

基于改进流体扰动算法与灰狼优化的无人机三维航路规划

姚 鹏, 王宏伦

(北京航空航天大学 a. 自动化科学与电气工程学院, b. 飞行器控制一体化技术重点实验室, 北京 100191)

摘 要: 针对复杂地形环境下的无人机三维航路规划问题, 提出一种基于改进的扰动流体动态系统与灰狼优化理论的混合航路规划算法. 构建改进的扰动流体动态系统数学模型, 通过修正初始汇流得到扰动流场, 流场流线即可看作规划航路, 能有效避免驻点、局部陷阱等问题. 通过模拟灰狼群体的等级制度和捕食策略, 并引入个体记忆功能和优胜劣汰选择规则, 对障碍物反应系数进行寻优. 仿真结果表明, 规划出的三维航路平滑、可飞, 具有良好的避障特性.

关键词: 复杂地形环境; 无人机; 三维航路规划; 扰动流体动态系统; 灰狼优化

中图分类号: V249.1

文献标志码: A

Three-dimensional path planning for UAV based on improved interfered fluid dynamical system and grey wolf optimizer

YAO Peng, WANG Hong-lun

(a. School of Automation Science and Electrical Engineering, b. Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beihang University, Beijing 100191, China. Correspondent: WANG Hong-lun, E-mail: hl_wang_2002@126.com)

Abstract: By combining the improved interfered fluid dynamical system and grey wolf optimizer, a hybrid method is adopted for three-dimensional path planning of the unmanned aerial vehicle(UAV) in complex terrain environment. The improved interfered fluid dynamical system is mathematically modeled. By modifying the original flow, the disturbed fluid is obtained, where the streamlines can be regarded as planned paths. The problems of the stagnation point and the partial trap can be solved effectively. Then, by imitating the hierarchy and predation strategy of wolf pack, as well as the individual memory and the rules of survival of the fittest, the reactive parameters of obstacles are optimized. Simulation results show that the planned three-dimensional route is smooth, feasible and of good obstacle avoidance behavior.

Keywords: complex terrain environment; UAV; three-dimensional path planning; interfered fluid dynamical system; grey wolf optimizer

0 引 言

复杂地形三维航路规划是目前无人机研究的热点问题之一, 它要求无人机在复杂三维地形环境下, 自主地规划一条最优或次优航线, 躲避障碍物或威胁, 实现任务目标. 当前的航路规划技术可基本概况为 5 种: 基于图论的方法^[1], 如 Voronoi 图法; 启发式搜索算法^[2-3], 如 A* 算法、D* Lite 算法; 随机规划方法^[4], 如快速扩展随机树法 (RRT); 基于优化的方法^[5-6], 包括混合整数线性规划 (MILP) 和智能优化算法 (如遗传算法、粒子群优化算法及蚁群算法等); 基于势场的方法^[7], 如人工势场法等. 上述方法可以较好地解决二维环境下的航路规划问题, 但在三维复杂

地形环境中, 往往存在一定的局限性.

近年来, 一类模拟流体流动进行航路规划的仿生算法^[8-9], 如流函数法或流水避石方法, 因其光滑航路特性和计算快速性, 逐渐引起人们的关注, 其本质是人工势场法的一种延伸变形. 该类方法受到自然界中流水避开岩石并最终到达终点的现象的启发, 通过对流体力学概念的扩展, 规划光滑可飞的航路, 但对复杂地形的处理能力有限. 文献 [10] 在流水避石方法的基础上提出了一种基于扰动流体动态系统 (IFDS) 的三维航路规划方法, 可处理多种类型的障碍物, 且航路平滑、计算量小, 能够满足无人机三维航路规划的要求. 但产生的流线分布有一定的局限性, 且往往存

收稿日期: 2015-02-06; 修回日期: 2015-08-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61175084).

作者简介: 姚鹏 (1989—), 男, 博士生, 从事无人机自主管理与决策的研究; 王宏伦 (1970—), 男, 教授, 博士生导师, 从事无人机自主控制、管理与决策等研究.

在局部陷阱、驻点等问题, 仅靠一些辅助策略^[10]不能从本质上解决上述问题.

