_2(e), \dots, C_D(e)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i(e) \\ = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{i1}(e), \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{i2}(e), \dots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{iD}(e) \right) \quad (19)$$

其中, $P_i(e)$ 是粒子 i 的当前最优位置, $C(e)$ 是所有粒子的个体平均最优位置, $G(e)$ 是种群的全局最优位置; $u_{id}(e)$ 和 $\phi_{id}(e)$ 均为在区间 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数; β 是寻优收缩因子, 其取值为 $\beta = (1 - 0.5) \frac{e_{\max} - e}{e_{\max}} + 0.5$, 其中, e_{\max} 为最大迭代次数. 种群中 $P_i(e)$ 和 $G(e)$ 通过如下策略更新:

$$P_i(e+1) = \begin{cases} L_i(e+1), & \text{if } F[L_i(e+1)] \leq F[P_i(e)] \\ P_i(e), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

$$G(e) = \text{Random selection(Elite)} \quad (21)$$

标准的多目标量子粒子群算法的执行过程如算法 1 所示.

3.3.3 多目标量子粒子群算法改进策略

3.3.3.1 粒子建模

基于上文提出的球坐标系求解从机最优定位航迹点的策略, 建立以主机当前位置为球坐标原点、当前运动方向作为 X 轴正向的球坐标系, 粒子的位置向量可以表示为:

$$L_i = (r_{i,1}, \theta_{i,1}, \phi_{i,1}, r_{i,2}, \theta_{i,2}, \phi_{i,2}, r_{i,3}, \theta_{i,3}, \phi_{i,3})^T \quad (22)$$

其中 $(r_{i,k}, \theta_{i,k}, \phi_{i,k})$ 表示第 i 个粒子中第 k 架从机相对于主机的球坐标位置数据. 可结合本时刻主机的位置换算为三维坐标, 生成无人机编队的航迹.

3.3.3.2 粒子更新策略改进

本文提出采用两种粒子更新策略随机选择的方式

算法 1 标准的多目标量子粒子群算法

输入: 环境信息、起始点位置

输出: 无人机编队航迹

步骤:

Step1: 初始化种群中所有粒子位置;

Step2: 根据式(19)计算粒子群的平均最优位置;

Step3: 根据式(18)计算当前位置与全局最优位置间的一个随机点位置;

Step4: 按照式(17)更新种群中粒子当前位置;

Step5: 按照式(16)计算当前适应度值;

Step6: 按照式(20)更新粒子当前最优位置;

Step7: 更新精英种群;

Step8: 从精英种群中随机选取一个解作为全局最优值;

Step9: 判断是否满足停止条件, 若满足, 计算精英种群中最优解并输出, 算法结束, 否则跳转到 Step2.

进行粒子搜索. 这样的策略既可以保留 MQPSO 算法个体最优解 (pbest) 均值高效指导粒子更新的特点, 又可以加入交叉变异的混合更新策略, 提升算法的精度.

策略 1: 算法采用传统粒子个体最优解均值指导粒子进化方向的策略进行迭代运算, 但是针对原有策略每次迭代进化程度有限的问题, 算法在 pbest 值有更新时记录更新的粒子代号 j , $j \in [1, N]$, 在粒子 j 的下一代迭代时, 使用 pbest $_j$ 代替粒子 pbest 平均值来指导位置更新, 即:

$$L_{jd}(e) = P_{jd}(e) \pm \beta |pbest_{jd}(e) - L_{jd}(e)| \ln\left(\frac{1}{u_{jd}(e)}\right) \quad (23)$$

策略 2: 算法在选取搜索中心策略上, 采取遗传算法交叉变异与随机生成搜索中心结合的思想, 并添加自适应因子, 前期侧重随机生成搜索中心, 提高算法全局寻优效果, 后期侧重 pbest 集交叉变异, 提高局部搜索性. 此时算法按照如下策略进行更新:

(1) 生成自适应因子

$$\varepsilon = 0.2 + 0.8 \times \frac{e}{e_{\max}} \quad (24)$$

(2) 选择搜索中心

$$K_i(e) = \begin{cases} P_x(e), & \text{if } Z \leq \varepsilon \\ P_{\text{rand}}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (25)$$

其中 $x \in [1, N]$.

(3) 更新粒子位置

$$L_{id}(e+1) = P_{id}(e) \pm \beta |K_{id}(e) - L_{id}(e)| \ln\left(\frac{1}{u_{id}(e)}\right) \\ \pm (1 - \beta) |G_d(e) - L_{id}(e)| \ln\left(\frac{1}{r_{id}(e)}\right) \quad (26)$$

其他步骤与传统多目标量子粒子群算法一致.

