

9-17-2021

Multi-UAV Trajectory Planning Simulation Based on Adaptive Extended Potential Field

Wang Ning

School of Information Engineering, Nanchang Hang Kong University, Nanchang 330063, China;

Jiyang Dai

School of Information Engineering, Nanchang Hang Kong University, Nanchang 330063, China;

Ying Jin

School of Information Engineering, Nanchang Hang Kong University, Nanchang 330063, China;

Yeding Li

School of Information Engineering, Nanchang Hang Kong University, Nanchang 330063, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-UAV Trajectory Planning Simulation Based on Adaptive Extended Potential Field

Abstract

Abstract: To address the defects of the traditional artificial potential field method, such as unreachable targets, easy to fall into local minimums, inability to avoid obstacles, and lack of trajectory optimization strategies, and to solve the problem of slow planning rate due to more layers in the layered potential field algorithm, *the model of the UAV is established, in which the influence factor of the attractive and repulsive force is introduced into the layered potential field function to solve the problem of unreachable targets, and the "auxiliary force" is introduced to solve the problem of easily falling into local minimums. An adaptive extended potential field algorithm is proposed to further optimize the track.* The results show that the algorithm can improve the planning efficiency through numerical simulation experiments on multi-UAV trajectory planning.

Keywords

multi-UAV, track planning, impact factor, auxiliary force, adaptive extended potential field method

Authors

Wang Ning, Jiyang Dai, Ying Jin, Yeding Li, and Liangliang Lu

Recommended Citation

Wang Ning, Dai Jiyang, Ying Jin, Li Yeding, Lu Liangliang. Multi-UAV Trajectory Planning Simulation Based on Adaptive Extended Potential Field[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(9): 2147-2156.

基于自适应扩展势场的多无人机航迹规划仿真

王宁, 代冀阳, 应进, 李叶鼎, 鲁亮亮

(南昌航空大学 信息工程学院, 江西 南昌 330063)

摘要: 为解决传统人工势场法存在目标不可达、易陷入局部极小值、无法避障和缺少航迹优化策略等缺陷, 而分层势场算法又存在分层越多规划速率越慢的问题。对无人机进行建模, 在分层势场函数中分别引入引力影响因子和斥力影响因子解决目标不可达问题, 引入“辅助力”解决易陷入局部极小值问题, 提出自适应扩展势场算法对航迹进一步优化。通过对多无人机航迹规划进行数值仿真实验, 结果表明该算法可以提高规划效率。

关键词: 多无人机; 航迹规划; 影响因子; 辅助力; 自适应扩展势场法

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 09-2147-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0406

Multi-UAV Trajectory Planning Simulation Based on Adaptive Extended Potential Field

Wang Ning, Dai Jiayang, Ying Jin, Li Yeding, Lu Liangliang

(School of Information Engineering, Nanchang Hang Kong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: To address the defects of the traditional artificial potential field method, such as unreachable targets, easy to fall into local minimums, inability to avoid obstacles, and lack of trajectory optimization strategies, and to solve the problem of slow planning rate due to more layers in the layered potential field algorithm, the model of the UAV is established, in which the influence factor of the attractive and repulsive force is introduced into the layered potential field function to solve the problem of unreachable targets, and the "auxiliary force" is introduced to solve the problem of easily falling into local minimums. An adaptive extended potential field algorithm is proposed to further optimize the track. The results show that the algorithm can improve the planning efficiency through numerical simulation experiments on multi-UAV trajectory planning.

Keywords: multi-UAV; track planning; impact factor; auxiliary force; adaptive extended potential field method

引言

随着现代战争环境日益复杂, 战场规模不断扩大以及新型武器的作战性能和杀伤能力的逐步增强, 用无人化设备尤其是多军用无人机完成某种特定的作战任务变得尤为迫切。因此, 多无人机的协同控制问题成为控制领域十分活跃的课题, 而多无人机航迹规划便是该课题中的关键技术之一。无人机航迹规划是指考虑地形、气象等环境因素, 雷达、

导弹等敌方威胁因素以及无人机自身的飞行性能, 为无人机制定从初始位置到目标位置的最优飞行航迹^[1]。目前国内外学者提出了多种航迹规划算法, 如按规划决策划分的 Dijkstra 算法、人工势场法和模拟退火算法等的传统经典算法以及 A* 算法、遗传算法和蚁群算法等的现代智能算法^[2-4]。

其中, 人工势场法和其他算法相比, 具有响应速度快、计算量少、实时精度较高等优势, 但在航

收稿日期: 2020-06-24 修回日期: 2020-08-06

基金项目: 国家自然科学基金(61663032)

第一作者: 王宁(1994-), 男, 硕士生, 研究方向为智能控制技术。E-mail: 15979103963@163.com

迹规划时又存在目标不可达和局部极小点等问题^[5]。针对这些不足,国内外学者也提出了多种解决方法。如文献[6]提出将人工势场法和蚁群算法相结合的方法,实现自主车辆的路径规划、避障。文献[7]提出一种基于采样的无人机路径规划方法,为无人机规划安全可行路径同时避免无人机与商用飞机以及其他移动障碍物相撞。文献[8]在动态势场中引入是否陷入局部极小点的判断机制,并结合“沿目标方向90°移动”的方法跳出局部极小点,实现了多无人机编队的路径规划、协同避障和防碰撞。

针对传统人工势场法的缺陷,本文在新建的三维复杂战场环境下,在分层势场函数中分别引入由无人机与威胁间距离决定的引力影响因子和由无人机与目标间距离决定的斥力影响因子解决目标不可达问题,引入“辅助力”解决局部极小值点和无法避障问题,提出自适应扩展势场法搜寻最佳航迹点,规划出最优的飞行航迹,提高规划效率。