此外, 流体扰动算法需要依据具体的航路评价指标对反应系数进行优化. 目前较成熟的参数优化方法包括粒子群优化 (PSO)、遗传算法 (GA)、万有引力搜索算法 (GSA)、微分进化算法 (DE) 等^[11-12]. 灰狼优化算法 (GWO) 是 Mirjalili 等^[13]于 2014 年提出的一种群体优化搜索算法, 通过模拟狼群的等级制度和捕食策略, 指导群体搜索最优值. 经验证, 该方法在全局搜索性、收敛性等方面优于其他参数优化方法, 但仍存在过早收敛等缺陷.

基于上述分析, 本文提出了改进扰动流体动态系统 (IIFDS) 与改进灰狼优化算法 (IGWO) 相结合的混合航路规划算法. 首先, 在流体扰动算法的基础上, 放宽对流体物理性质的限制, 在扰动矩阵中引入切向矩阵, 从而在不改变流体特性的基础上, 扩展扰动流线的分布, 从本质上避免局部陷阱、驻点等问题. 然后, 针对反应系数的优化问题, 采用灰狼优化算法模拟狼群等级制度和捕食策略, 同时引入 PSO 算法的个体记忆功能和 DE 算法的优胜劣汰选择规则, 加快收敛速度, 提高最优解的质量. 仿真结果表明, 本文提出的算法在复杂地形环境下取得了良好的规划效果.

1 航路规划问题

1.1 航路规划问题建模

三维静态地形环境下的无人机航路规划是指, 在已知规划空间中, 依据环境约束、无人机动力学约束等, 规划一条从起始点到目标点的、某种指标下最优的可飞光滑航路, 因此航路规划问题本质上是一种优化问题. 假设无人机的规划空间坐标系为 o_{xyz} , 空间中任意点坐标为 $P = (x, y, z)$, 出发点位置为 $P_0 = (x_0, y_0, z_0)$, 目标点位置为 $P_d = (x_d, y_d, z_d)$, 则无人机初始状态为 P_0 , 最终状态 $P_f = P_d$. 航路规划的任务是从规划空间内寻找满足各种约束的 W 个航路点 $\{P_1, P_2, \dots, P_w, \dots, P_W\}$, $P_1 = P_0$, $P_W = P_f$, 然后依次连接, 即得规划航路.

1.2 航路优化性能指标

用航路代价 J 来评估航路的优劣程度, 航路代价越小, 航路越优. 在计算航路代价前, 需先判断规划航路是否满足无人机动力学约束, 主要包括最大爬升高度约束、最低飞行高度约束、最大爬升角约束、最大水平转弯角约束、最大飞行速度约束和最小飞行速度约束等. 当不满足飞行约束时, J 直接取为无穷大正值, 作为对飞行约束的惩罚项.

当飞行航路满足飞行动力学约束后, 才可计算航路代价 J . 本文主要考虑航路长度代价 J_1 , 障碍物威

胁度代价 J_2 , 航路平滑度代价 J_3 等.

$$J = \lambda_1 J_1 + \lambda_2 J_2 + \lambda_3 J_3, \quad (1)$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \in [0, 1]$ 为 3 种代价的权重系数, 且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$.

航路长度 J_1 可简单定义为

$$J_1 = \sum_{w=2}^W |P_w - P_{w-1}|. \quad (2)$$

假设规划空间中有 K 个障碍物, 无人机到达第 w 个航路点时, 基于其机动特性等因素, 定义第 k 个障碍物对无人机的威胁程度^[14]为

$$T_w(k) = \begin{cases} 0, & L > 2; \\ \frac{1}{L}, & 0 \leq L \leq 2. \end{cases} \quad (3)$$

其中 L 表示无人机到第 k 个障碍物表面的距离.

因此, 障碍物威胁度可定义为

$$J_2 = \frac{1}{W} \sum_{w=1}^W \sum_{k=1}^K T_w(k). \quad (4)$$

为了使规划航路较易跟踪, 需尽量减少大机动次数, 提高轨迹平滑性, 因此引入航路平滑度 J_3 .

$$J_3 =$$

$$\frac{1}{W-2} \sum_{w=2}^{W-1} (\mu_1 |\psi_w - \psi_{w-1}| + \mu_2 |\phi_w - \phi_{w-1}|). \quad (5)$$

其中: ψ_w, ϕ_w 分别为第 w 段航路的转弯角、爬升角; $\mu_1, \mu_2 \in [0, 1]$ 分别为横侧向平滑度和纵向平滑度的权重系数, 且满足 $\mu_1 + \mu_2 = 1$.