3.3.3.3 精英种群选取策略改进

由于传统精英种群的选择采用 Pareto 前沿的策略

选取,不可避免的造成某些新粒子单一目标适应度值相较精英种群中的粒子有较大的提升,而其他目标值仅比原有粒子值略差,综合代价也较于精英种群有较大提升,但是受限于 Pareto 前沿的选取策略,这样的粒子不会被更新,造成算法的多目标解综合性不佳的情况. 本文针对这种情况,提出一种改进的 Pareto 前沿的精英种群选取策略.

在原有使用 Pareto 前沿选取多目标精英种群的基础上,在粒子某一个目标适应度值较原有提高 1% 以上,其他目标适应度值处于原有精英种群适应度值下降幅度在 1% 范围内,并且综合代价能明显优于原有精英种群的粒子也作为非劣解计入精英种群更新.

3.3.3.4 编队 Y 型布站策略

本文针对时差定位存在定位无解点的问题,引入 Y 型布站思想,以此减小在多无人机编队定位过程中出现无解点的概率.

在从机的空间位置寻优中,固定一架从机的方位角,使之位于主机和当前定位目标点的 XOY 平面的连线上,限制另外两架从机的方位角 θ_1 、 θ_2 的大小,使之近似为 Y 型布站,如图 8 所示.

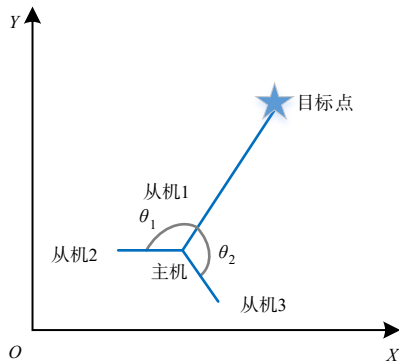


图 8 Y 型布站示意图

4 仿真实验

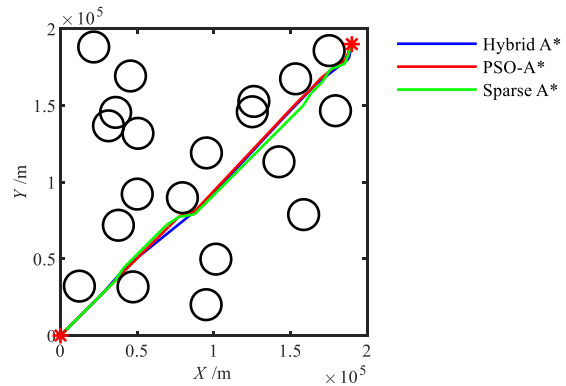
4.1 主机航迹规划部分

在本部分仿真场景中,无人机需要从地图起点到达地图终点,地图范围是 $200\text{ km} \times 200\text{ km}$,地图中随机生成 N 个障碍物,障碍物半径为 10 km . 粒子种群数量取 50、迭代次数取 20,稀疏 A* 算法固定步长为 $1\ 000\text{ m}$,无人机转角范围为 $\pm 60^\circ$,威胁源代价权重为 0.5,路程代价权重为 0.5. 综合对比稀疏 A* (Sparse A*) 算法、PSO 算法改进的稀疏 A* (PSO-A*) 算法、混合 A* (Hybrid A*) 算法的算法精度、速度. 其中 PSO 算法改进的稀疏 A* 算法使用粒子群算法做节点选择,粒子群算法种群大小、迭代次数与混合 A* 算法次数保持一致.

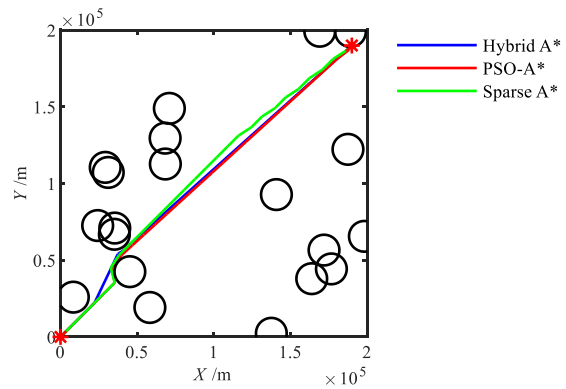
4.1.1 简单障碍物环境下最优性对比

本部分中地图随机生成 20 个障碍物. 图 9 是随机生成的三个地图.