1 无人机建模

本文主要研究多无人机航迹规划问题,为了便于分析和确定无人机在自适应扩展势场下受合外力作用时的运动特征,将无人机视为一个全部质量集中于质心的质点。首先建立质心运动方程组,其中质心动力学方程用来描述质心运动和外力间的关系,以解决动力学问题;质心运动学方程用来描述无人机质心空间位置和质心运动速度的关系,以确定无人机质心空间位置随时间而变化。由文献[9]可知无人机质心动力学方程和运动学方程分别为

$$\begin{cases} m \frac{dv_u}{dt} = P \cos(\alpha + \phi_p) \cos \beta - X - mg \sin \theta \\ m v_u \frac{d\theta}{dt} = P [\cos(\alpha + \phi_p) \sin \beta \cdot \sin \gamma_s + \sin(\alpha + \phi_p) \times \cos \gamma_s] + Y \cos \gamma_s - Z \sin \gamma_s - mg \cos \theta \\ m v_u \cos \theta \frac{d\psi_s}{dt} = P [\cos(\alpha + \phi_p) \cdot \sin \beta \sin \gamma_s - \sin(\alpha + \phi_p) \cdot \sin \gamma_s] - Y \sin \gamma_s - Z \cos \gamma_s \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \frac{dx_g}{dt} = v_u \cos \theta \cos \psi_s \\ \frac{dy_g}{dt} = v_u \sin \theta \\ \frac{dz_g}{dt} = -v_u \cos \theta \sin \psi_s \end{cases} \quad (2)$$

式中: v_u 为无人机飞行速度; α 为迎角; ϕ_p 为发动机安装角; γ_s 为速度滚转角; θ 为航迹俯仰角; ψ_s 为航向角。

为方便分析及验证多无人机航迹规划算法的有效性,无人机复杂六自由度模型以及姿态等的控制不作重点考虑,将单架无人机视为一个简单智能体,忽略动力学和运动学约束,将无人机数学模型进一步简化为可用矩阵描述的形式:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{X}_u \quad \mathbf{v}_u \quad \mathbf{F}_u \quad d_{u\min} \quad d_{u\max} \quad d_u \quad \mathbf{v}_{u\max}] \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}_u = (x_u, y_u, z_u)$ 为无人机空间位置; $\mathbf{v}_u = (v_{ux}, v_{uy}, v_{uz})$ 为无人机运动速度; $\mathbf{F}_u = (f_{ux}, f_{uy}, f_{uz})$ 为无人机受到的合力; $d_{u\min}$ 和 $d_{u\max}$ 分别为无人机机载雷达探测范围即可视化距离的最小与最大值; d_u 为无人机编队临界距离。本文提出的算法需实时计算无人机的运动速度,这有别于传统势场法中速度恒定不变的情况,为此考虑一定的速度范围,并设定 $\mathbf{v}_{u\max}$ 为无人机的速度上限。

该无人机数学模型 $\mathbf{A}$ 主要用来描述无人机所受合力与其运动速度和空间位置等的关系,即在自适应扩展势场框架下,无人机进行航迹规划时在每次迭代过程中都能通过合力的大小计算下一时刻加速度以及速度信息,并根据当前时刻空间位置信息计算下一时刻的空间位置信息,确保无人机在安全避障的前提下朝目标点方向运动,最终达到自适应扩展势场算法为无人机实时地规划出安全且合理的飞行航迹的目的。

2 传统人工势场法

人工势场法是由 Khatib^[10]提出的事先广泛应用于移动机器人的路径规划方法,改进后也同样适用于无人机航迹规划。该方法将飞行环境模拟为人工势场,目标位置形成引力势场并产生吸引力使无

人机朝目标方向移动, 威胁源周围形成斥力势场并产生排斥力阻碍无人机朝威胁源方向移动, 无人机最终会在因引力和斥力共同产生的合力作用下向目标点运动。

在三维环境中, 将无人机、目标位置和威胁均视为质点, 假设 $\mathbf{X}_u = (x_u, y_u, z_u)$, $\mathbf{X}_g = (x_g, y_g, z_g)$, $\mathbf{X}_o = (x_o, y_o, z_o)$ 分别为无人机、目标点和威胁几何中心的空间位置; $\mathbf{U}_{ug} = (\mathbf{X}_u)$, $\mathbf{U}_{uo} = (\mathbf{X}_u)$ 分别为引力势场函数和斥力势场函数, $\mathbf{F}_{ug} = (\mathbf{X}_u)$, $\mathbf{F}_{uo} = (\mathbf{X}_u)$, $\mathbf{F}_u = (\mathbf{X}_u)$ 分别为引力、斥力和合力。则无人机的受力分析如图 1 所示。

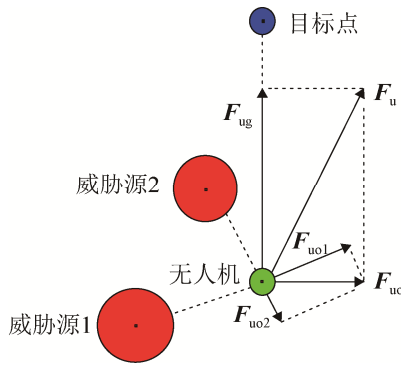


图 1 无人机受力分析
Fig. 1 Analysis of forces on UAV

传统人工势场法中的引力势场函数和斥力势场函数一般定义为

$$\mathbf{U}_{ug}(\mathbf{X}_u) = \frac{1}{2} \alpha d_{ug}^2 \quad (4)$$

$$\mathbf{U}_{uo}(\mathbf{X}_u) = \begin{cases} \frac{1}{2} \beta \left(\frac{1}{d_{uo}} - \frac{1}{d_o} \right)^2, & d_{uo} \leq d_o \\ 0, & d_{uo} > d_o \end{cases} \quad (5)$$

对引力势场函数和斥力势场函数分别求负梯度可得引力函数和斥力函数: 如

$$\mathbf{F}_{ug}(\mathbf{X}_u) = -\nabla \mathbf{U}_{ug}(\mathbf{X}_u) = -\alpha d_{ug} \quad (6)$$

$$\mathbf{F}_{uo}(\mathbf{X}_u) = -\nabla \mathbf{U}_{uo}(\mathbf{X}_u) = \begin{cases} \frac{\beta}{d_{uo}^2} \left(\frac{1}{d_{uo}} - \frac{1}{d_o} \right), & d_{uo} \leq d_o \\ 0, & d_{uo} > d_o \end{cases} \quad (7)$$