2 基于改进扰动流体动态系统 (IIFDS) 的航路规划

2.1 扰动流体动态系统 (IFDS) 介绍

IFDS 算法^[10]是一种基于流体计算的航路规划算法, 最终计算得到的扰动流线看作无人机的规划航路, 经验证该流线能在平滑地躲避障碍物的同时最终到达目标点. 在采用 IFDS 算法进行航路规划前, 需先对障碍物建模, 所有障碍均可用圆球、圆锥等标准凸多面体等效.

$$\Gamma(P) = \left(\frac{x-x_0}{a}\right)^{2p} + \left(\frac{y-y_0}{b}\right)^{2q} + \left(\frac{z-z_0}{c}\right)^{2r}. \quad (6)$$

其中: a, b, c 和 p, q, r 分别决定障碍物的大小与形状, (x_0, y_0, z_0) 表示障碍物中心. $\Gamma(P) = 1$ 表示点 P 在障碍物表面, $\Gamma(P) > 1$ 表示障碍物外部, $\Gamma(P) < 1$ 表示障碍物内部.

首先, 把汇流作为初始流场, 流场中的任意流线均为指向目标的直线, 则流速定义如下:

$$u(P) = -\left(\frac{C(x-x_d)}{d(P, P_d)} \quad \frac{C(y-y_d)}{d(P, P_d)} \quad \frac{C(z-z_d)}{d(P, P_d)}\right)^T. \quad (7)$$

其中: C 表示汇流大小; $d(P, P_d)$ 表示无人机当前位置 P 与目标点 P_d 的欧氏距离, 即

$$d(P, P_d) = \sqrt{(x - x_d)^2 + (y - y_d)^2 + (z - z_d)^2}. \quad (8)$$

其次, 将障碍物对初始汇流的影响用扰动矩阵 $\bar{M}(P)$ 量化表示为

$$\bar{M}(P) = \sum_{k=1}^K \omega_k(P) M_k(P). \quad (9)$$

其中: $\omega_k(P)$ 表示第 k 个障碍物的权重系数, $M_k(P)$ 表示第 k 个障碍物的扰动矩阵, 分别定义为

$$\omega_k(P) = \begin{cases} 1, & K = 1; \\ \prod_{i=1, i \neq k}^K \frac{(\Gamma_i - 1)}{(\Gamma_i - 1) + (\Gamma_k - 1)}, & K \neq 1. \end{cases} \quad (10)$$

$$M_k(P) = I + \frac{1}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k} (n_k^T n_k I - 2n_k n_k^T). \quad (11)$$

Γ_i, Γ_k 为按式(6)计算的障碍物方程; I 为三阶单位矩阵; ρ_k 为反应系数; n_k 为径向法向量, 表示为

$$n_k = \left[\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \quad \frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} \quad \frac{\partial \Gamma_k}{\partial z} \right]^T. \quad (12)$$

再次, 修正汇流流速 $u(P)$, 得到扰动流速 $\bar{u}(P)$ 为

$$\bar{u}(P) = \bar{M}(P)u(P). \quad (13)$$

最后, 将 $\bar{u}(P)$ 积分, 即获得下一航路点

$$\{P\}_{w+1} = \{P\}_w + \bar{u}(P)\Delta t, \quad (14)$$

其中 Δt 为计算步长.

重复上述步骤, 得到一系列离散航路点, 依次将其连线即得到扰动流线. 经验证, 流线符合流水避石的一般特性, 本文不再详细说明. 流体扰动算法原则上可得连续光滑流线 ($\Delta t \rightarrow 0$ 即可), 但在实际应用中, 需对该系统进行离散化, 本文选取 Δt 为 1 s, 此时相邻航路点之间的速度或加速度变化通常很小.