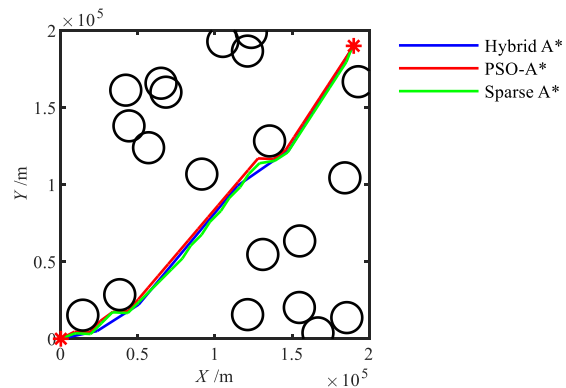
由表 1 和图 10(a)、(b) 的算法时间、路程长度对比



(a) 地图 1



(b) 地图 2

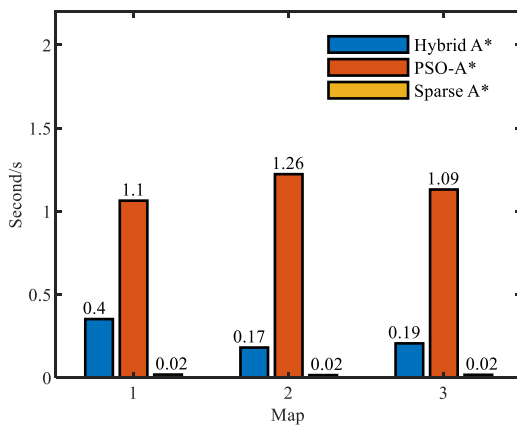


(c) 地图 3

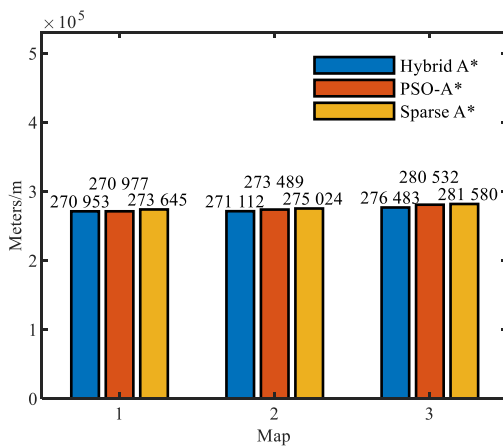
图 9 简单障碍物环境下规划航迹对比

表1 算法对比

环境	算法	路程成本/m	节点数量	算法运行时间/s
地图1	Hybrid A*	270 953	7	0.351 984
	PSO-A*	270 977	27	1.063 860
	Sparse A*	273 645	27	0.018 239
地图2	Hybrid A*	271 112	4	0.180 826
	PSO-A*	273 489	27	1.223 033
	Sparse A*	275 024	27	0.015 154
地图3	Hybrid A*	276 483	4	0.205 913
	PSO-A*	280 532	28	1.130 857
	Sparse A*	281 580	28	0.016 986



(a) 算法运行时间对比



(b) 路程长度对比

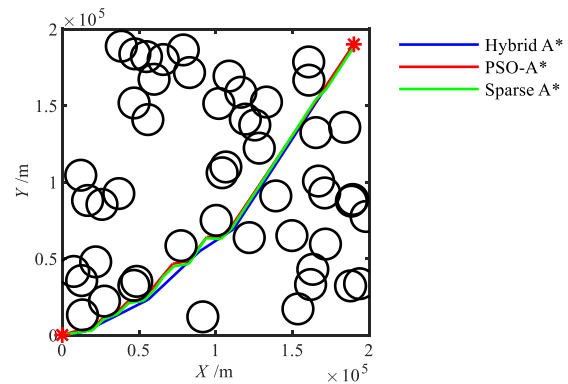
图10 三种算法效果对比图

图可以很容易看出,传统的稀疏A*算法运算时间最短,但算法效果最差,这是由于传统稀疏A*算法均匀取值的节点扩展策略导致的,相较于传统稀疏A*算法的节点选取方式,采用粒子群算法选取节点的策略可以得到更优的算法精度,但是算法时间也大幅增加.本文提出的混合A*算法在保持粒子群节点选取优势的前提下

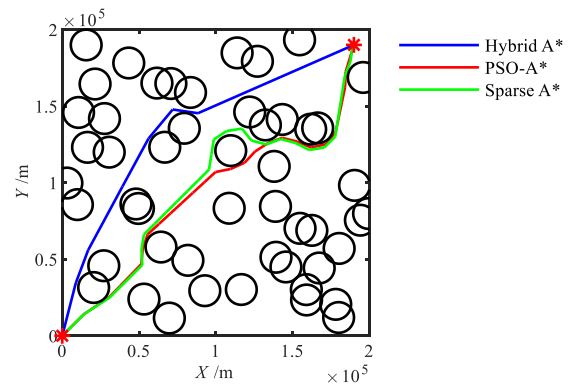
大幅缩短算法时间,在综合性上相较于其他两种算法具有优势.