式中: $d_{ug} = \|\mathbf{X}_u - \mathbf{X}_g\|$, $d_{uo} = \|\mathbf{X}_u - \mathbf{X}_o\|$ 为无人机到目标点和威胁几何中心的空间距离; d_o 为威胁斥力势场对无人机的影响距离; α 和 β 分别为引力

增益系数和斥力增益系数。

无人机受到的合力:

$$\mathbf{F}_u(\mathbf{X}_u) = \mathbf{F}_{ug}(\mathbf{X}_u) + \mathbf{F}_{uo}(\mathbf{X}_u) \quad (8)$$

人工势场中无人机与目标点间距对引力有一定的影响, 引力势场能和间距成正比例关系, 即间距越大势场能就越大引力越大, 如果无人机已到达目标位置, 引力势场能则变为 0。无人机与威胁的间距对斥力也有影响, 斥力势场能和间距成反比例关系, 即间距越小排斥力越大。当威胁处于目标点附近时, 产生的斥力将会很大, 此时虽然也产生引力但相比斥力会小很多, 最终导致无人机无法达到目标点; 当在复杂战场环境中, 特别是在威胁较为密集的区域, 无人机因所受引力和斥力共线且大小相等方向相反而造成合力为 0, 出现在威胁附近徘徊甚至停滞的现象; 当无人机和目标点相距很远且引力远远大于斥力时, 合力方向更趋于目标点方向, 此时无人机将会穿过威胁区域而无法安全避障。

3 分层势场法原理

为解决传统势场法的目标不可达问题, 文献[11]中改进的势场函数为

$$\mathbf{U}_{ug}(\mathbf{X}_u) = \begin{cases} \frac{1}{2} \alpha_1 d_{ug}^2, & d_{ug} < d_u \\ \frac{1}{2} \alpha_2 d_{ug}^2, & d_{ug} \geq d_u \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{U}_{uo}(\mathbf{X}_u) = \begin{cases} \beta \left(\frac{d_{uop}}{d_{o\max}^2} - \frac{2 \ln d_{uop}}{d_{o\max}} - \frac{1}{d_{uop}} \right), & d_{uop} \in [d_1, d_2] \\ +\infty, & d_{uop} \in [0, d_{o\min}] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

对势场函数求负梯度可得引力函数和斥力函数:

$$\mathbf{F}_{ug}(\mathbf{X}_u) = -\nabla \mathbf{U}_{ug}(\mathbf{X}_u) = \begin{cases} -\alpha_1 d_{ug}, & d_{ug} < d_u \\ -\alpha_2 d_{ug}, & d_{ug} \geq d_u \end{cases} \quad (11)$$

$$\mathbf{F}_{uo}(\mathbf{X}_u) = -\nabla \mathbf{U}_{uo}(\mathbf{X}_u) = \begin{cases} \beta (1/d_{uop} - 1/d_{o\max})^2, & d_{uop} \in [d_1, d_2] \\ +\infty, & d_{uop} \in [0, d_{o\min}] \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

通过改进势场函数可知当无人机与目标点距离小于多无人机间安全距离时, 调节引力增益系数, 增大目标对无人机的吸引力, 逐渐使引力远大于斥力, 从而解决目标不可达问题。

为解决传统势场法缺乏判定规划路径优劣的评价机制的问题, 文献[11]提出了一种分层势场法, 原理如图2所示。图中A表示无人机当前时刻位置, $B_{(j,m)}$ 为下一时刻位置, $B_{(1,m)}$ 为其中一个分层点位置, 点A和点 $B_{(1,m)}$ 的连线与距离无人机最近的威胁影响范围相切。规划中每次迭代都形成一个空间扇形扩展区域, 并将其离散化为航迹点阵, 平均分为 n 层, 每层具有 m 个可供选择的航迹点; 最后从航迹点阵中选取满足约束条件且评价指标最优的航迹点作为下一时刻无人机航迹规划起始点。

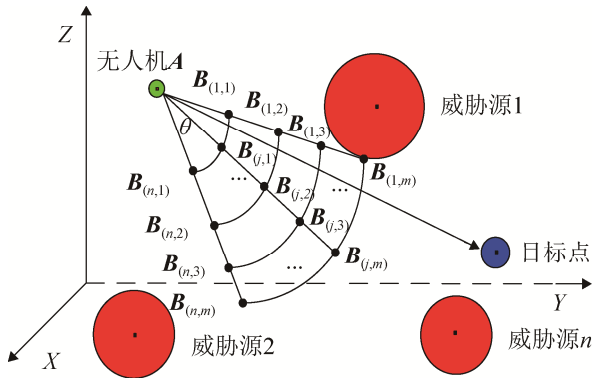


图2 分层势场法原理图

Fig. 2 Schematic diagram of layered potential field method

分层势场法中的角度:

$$\theta = \arccos \frac{d_{AB_{(j,m)}}^2 + d_{AB_{(1,m)}}^2 - d_{B_{(1,m)}B_{(j,m)}}^2}{2d_{AB_{(j,m)}}d_{AB_{(1,m)}}} \quad (13)$$

式中: $d_{AB_{(j,m)}} = \|X_{B_{(j,m)}} - X_A\|$, $d_{AB_{(1,m)}} = \|X_{B_{(1,m)}} - X_A\|$, $d_{B_{(1,m)}B_{(j,m)}} = \|X_{B_{(j,m)}} - X_{B_{(1,m)}}\|$ 。

除上述内容外分层势场法中还引入回环力和机间作用力分别解决局部极小值和无人机间的碰撞问题, 文献[11]中均有详细地叙述, 本文不再赘述。针对传统势场法的缺陷以及分层势场法划层次越多, 规划速度越慢、精度越低的问题, 在分层势场法基础上对势场函数和分层势场算法进一步