当规划空间中多个障碍物重叠时, 会产生一个凹陷区域即陷阱区域 (TA), 此时若扰动流速 $\bar{u}$ 指向 TA, 流线最终会落入陷阱区域而无法逃离. 当无人机起点与目标点的连线正好经过障碍中心时, 扰动流速 $\bar{u}$ 与初始流速 u 的方向始终一致, 且 $|\bar{u}|$ 逐渐减小, 流线到达障碍物表面时 $\bar{u}$ 为 0, 因此流线会停滞于该点, 即为驻点 (SP). 针对上述问题, 文献[10]采用了一些特定策略来避免上述情况, 但这些策略往往不够灵活, 且未能从根本上解决该问题.

2.2 改进扰动流体动态系统 (IIFDS) 介绍

IIFDS 算法产生上述问题的根本原因在于扰动矩阵的定义不够客观全面, 导致流线分布空间较有限. 因此提出 IIFDS 算法, 通过在扰动矩阵中引入切向矩阵来有效地解决上述问题.

2.2.1 算法改进

对第 k 个障碍物而言, 在与径向法向量 n_k 垂直的切平面 S 上, 定义两个互相垂直的切向量

$$t_{k,1} = \left[\frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} \quad -\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \quad 0 \right]^T, \quad (15)$$

$$t_{k,2} = \left[\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \frac{\partial \Gamma_k}{\partial z} \quad \frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} \frac{\partial \Gamma_k}{\partial z} \quad -\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} - \frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} \frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \right]^T. \quad (16)$$

其中 $t_{k,1}$ 为水平切向量. 以 $t_{k,1}$ 为 x' 轴, $t_{k,2}$ 为 y' 轴, n_k 为 z' 轴, 建立坐标系 $o'x'y'z'$, 则切平面 S 上的任意切向量在 $o'x'y'z'$ 中可表示为

$$t'_k = [\cos \theta_k \quad \sin \theta_k \quad 0]^T, \quad (17)$$

其中 $\theta_k \in [-\pi, \pi]$ 为切向量 $t_{k,1}$ 沿 z' 轴旋转的角度, 本文称为切向方向系数.

切向量 t'_k 在 $oxyz$ 中表示为

$$t_k = R_k t'_k, \quad (18)$$

其中 R_k 表示 $o'x'y'z'$ 到 $oxyz$ 的坐标旋转矩阵.

然后, 重新定义扰动矩阵 $M_k(P)$ 为

$$M_k(P) = I - \frac{n_k n_k^T}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k} + \frac{t_k n_k^T}{\Gamma_k^{\sigma_k} |t_k| |n_k|}. \quad (19)$$

其中: ρ_k 为排斥反应系数, σ_k 为切向反应系数, 它们均为正值; 单位矩阵 I 为吸引矩阵; $-\frac{n_k n_k^T}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k}$ 为排斥矩阵; $\frac{t_k n_k^T}{\Gamma_k^{\sigma_k} |t_k| |n_k|}$ 为切向矩阵.

其他步骤与第 2.1 节相同, 通过计算得到扰动流线. IIFDS 算法得到的扰动流线具有以下性质.

定理 1 流线可躲避障碍.

证明 当点 P 在第 k 个障碍物表面时, 满足 $\Gamma_k = 1$. 由式(10)可知, 权重系数满足 $\omega_k = 1, \omega_i = 0 (i = 1, 2, \dots, K, i \neq k)$, 扰动矩阵 $\bar{M}$ 简化为

$$\bar{M} = I - \frac{n_k n_k^T}{n_k^T n_k} + \frac{t_k n_k^T}{|t_k| |n_k|}. \quad (20)$$

法向量 n_k 与切向量 t_k 垂直, 即 $n_k^T t_k = 0$, 得到

$$n_k^T \bar{u} = n_k^T \bar{M} u = \left(n_k^T - \frac{n_k^T n_k n_k^T}{n_k^T n_k} + \frac{n_k^T t_k n_k^T}{|t_k| |n_k|} \right) u = 0.$$

上式说明扰动流速 $\bar{u}$ 的径向分量为 0, 因此流线能躲避障碍物. $\square$

定理 2 流线最终到达目标点.