4.1.2 障碍物群环境下最优性比较

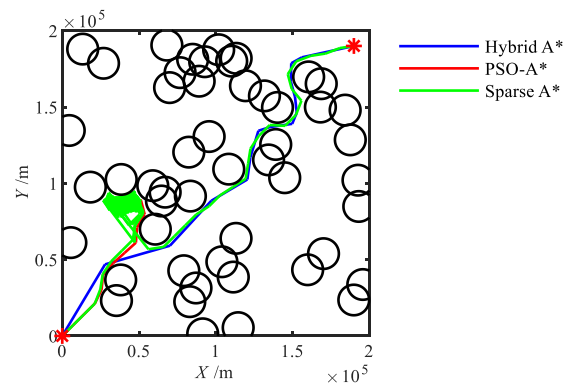
本部分中地图随机生成50个障碍物.图11是随机生成的三个地图.



(a) 地图1



(b) 地图2



(c) 地图3

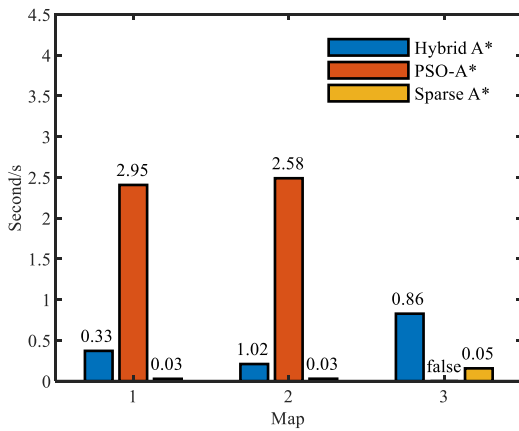
图11 障碍物群环境下规划航迹对比

注意到在图11(c)地图3中传统的稀疏A*算法虽然可以生成最终的航迹,但是在障碍物群的环境中避障性能并不理想,无法合理地避开障碍物,而且

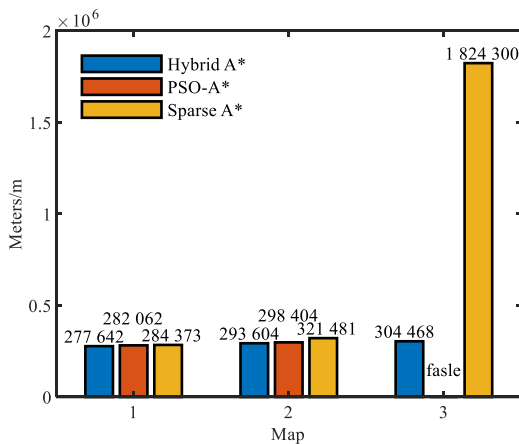
由于传统 A*算法 open 表保留冗余节点的特点,在进行节点扩展时,由于冗余节点的影响可能无法生成符合步长、转角限制条件的航迹. 而 PSO 算法改进的稀疏 A*算法,在遇到障碍物群阻挡时,无法有效的进行避障,直接导致算法失败,无法生成有效航迹. 通过表 2 以及图 12 中算法时间、路程长度对比我们可

表 2 算法对比

环境	算法	路程成本/m	节点数量	时间运行时间/s
地图 1	Hybrid A*	277 642	4	0.371 020
	PSO-A*	282 062	28	2.407 463
	Sparse A*	284 373	28	0.027 978
地图 2	Hybrid A*	293 604	6	0.209 619
	PSO-A*	298 404	29	2.489 804
	Sparse A*	321 481	32	0.029 015
地图 3	Hybrid A*	304 468	13	0.827 338
	PSO-A*	算法运行失败		
	Sparse A*	1 824 300	320	0.156 543



(a) 算法运行时间对比



(b) 路程长度对比

图 12 三种算法效果对比

以看出,添加障碍物群避障策略的混合 A*算法在面对障碍物群时,依然可以生成符合限制条件的航迹,合理避障指导点的选择也可以一定程度上减小航迹上的障碍物复杂度,并且在算法速度与算法效果的综合效果上相较于其他两种算法依然具有较明显的优势.