改进, 提高规划效率。

4 自适应扩展势场算法

4.1 势场函数的进一步改进

多无人机在基于复杂战场环境的统一人工势场中不仅受引力和斥力产生的合力作用向目标点运动^[12], 还要考虑辅助力和机间作用力的作用^[13], 其中机间作用力仍参考分层势场法中的方法。因此, 本文计算无人机受到多种力作用的总合力:

$$F_{\text{utotal}}(X_u) = F_{\text{ug}}(X_u) + F_{\text{uo}}(X_u) + F_{\text{uu}}(X_u) + F_{\text{ua}}(X_u) \quad (14)$$

计算出总合力后可以计算无人机下一时刻对应的速度和空间位置:

$$v_{\text{ul}}(X_u) = \frac{F_{\text{utotal}}(X_u)}{m_u} \tau_t \quad (15)$$

$$L_{\text{ul}}(X_u) = P_{\text{up}}(X_u) + v_{\text{ul}} \tau_t \quad (16)$$

式中: $v_{\text{ul}}(X_u)$ 为无人机下一时刻的速度; m_u 为无人机的质量; $P_{\text{up}}(X_u)$ 和 $L_{\text{ul}}(X_u)$ 为无人机当前时刻和下一时刻的空间位置; τ_t 为计算时间步长。

为解决基于传统人工势场法无人机在三维复杂战场环境中存在的目标不可达问题, 本文在采用分段原理修正传统势场函数基础上对势场函数再做进一步改进, 即在引力势场函数中引入引力影响因子 d_{uop}^m , 斥力势场函数中引入斥力影响因子 d_{ug}^n , 两因子分别由当前时刻无人机与交点距离和无人机与目标点距离决定, 改进后的势场函数为

$$U_{\text{ug}}(X_u) = \begin{cases} \frac{1}{2} \alpha_1 d_{\text{ug}}^2 d_{\text{uop}}^m, d_{\text{ug}} < d_u \\ \frac{1}{2} \alpha_2 d_{\text{ug}}^2 d_{\text{uop}}^m, d_{\text{ug}} \geq d_u \end{cases} \quad (17)$$

$$U_{\text{uo}}(X_u) = \begin{cases} \frac{1}{2} \beta (1/d_{\text{uop}} - 1/d_{\text{omax}})^2 d_{\text{ug}}^n, d_{\text{uop}} \in [d_1, d_2] \\ +\infty, d_{\text{uop}} \in [0, d_{\text{omin}}] \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad (18)$$

对改进的引力势场函数和斥力势场函数分别求负梯度可得引力函数和斥力函数:

$$F_{ug}(X_u) = -\nabla U_{ug}(X_u) = \begin{cases} -\alpha_1 d_{ug} d_{uop}^m + \frac{m\alpha_1}{2} d_{ug}^2 d_{uop}^{m-1}, d_{ug} < d_u \\ -\alpha_2 d_{ug} d_{uop}^m + \frac{m\alpha_2}{2} d_{ug}^2 d_{uop}^{m-1}, d_{ug} \geq d_u \end{cases} \quad (19)$$

$$F_{uo}(X_u) = -\nabla U_{uo}(X_u) = \begin{cases} \frac{\beta}{d_{uop}^2} \left(\frac{1}{d_{uop}} - \frac{1}{d_{o\max}} \right) d_{ug}^n - \frac{\beta n}{2} \left(\frac{1}{d_{uop}} - \frac{1}{d_{o\max}} \right)^2 d_{ug}^{n-1}, \\ d_{uop} \in [d_1, d_2] \\ +\infty, d_{uop} \in [0, d_{o\min}] \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $d_{ug} = \|X_u - X_g\|$, $d_{uop} = \|X_u - X_{op}\|$, $d_1 = \max\{d_{o\max}, d_{u\max}\}$, $d_2 = \min\{d_{o\min}, d_{u\min}\}$ 。其中 X_{op} 为无人机与威胁几何中心连线和威胁表面交点的空间位置(以下直接简称交点); d_{ug} , d_{uop} 分别为无人机到目标点和交点的空间距离; d_u 为无人机编队临界距离; $d_{o\min}$ 和 $d_{o\max}$ 分别为威胁斥力势场对无人机的最小和最大影响距离; $d_{u\min}$ 和 $d_{u\max}$ 分别为无人机的最小和最大可视化距离; α_1 和 α_2 均为引力增益系数; β 为斥力增益系数。

根据前面分析得知产生目标不可达的根本原因是斥力远大于引力, 要想解决该问题, 必须设法增大引力减少斥力直到引力远大于斥力。通过式(19)可知无人机与目标点距离小于多无人机间安全距离时, 调节引力增益系数, 增大目标对无人机的吸引力, 同时引力影响因子也加大了引力增大的力度, 所以该式主要为了增大引力; 而式(20)的斥力包括 2 个加数项, 当无人机与目标点距离逐步减小, 前一项也将逐渐减小直至趋于 0, 此时第二项将逐渐增大, 所以该式主要为了减小斥力, 引力和斥力分别向两极变化, 随时间推移, 整体上表现为引力增大斥力减小, 直到引力远大于斥力, 无人机将逐步靠近目标位置, 从而解决目标不可达问题, 同时加快无人机向目标点收敛的速度。

4.2 引入辅助力

为解决易陷入局部极小值点和无法安全避障

的问题, 此处引入辅助力的作用使无人机跳出局部极小值点, 并能顺利躲避威胁区域。辅助力根据当前计算的引力和合斥力决定, 辅助力如图 3 所示, 大小和方向计算如式(21)所示。大小为辅助力增益系数与二力数值大小之和的乘积, 方向取为原引力在原合斥力垂直面的投影方向。