证明 扰动流速 $\bar{u}$ 可表示如下:

$$\bar{u} = \sum_{k=1}^K \omega_k M_k u = \sum_{k=1}^K \omega_k \bar{u}_k. \quad (21)$$

其中 $\bar{u}_k$ 表示第 k 个障碍产生的扰动流速, 表示为

$$\bar{u}_k = M_k u = u - \frac{n_k^T u}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k} n_k + \frac{n_k^T u}{\Gamma_k^{\sigma_k} |t_k| |n_k|} t_k.$$

$\bar{u}_k$ 可分为 3 部分: u 为吸引速度, $-\frac{n_k^T u}{\Gamma_k^{\frac{1}{\rho_k}} n_k^T n_k} n_k$ 为排斥速度, $\frac{n_k^T u}{\Gamma_k^{\sigma_k} |t_k| |n_k|} t_k$ 为切向速度. 由于 $\Gamma_k \geq 1$, $\cos^2 \langle u, n_k \rangle \leq 1$, 因此满足

$$u^T \left(u - \frac{n_k^T u}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k} n_k \right) = |u|^2 \left(1 - \frac{\cos^2 \langle u, n_k \rangle}{\Gamma_k^{\rho_k}} \right) \geq 0.$$

由于汇流流速 u 始终指向目标, 上式说明吸引速度与排斥速度的矢量和能使无人机逐渐靠近目标. 此外, 切向速度始终在障碍物外部的切平面上, 因此 $\bar{u}_k$ 可使无人机逐渐接近目标点. 由于 $\omega_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, K$, 由式 (21) 可知, 总扰动流速 $\bar{u}$ 使无人机最终到达目标点. $\square$

2.2.2 IFDS 与 IIFDS 算法的扰动流速分析

按上述分解方法, 当采用 IFDS 算法时, 扰动矩阵可分解为两部分: 吸引矩阵 $\left(1 + \frac{1}{\Gamma_k^{\rho_k}}\right) I$ 和排斥矩阵 $-\frac{2n_k n_k^T}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k}$. 相应的扰动流速可分解为两部分: 吸引速度 $\left(1 + \frac{1}{\Gamma_k^{\rho_k}}\right) u$ 和排斥速度 $-\frac{2n_k^T u}{\Gamma_k^{\rho_k} n_k^T n_k} n_k$. 通过调整 IFDS 算法中的障碍物反应系数 ρ_k , 虽然可获得不同形状的流线, 但扰动流速的方向局限性使得流线通常分布在一个平面内, 所以易陷入局部陷阱或停滞于驻点. 因此某些情况下, IFDS 算法并不适用于三维航路规划, 甚至无法得到可飞航路.

相比于 IFDS 算法, IIFDS 算法重新定义了扰动矩阵, 在扰动流速中引入切线速度, 使得扰动流速可指向任意方向. 通过调整排斥矩阵中的排斥反应系数 ρ_k , 切向矩阵中的切向反应系数 σ_k 、切向方向系数 θ_k , 可得到一系列不同形状的分布于整个规划空间的流线, 进而筛选出避免陷入局部陷阱或停滞于驻点的流线. 由于在切平面 (即与径向法向量垂直的平面) 上的任意切向量均不会影响流线的避障特性和可达特性, 因此切线速度方向 θ_k 是可选取的, 只需保证切向速度与吸引速度、排斥速度不在一个平面内即可.

3 基于改进灰狼优化算法 (IGWO) 的反应系数寻优

由第 2.2 节分析可知, 若采用 IIFDS 算法进行航路规划, 则对于静态规划空间中的多个障碍物而言, 每个障碍物都对应一组反应系数, 包括排斥反应系数、切向反应系数、切向方向系数, 通过组合这些系数, 可得到一系列形状各异的光滑流线. 但这些流线有的不满足无人机动力学约束, 有的会陷入陷阱区域, 有的航路代价过大. 因此, 需要对上述系数进行优化,

进而从众多流线中筛选出一条既满足环境约束、无人机约束等各种约束, 又保证某一指标下最优的流线作为规划航路.