4.2 无人机编队航迹规划部分

本部分仿真中,主要验证 IMQPSO 算法对于时差定位性能的优化以及算法综合效果. 从机规划以主机航迹为指导,计算定位时刻的从机航路点. 以主机定位时刻的位置为球坐标球心、运动方向为 X 轴正轴方向,通过 IMQPSO 算法计算三架从机在球坐标中的球半径 R 、方位角 θ 、仰角 ϕ 的数据. 已知主机航迹即可根据球坐标参数解算出从机的坐标位置. 环境考虑建模为圆柱形的禁飞区域、建模为半球形的雷达侦查区域和防空火力威胁区域、建模为圆锥形的地形威胁区域. 算法的具体参数设置为:粒子种群数 M 为 100,最大迭代次数 I_{max} 为 200,精英种群最大规模为 100,无人机编队考虑 4 架无人机,2 次定位时间间隔 ΔT 为 480 s,各个代价函数间的权值系数为: $w_1=0.3, w_2=0.3, w_3=0.4$. 无人机最大速度 25 m/s,最小步长设置为 5 km,最大俯仰角、航偏角均为 60° ,无人机编队时差定位的时差测量误差 σ_t 为 10 ns,主从无人机之间最大距离 d_{max} 为 5 km,最小距离 d_{min} 为 50 m. 作为对比的 MQPSO 算法、MPSO 算法参数与 IMQPSO 算法保持一致,并均采用 Y 型布站策略.

无人机编队规划轨迹如图 13(a)、图 13(b)所示,其中图 13(a)为无人机编队规划航迹的二维视图,图 13(b)为无人机编队规划航迹的三维视图,显然使用 IMQPSO 算法规划的航迹在面对不同威胁源时都可以保证规划航迹的安全性、合理性. 图 13(c)显示了综合适应度值的变化过程,图中取 40 次蒙特卡洛试验,可以看到 IMQPSO 算法具有较强的稳定性,在多次蒙特卡洛实验下的综合适应度值收敛情况波动较小. 图 13(d)是从机与主机编队内间距对比图,由于需要考虑时差定位的原因,需要无人机编队要以尽量大的间距接收辐射源信息以减小噪声造成的观测误差对于定位性能的影响,从图中可以看出规划过程中无人机编队的队内间距完全满足编队约束的要求,在通过威胁源时能改变编队间距保证编队安全通过,在安全位置时可以迅速到达最大编队间距以接收辐射源信息,保证时差定位效果.

由于粒子群优化过程具有很大的随机性,仅运行一次并不能得到令人信服的结果,因此本文针对所提出的 IMQPSO 算法进行了 40 次蒙特卡洛模拟,并且从解的最优性、运行时间和定位效果三个方面进行