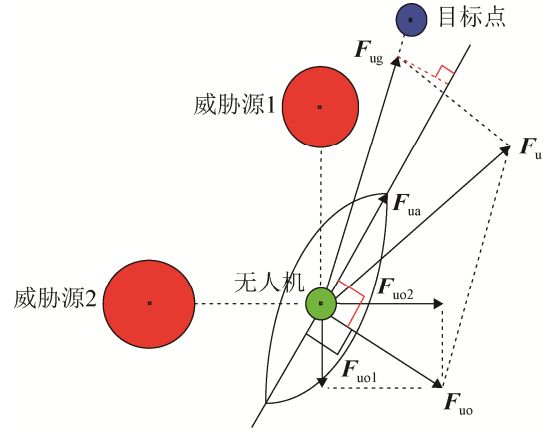


图 3 辅助力示意图

Fig. 3 Schematic diagram of auxiliary force

$$F_{ua}(X_u) = \begin{cases} \delta (\|F_{uo}(X_u)\| + \|F_{ug}(X_u)\|) \cdot \frac{F_{ug}(X_u) F_{uo}^2(X_u)}{\|F_{ug}(X_u) F_{uo}^2(X_u)\|} \cdot \frac{F_{ug}(X_u)}{\|F_{ug}(X_u)\|}, \\ d_{uo} \leq \xi d_{o\min} \\ 0, d_{uo} > \xi d_{o\min} \end{cases} \quad (21)$$

式中: δ 为辅助力增益系数; ξ 为辅助力影响距离系数。

根据前面分析传统势场法易知产生局部极小的根本原因是无人机所受合力为 0, 没有足够的力控制无人机向目标点移动, 本文引入辅助力可以使无人机在该力的作用下克服收敛至局部极小的不足, 跳出局部极小值安全地向目标点方向移动。

4.3 扩展势场法原理

针对分层势场法中分层越多规划速率越慢的问题, 在分层势场法基础上进一步改进, 提出扩展势场算法, 如图 4 所示, 为便于分析该图为截面图。图中 P_u 为无人机当前时刻位置, L_u 为下一时刻位置, 实线为威胁的影响范围, 为考虑一般性, 规则

球体状威胁的球面所在圆表示影响范围,任意形状威胁取其以质心为圆心的最大外接球面所在圆表示影响范围。在进行航迹规划每次迭代中均以当前无人机质点为球心,先以 $r_t = d_{up}/n$ 为调节扩展半径生成内球面,再分别以 $2r_t, 3r_t, \dots, nr_t$ 为扩展半径依次膨胀生成多个球面,使扩展半径较大外层球面不断地向威胁源靠近,直到最大半径球面和距无人机最近的威胁表面相切时停止膨胀,将这一膨胀过程称为扩展探测机制,其中切点 P 即为无人机与障碍威胁几何中心连线和威胁表面的交点, d_{up} 为无人机质心与切点的距离,在每个球面上随机取若干离散点,计算这些点到当前无人机位置与目标点位置之间直线的距离,比较距离大小,从中选出距离最小的点作为下一时刻无人机航迹规划的新起始点,再以新起始点为球心开展新一轮扩展探测机制,不断循环该探测机制,搜索出保证航线最短的最佳航迹点。

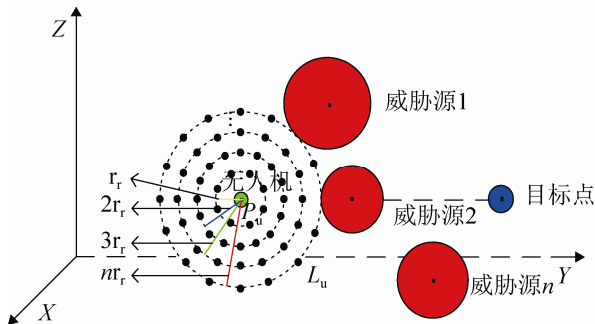


图4 扩展势场法原理图

Fig. 4 Schematic diagram of extended potential field method

4.4 自适应扩展势场法原理

无人机在三维空间航迹规划时主要是为了能以低能耗且安全快速地始终朝向目标点飞行,所以实际上在计算最佳航迹点时只需在扩展探索范围内无人机与目标方向附近局部区域寻点计算即可,忽略剩余的冗余区域,不仅降低计算量,而且提高了无人机航迹规划效率。以无人机与目标点之间的连线为轴,无人机与切点之间连线以航迹规划方向角度 θ_1 围绕该轴旋转一周,形成空间圆锥体形状的有效搜索区域,在该区域中实施扩展寻点法搜寻最

佳航迹点。修正探索区域后的扩展势场法原理如图5所示, θ 角的计算方法如式(22)所示。

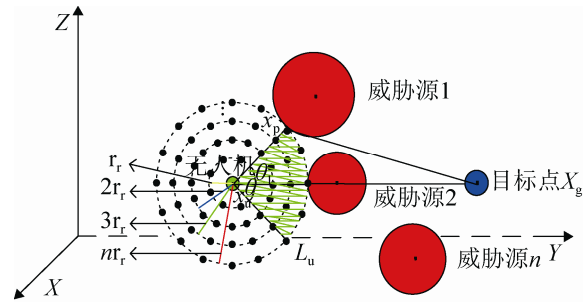


图5 扩展势场法原理图

Fig. 5 Schematic diagram of extended potential field method

$$\theta_1 = \arccos \frac{d_{ug}^2 + d_{up}^2 - d_{gp}^2}{2d_{ug}d_{up}} \quad (22)$$

$$\theta = 2\theta_1$$

式中: $d_{ug} = \|\mathbf{X}_u - \mathbf{X}_g\|$, $d_{up} = \|\mathbf{X}_u - \mathbf{X}_p\|$, $d_{gp} = \|\mathbf{X}_g - \mathbf{X}_p\|$ 。

就有效搜索区域是一种内部无威胁源的局部简单环境,运行扩展探测机制时可以自适应地调节扩展半径,用以提高搜索效率。为此在半径计算中引入调节因子 ρ ,提出自适应调节半径的扩展势场法:

$$R_t = d_{up} / \rho \quad (23)$$

$$\text{其中 } \rho = \begin{cases} 9, & 0 < |\theta - \theta_0| \leq 30^\circ \\ 6, & 30^\circ < |\theta - \theta_0| \leq 90^\circ \\ 3, & 90^\circ < |\theta - \theta_0| \leq 180^\circ \end{cases}$$