灰狼优化算法 (GWO) 是一种通过模拟灰狼的等级制度和捕食策略, 以迭代方式不断寻找最优值的优化方法. 本文在此基础上采用一种改进的灰狼优化算法 (IGWO) 进行系数优化, 得到无人机最优三维航路.

3.1 灰狼现象

灰狼是自然界中一种处于食物链顶端的群体性动物, 种群数量一般为 7~12 只, 灰狼个体之间协同合作、组织严密, 实现种群的繁荣与发展, 其中最引人注意的现象是狼群的等级制度和捕食策略.

在一个灰狼群体中, 按社会等级从高到低可分为首领狼 α 、副首领狼 β 、普通狼 δ 和底层狼 γ , 且等级越低, 个体数量越多. 高等级狼向低等级狼发送命令, 但同时也接纳低等级狼的建议, 此外低等级狼还会挑战高等级狼的地位.

狼群捕食猎物时, 其他个体在首领狼的带领下有组织地对猎物进行围攻. 该过程可分为 3 个步骤: 首先, 狼群通过气味等信息追踪猎物并逐渐接近; 然后, 在确定猎物位置后, 狼群包围猎物; 最后, 逐渐缩小包围圈, 攻击猎物.

3.2 灰狼优化算法 (GWO)

本文把 GWO 算法应用于航路规划问题中, 因此按式 (1) 计算的航路代价 J 可作为优化目标函数, 即灰狼个体适应度值 $f = J$.

为了简化描述狼群的等级制度, 定义群体历史最优解为首领狼 α , 历史次最优解为副首领狼 β , 历史第三最优解为普通狼 δ , 种群其他个体为 γ .

在 D 维搜索空间中, 假设 N 只灰狼组成种群 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$, 定义第 i 只灰狼的位置为 $X_i = (X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^D)$, 其中 X_i^d 表示第 i 只灰狼在第 d 维上的位置.

首先描述灰狼逐渐接近并包围猎物的行为, 对第 i 只灰狼第 d 维位置, 满足如下公式:

$$X_i^d(t+1) = X_p^d(t) - A_i^d |C_i^d X_p^d(t) - X_i^d(t)|. \quad (22)$$

其中: t 为当前迭代次数, $X_p = (X_p^1, X_p^2, \dots, X_p^D)$ 为猎物位置, $A_i^d |C_i^d X_p^d(t) - X_i^d(t)|$ 为包围步长, A_i^d 和 C_i^d 的定义为

$$A_i^d = 2a \cdot \text{rand}_1 - a, \quad (23)$$

$$C_i^d = 2 \cdot \text{rand}_2. \quad (24)$$

$\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 表示 $[0, 1]$ 间的随机变量, 变量 a 随迭代次数的增大从 2 线性减小到 0:

$$a = 2 - t/t_{\max}, \quad (25)$$

其中 $t_{\max}$ 为最大迭代次数.

灰狼在捕食过程中往往知晓猎物位置(即最优位置 X_p), 但在实际的参数优化过程中, 猎物位置是不可知的. 通常灰狼 α 、 β 、 δ (即保存的前3个历史最优位置) 能更好地了解潜在的猎物位置, 因此灰狼群体可依据 α 、 β 、 δ 的位置 X_α 、 X_β 、 X_δ 进行更新:

$$\begin{cases} X_{i,\alpha}^d(t+1) = X_\alpha^d(t) - A_{i,1}^d |C_{i,1}^d X_\alpha^d(t) - X_i^d(t)|, \\ X_{i,\beta}^d(t+1) = X_\beta^d(t) - A_{i,2}^d |C_{i,2}^d X_\beta^d(t) - X_i^d(t)|, \\ X_{i,\delta}^d(t+1) = X_\delta^d(t) - A_{i,3}^d |C_{i,3}^d X_\delta^d(t) - X_i^d(t)|; \end{cases} \quad (26)$$

$$X_i^d(t+1) = \sum_{j=\alpha,\beta,\delta} w_j X_{i,j}^d(t+1). \quad (27)$$

其中 w_j ($j = \alpha, \beta, \delta$) 表示 α 、 β 或 δ 的权重系数:

$$w_j = \frac{f(X_j(t))}{f(X_\alpha(t)) + f(X_\beta(t)) + f(X_\delta(t))}, \quad (28)$$

$f(X_j(t))$ 表示第 j 只狼在 t 时刻的适应度值.