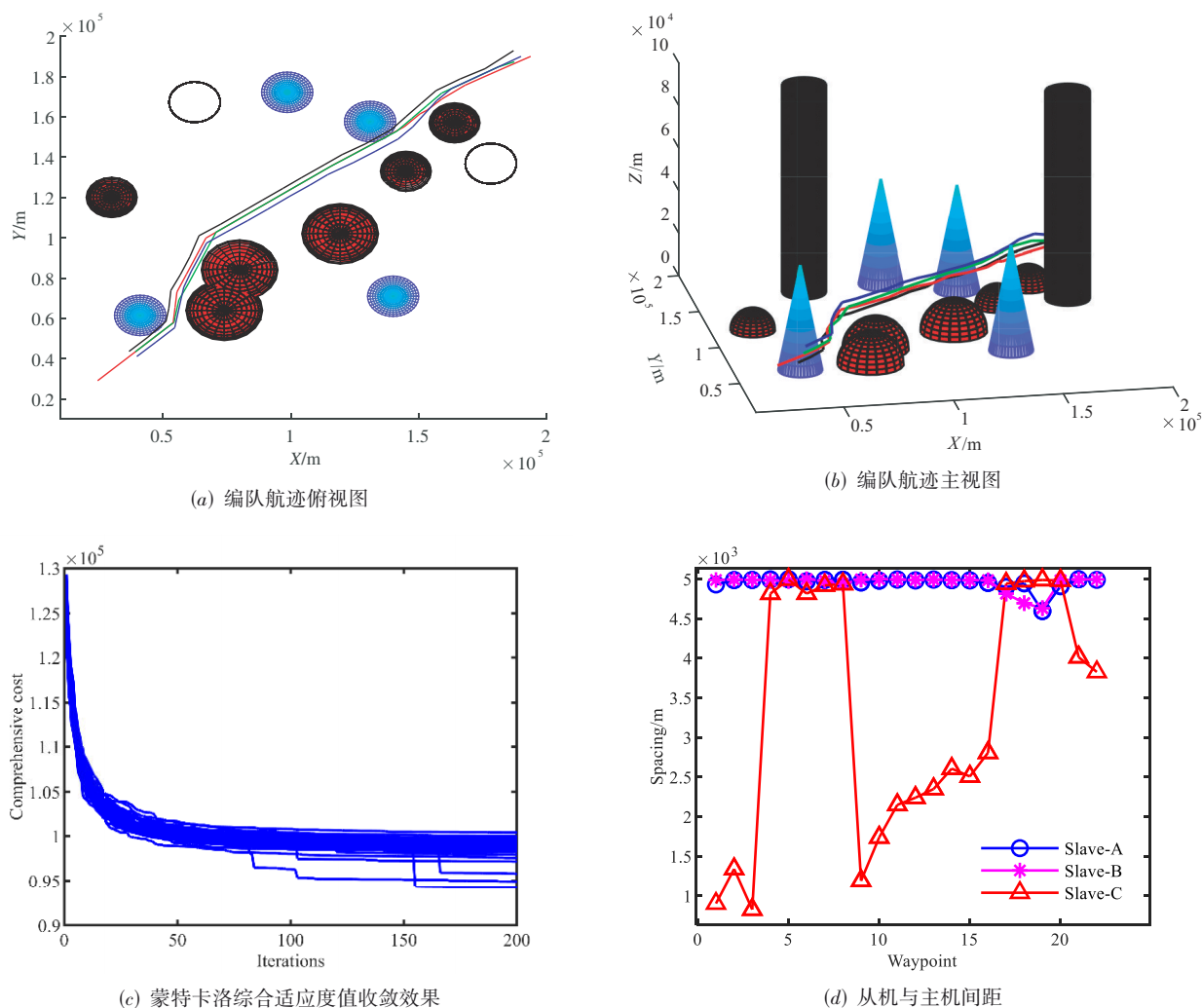


图13 编队效果图

详细说明.

4.2.1 解的最优性

图14(a)中对比了MPSO算法、MQPSO算法和IMQPSO算法的综合代价,可以看出IMQPSO算法在防止算法陷入局部最优解、获取最佳综合代价方面相较于前两者均有较大提升,获取的最小综合代价相较于MPSO算法减小4.7%,相较于MQPSO算法减小1.4%.图14(b)对比了蒙特卡洛实验中三种算法所取得的最小综合代价值,可以看出,在最优解的获取上,IMQPSO算法领先于MPSO和MQPSO算法,图14(c)是蒙特卡洛试验获取的最优解的累加对比,辅助验证了IMQPSO算法具有稳定获取更好的综合代价的解的能力.

4.2.2 算法运行时间

由图15可以看出,在多目标方式的粒子群算法中,算法运行时间相差无几,而IMQPSO算法相较于后两

者,在运算时间上略有优势,这也可以辅助验证IMQPSO算法的优势,在算法时间小于其他两种算法的情况下,算法精度得到了提高.

4.2.3 定位效果

由于在编队时差定位过程中经常由于环境威胁源的影响需要改变编队队形,因此定位效果不可避免的会受到影响,造成定位误差不稳定,出现定位无解现象,因此在这里我们只取较稳定的后13次定位结果分析.由图16可以看出,在四站时差定位的定位时刻对于无人机观测站布站的优化方面,三种算法优化的布站都可以达到良好的时差效果.图17是定位均方根误差的累加值对比,可以看出IMQPSO算法针对从机空间位置的优化相较于其他两种算法具有优势,表现在定位均方根误差上,相较于MQPSO算法定位均方根误差降低了1.6%,相较于MPSO算法定位均方根误差降低了6.5%.