式中: θ_0 为无人机上一规划方向角度; ρ 由无人机当前规划方向角度 θ 和上一规划方向角度 θ_0 偏差大小决定,偏差越大,当前扩展探索区域越广, ρ 取值越小,调节半径 R_t 越大,相应的扩展半径越大,在当前探测区域中生成的扩展圈数越少,扩展点越少,可减少一定的计算量,加快搜索速度,反之,生成的扩展圈数越多,扩展点越多,提高搜索精度。

4.5 满足约束条件的最佳航迹点生成方法

本文主要考虑多无人机在以较少的机动能耗和受到较小的威胁力度情况下顺利躲避威胁安全到达目标点^[14],即航迹规划约束条件为航迹点与威

胁质心间的距离大于威胁质心与交点间的距离。为便于分析和验证算法的有效性, 现用航线长度刻画无人机机动能耗, 再引入威胁力度的概念, 其中无人机当前时刻受到的总威胁力度等于距离无人机最近威胁的体积与单位体积威胁力度系数乘积, 人为设定任意单位的威胁力度系数 $I_u = 0.1$ 。然后将两者线性加权和作为总代价函数, 用以衡量航迹优劣

$$J_{smin}(\mathbf{X}_u) = C_1 J_{1min}(\mathbf{X}_u) + C_2 J_{2min}(\mathbf{X}_u), d_{uo} > d_{op} \quad (24)$$

$$\text{其中} \begin{cases} J_{1min}(\mathbf{X}_u) = \sum_{i=1}^m J_{1min}(\mathbf{X}_{ui}) \\ J_{2min}(\mathbf{X}_u) = \sum_{i=1}^m J_{2min}(\mathbf{X}_{ui}) \end{cases}$$

式中: $C_1 + C_2 = 1$, $J_{1min}(\mathbf{X}_{ui}) = \|\mathbf{X}_{upi} - \mathbf{X}_{uli}\|$, $J_{2min}(\mathbf{X}_{ui}) = V_{oi} \cdot I_u$ 。 $\mathbf{X}_{upi}$, $\mathbf{X}_{uli}$ 分别为第 i 次运行扩展探测机制时选取的当前时刻无人机位置坐标和下一时刻无人机位置坐标; V_{oi} 为当前时刻距离无人机最近的威胁体积; I_u 为威胁单位体积威胁力度系数。从以上理论分析中可见, 每次运行扩展探测机制均搜索出距离无人机与目标连线最短的航迹点, 起始点到目标点间所有相邻最佳航迹点间的航路段累加求和便可获得完整的最优航迹。

4.6 自适应扩展势场算法步骤

无人机航迹规划的扩展势场算法运行步骤为:

step 1: 对整个复杂战场环境中的各架无人机、目标点、各类威胁等的空间位置进行初始化;

step 2: 对扩展势场法中譬如 α_1 , α_2 , d_u , d_{omin} , d_{omax} , d_{umin} , d_{umax} , β , δ , ξ , ε , I_u 等相关参数进行初始化;

step 3: 判断无人机是否均已安全到达目标点处, 若是则无人机航迹规划任务完成, 若否则继续执行 step 4;

step 4: 在已建好的复杂战场环境中, 利用改进的人工势场函数, 计算当前时刻无人机所受的引力和合斥力大小;

step 5: 计算无人机受到的辅助力和机间作用力的大小;

step 6: 根据 step 4~5 计算出的引力、合斥力、辅助力, 以及机间作用力计算出无人机受到的总合力, 并计算出无人机下一时刻位置信息;

step 7: 开启自适应扩展探测机制, 计算相应的扩展半径、规划方向角, 采用扩展寻点法生成航迹点集;

step 8: 根据代价函数计算得到无人机最小代价, 从航迹点集中选取最佳航迹点, 并将该点作为下一时刻无人机规划的新起始点, 返回 step 3。

5 数值仿真

5.1 复杂战场环境建模及参数初始化

无人机在飞行过程中不仅要考虑自身约束还要考虑各种威胁^[15-16]。无人机飞行中受到的威胁主要分为自然环境威胁以及敌方防空火力威胁。为了既能逼真地模拟复杂战场环境又能便于验证算法的可行性, 本文在三维空间中, 用数学函数模型表示海洋山峰, 其式如(25), (26)所示, 圆柱体表示大气, 半球体表示雷达, 球体表示防空导弹, 各威胁模型如图 6 所示, 以上威胁几何中心在三维空间中的位置坐标如表 1 所示, 根据威胁信息便可构造 500 km×500 km×200 km 复杂战场环境模型如图 7 所示。

$$z_s(x_s, y_s) = \sin(y + A) + B \sin(x) + C \cdot \cos(D \cdot \sqrt{x^2 + y^2}) + E \cdot \cos(y) + F \cdot \sin(G \cdot \sqrt{x^2 + y^2}) \quad (25)$$

$$z_p(x_p, y_p) = \sum_{i=1}^m H_i \exp \left[-\left(\frac{x - x_i}{x_{si}} \right)^2 - \left(\frac{y - y_i}{y_{si}} \right)^2 \right] \quad (26)$$

式中: z_s 为水平面点对应的高程值; x_s , y_s 为模型投影在水平面上点的坐标; A , B , C , D , E , F , G 均为常数, 用来控制海洋平面起伏; $z_p(x_p, y_p)$ 为地图中该点处的高程值; (x_i, y_i) 为第 i 个山峰的中心坐标; H_i 为可控制山峰高度的参数; x_{si} 和 y_{si} 分别为第 i 个山峰沿 x 轴和 y 轴方向上的衰减量, 可控制山峰的坡度; m 为山峰总数。

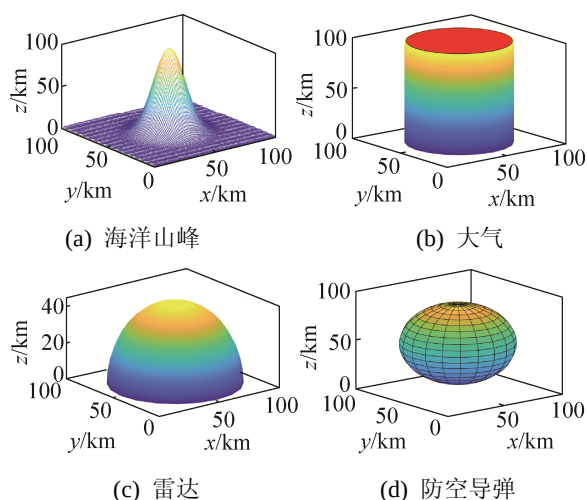


图6 各威胁模型示意图
Fig. 6 Schematic diagram of each threat model

表1 威胁模型位置坐标
Tab. 1 Threat model location coordinates

威胁	坐标
山峰	1 (400, 325, 160)
	2 (200, 300, 60)
	3 (75, 300, 80)
大气	1 (100, 50, 0)
	2 (450, 450, 0)
	3 (250, 450, 0)
雷达	1 (300, 235, 0)
	2 (400, 180, 0)
	3 (340, 130, 0)
	4 (260, 130, 0)
	5 (200, 180, 0)
	6 (300, 350, 0)
防空导弹	1 (30, 220, 40)
	2 (125, 225, 60)
	3 (325, 300, 100)
	4 (470, 240, 120)
	5 (300, 200, 75)
	6 (200, 300, 100)

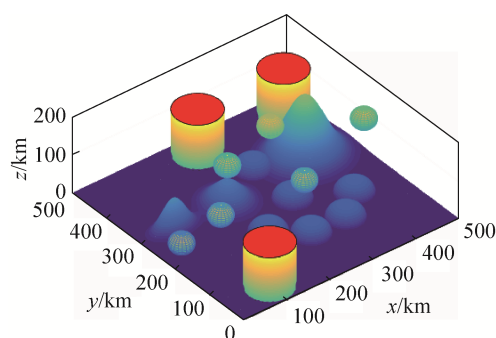


图7 复杂战场环境示意图
Fig. 7 Schematic diagram of complex battlefield environment

在对多无人机进行航迹规划前需要先确定好多无人机起始位置和目标点位置,位置坐标见表2,并对势场函数相关参数初始化,数据见表3。

表2 无人机与目标点位置坐标
Tab. 2 Position coordinates of UAV and target point

编号	坐标
UAV1	(50.000 0, 450.000 0, 110.000 0)
UAV2	(35.000 0, 441.339 7, 85.505 1)
UAV3	(50.000 0, 467.320 5, 85.505 1)
UAV4	(65.000 0, 441.339 7, 85.505 1)
1	(450.000 0, 50.000 0, 110.000 0)
2	(435.000 0, 41.339 7, 85.505 1)
3	(450.000 0, 67.320 5, 85.505 1)
4	(465.000 0, 41.339 7, 85.505 1)

表3 势场函数相关参数
Tab. 3 Related parameters of potential field function

参数	数值	参数	数值
α_1	1.5	n	0.5
α_2	3.0	δ	0.05
β	3.0	ξ	350
m	0.45	ε	4 000

5.2 实验分析

在前面已构造好的新三维复杂战场环境模型中,分别采用传统人工势场法、分层势场法和本文提出的自适应扩展势场法对多无人机进行航迹规划仿真实验并加以对比,实验结果如图8~10所示,通过分层势场法和自适应扩展势场法对多无人机进行航迹规划的总时间以及航线长度数据如表4所示,为使对比数据更加直观,画出柱状图与折线图如图11所示。

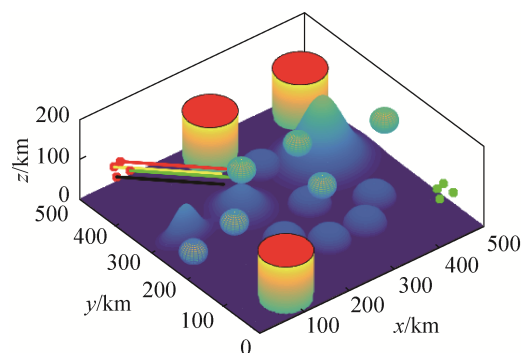


图8 传统人工势场法航迹规划
Fig. 8 Trajectory planning of traditional artificial potential field method

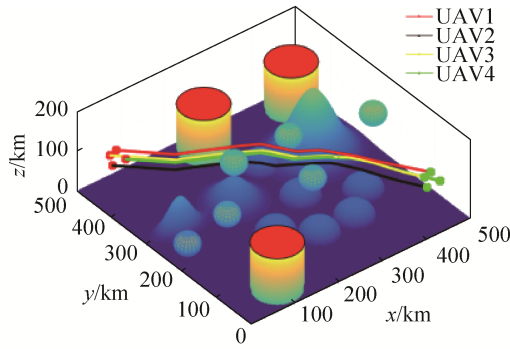


图 9 分层势场法航迹规划

Fig. 9 Trajectory planning of layered potential field method

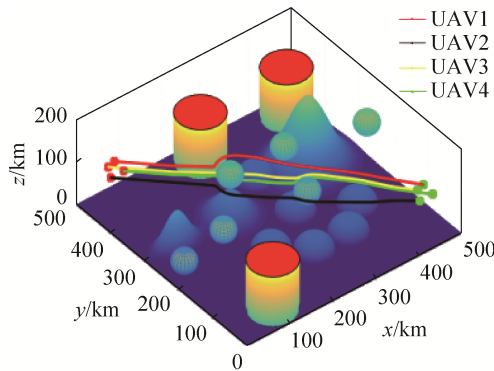


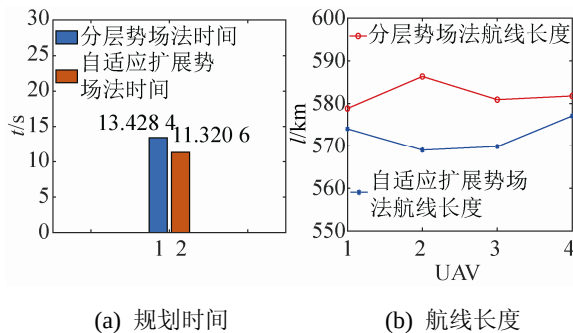
图 10 自适应扩展势场法航迹规划

Fig. 10 Adaptive extended potential method trajectory planning

表 4 2 种方法规划总时间及航线长度

Tab. 4 Two methods to plan total time and route length

规划方法	总时间/s	航线长度/km
分层势场法	13.428 4	578.822 8
		586.333 6
		580.901 9
		581.766 0
自适应扩展势场法	11.320 6	574.019 2
		568.970 5
		569.821 9
		577.068 2