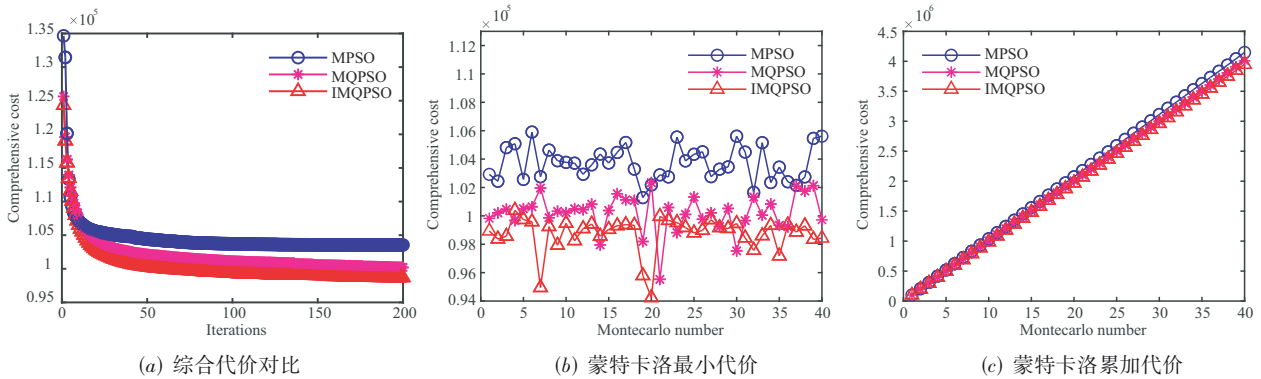


图 14 最优性对比图

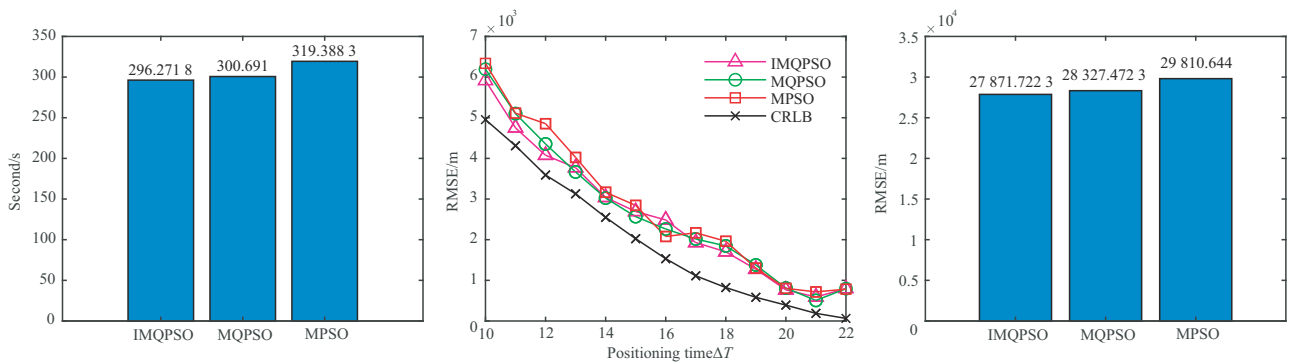


图 15 算法运行时间对比

图 16 定位效果

图 17 累加定位均方根误差

5 结论

本文针对考虑定位精度的无人机编队航迹规划问题,提出了一种基于主从式编队控制方案的航迹规划方法.对于主机的单无人机航迹规划,混合A*算法相较于传统的稀疏A*算法、PSO改进的稀疏A*算法综合性能更优,其在保持PSO节点选取策略的算法效果的同时,合理控制算法时间,也在一定程度上防止在大地图情况下传统稀疏A*算法陷入维度爆炸的情况.在面对障碍物群的环境下,混合A*算法也可以进行有效的航迹规划,并依然保持算法优势.对于从机的编队航迹规划,改进的多目标量子粒子群算法可以在算法时间略有降低的前提下有效提高了算法精度,定位效果也得到了有效的提升.

参考文献

[1] GEORGE J, SUJIT P B, SOUSA J B. Search strategies for multiple UAV search and destroy missions[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2011, 61(1/2/3/4): 355-367.

[2] ORTIZ-PEÑA H J, SUDIT M, HIRSCH M, et al. A multi-perspective optimization approach to UAV resource management for littoral surveillance[C]//Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion. Istanbul: IEEE, 2013, 492-498.

[3] TOMIC T, SCHMID K, LUTZ P, et al. Toward a fully au-

tonomous UAV: Research platform for indoor and outdoor urban search and rescue[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2012, 19(3): 46-56.

[4] ZHENG C W, LI L, XU F J, et al. Evolutionary route planner for unmanned air vehicles[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(4): 609-620.

[5] HE Z F, ZHAO L. The comparison of four UAV path planning algorithms based on geometry search algorithm[C]//2017 9th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC). Piscataway: IEEE, 2017: 33-36.