(a) 规划时间

(b) 航线长度

图 11 规划总时间及航线长度对比图

Fig. 11 Comparison of total planning time and route length

从图 8 中可知,采用传统人工势场法对多无人机进行航迹规划时出现目标不可达、易陷入局部极小值点甚至无法避障的问题,导致整个航迹规划失败。从图 9 中可知,采用分层势场法,可以规划出完整的飞行航迹,能够解决目标不可达、易陷入局部极小值点和无法避障的问题,但分层势场法也存在分层越多,规划速度越慢,花费时间长的缺点。然而从图 10 可看出采用自适应扩展势场法规划出的航迹更加合理。通过表 4 和图 11 显示可看出,在相同的仿真环境下,采用自适应扩展势场法规划的总时间比分层势场法少,并且规划的航线长度比分层势场法更短,充分验证了自适应扩展势场航迹规划算法的有效可行性。

6 结论

本文主要研究多无人机在复杂战场环境下的航迹规划问题,首先分析了传统人工势场法存在问题的原因,在分层势场法的引力和斥力势场函数中分别引入引力影响因子和斥力影响因子,进一步改进势场函数并引入“辅助力”的作用,解决了目标不可达、易陷入局部极小值点和无法避障的问题。在改进势场法基础上引入基于自适应扩展寻点法的航迹评价机制,提出自适应扩展势场算法,利用该算法对无人机进行航迹规划时不但使规划时间比分层势场法少,而且使航线长度比分层势场法更短,克服了分层势场法分层越多规划速率越慢的缺陷,总体上加快了搜索速度,提高了搜索精度,航迹质量更优。本文假设机间通信良好,但在实际战场环境下,多无人机编队执行任务时必然会遭受敌方威胁导致机间通信受阻,所以今后的研究将进一步考虑机间通信受阻等情况,并提出相应的解决措施。

参考文献:

- [1] 沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. 航空学报, 2014, 35(3): 593-606.
Shen Lincheng, Chen Jing, Wang Nan. Overview of Air Vehicle Mission Planning Techniques[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 593-606.

- [2] Niu H L, Lu Y, Savvaris A, et al. An Energy-Efficient Path Planning Algorithm for Unmanned Surface Vehicles[J]. Ocean Engineering (S0029-8018), 2018, 161: 308-321.
- [3] Ma Y, Hu M Q, Yan X P. Multi-Objective Path Planning for Unmanned Surface Vehicle with Currents Effects[J]. ISA Transactions(S0019-0578), 2018, 75: 137-156.
- [4] Liu J H, Yang J G, Liu H P, et al. An Improved ant Colony Algorithm for Robot Path Planning[J]. Methodologies and Application(S1867-5662), 2017, 21: 5829-5839.
- [5] Chen X, Zhang J. The Three-Dimension Path Planning of UAV Based on Improved Artificial Potential Field in Dynamic Environment[C]// International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC). Hangzhou, China: IEEE, 2013: 144-147.
- [6] Yan F L. Autonomous Vehicle Routing Problem Solution Based on Artificial Potential Field with Parallel Ant Colony Optimization (ACO) Algorithm[J]. Pattern Recognition Letters (S0167-8655), 2018, 116: 195-199.
- [7] Lin Y C, Saripalli S. Sampling-Based Path Planning for UAV Collision Avoidance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 2017, 18(11): 3179-3192.
- [8] 谌海云, 陈华胄, 刘强. 基于改进人工势场法的多无人机三维编队路径规划[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(3): 414-420.
Chen Haiyun, Chen Huazhou, Liu Qiang. Multi-UAV 3D Formation Path Planning Based on Improved Artificial Potential Field[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(3): 414-420.
- [9] 陈廷楠. 飞机飞行性能品质与控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 21-27.
Chen Tingnan. Aircraft Flight Performance Quality and Control[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 21-27.
- [10] Oussama K. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[J]. International Journal of Robotics Research (S0278-3649), 1986, 5(1): 90-98.
- [11] 代冀阳, 王村松, 殷林飞, 等. 飞行器分层势场路径规划算法[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(11): 1505-1510.
Dai Jiyang, Wang Cunsong, Yin Linfei, et al. Hierarchical Potential Field Algorithm of Path Planning for Aircraft[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(11): 1505-1510.
- [12] 曲成刚, 曹喜滨, 张泽旭. 人工势场和虚拟领航者结合的多智能体编队[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(5): 1-5.
Qu Chenggang, Cao Xibin, Zhang Zexu. Multi-Agent System Formation Integrating Virtual Leaders into Artificial Potentials[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(5): 1-5.
- [13] Harder S A, Lauderbaugh L K. Formation Specification for Control of Active Agents Using Artificial Potential Fields[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems (S1573-0409), 2019, 95(2): 279-290.
- [14] Du H B, Zhu W W, Wen G H, et al. Distributed Formation Control of Multiple Quadrotor Aircraft Based on Nonsmooth Consensus Algorithms[J]. IEEE Transactions on Cybernetics (S2168-2267), 2019, 49(1): 342-353.
- [15] Rostami S M H, Sangaiah A K, Jin W, et al. Obstacle Avoidance of Mobile Robots using Modified APF Algorithm[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking (S1687-1499), 2019(1): 1-19.
- [16] Ning Z, Song L, Huang D, et al. Lattice Flocking of MQS an Algorithm Based on APF[J]. Aerospace Systems(S2523-3955), 2018(1): 13-22.