[6] 马子玉, 何明, 刘祖均, 等. 无人机协同控制研究综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(5): 1477-1483.

MA Z Y, HE M, LIU Z J, et al. Survey of unmanned aerial vehicle cooperative control[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(5): 1477-1483. (in Chinese)

[7] 张伟, 王乃新, 魏世琳, 等. 水下无人潜航器集群发展现状及关键技术综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(2): 289-297.

ZHANG W, WANG N X, WEI S L, et al. Overview of unmanned underwater vehicle swarm development status and key technologies[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(2): 289-297. (in Chinese)

- [8] FAN J X, WANG Z Y, REN J L, et al. UAV online path planning technology based on deep reinforcement learning [C]//2020 Chinese Automation Congress (CAC). Piscataway: IEEE, 2021: 5382-5386.
- [9] SHAO S K, PENG Y, HE C L, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 415-430.
- [10] MA H P, SHEN S G, YU M, et al. Multi-population techniques in nature inspired optimization algorithms: A comprehensive survey[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 365-387.
- [11] ZHAO Y J, ZHENG Z, LIU Y. Survey on computational-intelligence-based UAV path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 158: 54-64.
- [12] BANSAL J C, GOPAL A, NAGAR A K. Stability analysis of artificial bee colony optimization algorithm[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 41: 9-19.
- [13] GAO C, ZHEN Z Y, GONG H J. A self-organized search and attack algorithm for multiple unmanned aerial vehicles[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 54: 229-240.
- [14] FISTER I, FISTER I, YANG X S, et al. A comprehensive review of firefly algorithms[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2013, 13: 34-46.
- [15] XIA X W, XING Y, WEI B, et al. A fitness-based multi-role particle swarm optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 349-364.
- [16] LEE W, KIM D. Adaptive approach to regulate task distribution in swarm robotic systems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 1108-1118.
- [17] LIU Y, ZHANG X J, GUAN X M, et al. Adaptive sensitivity decision based path planning algorithm for unmanned aerial vehicle with improved particle swarm optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58: 92-102.
- [18] TIAN D P, SHI Z Z. MPSO: Modified particle swarm optimization and its applications[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 41: 49-68.
- [19] WU X L, XU L, ZHEN R, et al. Bi-directional adaptive A* algorithm toward optimal path planning for large-scale UAV under multi-constraints[J]. IEEE Access, 2020, 8: 85431-85440.
- [20] HUANG J E, SUN W. A method of feasible trajectory planning for UAV formation based on bi-directional fast search tree[J]. Optik, 2020, 221: 165213.
- [21] FEI L H, YIN J R, XUBING, et al. Passive location using TDOA measurements in four sites[C]//2006 CIE International Conference on Radar. Piscataway: IEEE, 2007: 1-4.
- [22] 陈涛, 李由之, 黄湘松. 基于改进 MOGOA 的无人机群航迹规划研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2020, 53(9): 967-975.
CHEN T, LI Y Z, HUANG X S. UAVs path planning based on improved multi-objective grasshopper optimization algorithm[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53(9): 967-975. (in Chinese)
- [23] 丁国华, 朱大奇. 多 AUV 主从式编队及避障控制方法[J]. 高技术通讯, 2014, 24(5): 538-544.
DING G H, ZHU D Q. Control of leader-follower formation and obstacle avoidance for multi-AUV[J]. Chinese High Technology Letters, 2014, 24(5): 538-544. (in Chinese)
- [24] 郑秀娟, 吴怀宇, 程磊, 等. 多机器人主-从行星式编队控制[J]. 信息与控制, 2012, 41(3): 370-377.
ZHENG X J, WU H Y, CHENG L, et al. Multi-robot leader-follower planetary formation control[J]. Information and Control, 2012, 41(3): 370-377. (in Chinese)

作者简介



黄湘松 女, 1980年4月生, 黑龙江哈尔滨人, 博士、讲师、硕士生导师, 研究方向是多目标协同定位与跟踪、认知电子对抗、雷达信号智能分选。

E-mail: huangxiangsong@hrbeu.edu.cn



于日龙 男, 1998年11月生, 山东省日照市人, 哈尔滨工程大学硕士研究生, 主要研究方向为无人机编队航迹规划。

E-mail: yrl8888@hrbeu.edu.cn



潘大鹏 男, 1979年8月生, 黑龙江哈尔滨人, 高级实验师, 主要研究方向为宽带信号检测处理与识别、宽带数字接收机。

E-mail: pandapeng@hrbeu.edu.cn