3.3 改进的灰狼优化算法 (IGWO)

3.3.1 个体记忆功能

GWO 算法考虑了个体当前位置与群体历史最优位置, 并实现了狼群信息的交流, 最终通过个体在搜索空间移动收敛得到最优解. 但 GWO 算法未考虑个体自身的经验, 因此在式 (27) 的基础上引入 PSO 算法中的个体记忆功能, 有

$$X_i^d(t+1) = b_1 \cdot \sum_{j=\alpha,\beta,\delta} w_j X_{i,j}^d(t+1) + b_2 \cdot \text{rand}_3 \cdot (P_{\text{best}}^d - X_i^d(t)). \quad (29)$$

其中: rand_3 表示 $[0, 1]$ 间的随机变量; b_1 、 b_2 分别表示群体交流系数与个体记忆系数, 它们是 $[0, 1]$ 间的常量; P_{best}^d 表示第 i 只灰狼经历过的最佳位置. 类似于 PSO 算法, 通过调节 b_1 、 b_2 的值, 可以平衡群体交流与个体记忆对搜索的影响.

3.3.2 优胜劣汰选择策略

借鉴微分进化算法 (DE) 中的“贪婪”策略, 以概率 p 实行优胜劣汰规则: 如果按式 (29) 得到新个体的适应度值 $f(\text{new})$ 大于上一代该个体的适应度值 $f(\text{cur})$, 则新个体位置不被接受, 仍采用上一代个体位置; 只有新个体位置比上一代位置更优时, 新个体才被接受. 该策略表示如下:

$$X_i(t+1) = \begin{cases} X_{\text{cur}}(t), & f(\text{new}) > f(\text{cur}) \text{ 且 } \text{rand}_4 < p; \\ X_{\text{new}}(t+1), & \text{其他}. \end{cases} \quad (30)$$

其中: rand_4 表示 $[0, 1]$ 间的随机变量, $X_{\text{new}}(t+1)$ 表示按式 (29) 计算出的新位置, $X_{\text{cur}}(t)$ 表示该个体的前一时刻位置. 采用该种“贪婪”策略, 可使种群朝着最优解的方向进化.

3.4 IGWO 用于 IIFDS 参数的优化

基于上述规则, IGWO 算法可用于 IIFDS 航路规划算法中的参数优化. 通过对每个障碍物的反应系数进行优化, 寻找到一条能满足各种约束的最优飞行航路, 具体流程如图 1 所示.

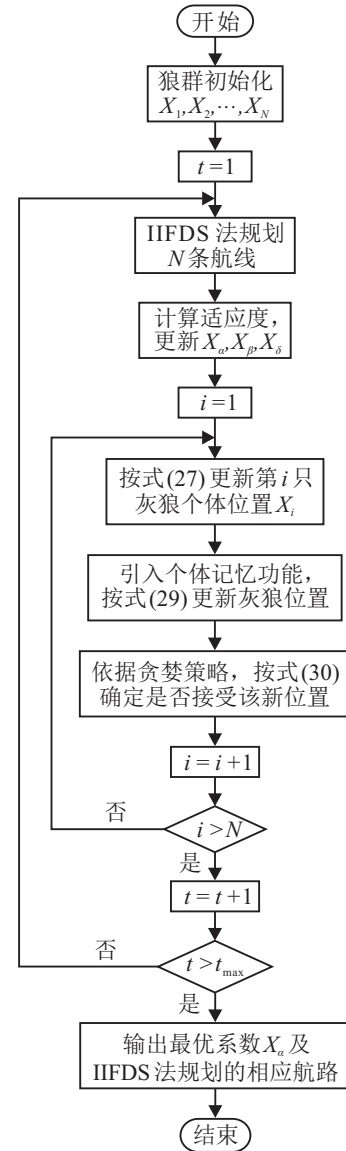


图 1 IGWO 算法用于优化 IIFDS 参数的具体流程

IGWO 算法优化 IIFDS 反应参数的过程如下.

Step 1: 确定 IGWO 算法的最大迭代次数 $t_{\max}$ 、群体交流系数 b_1 、个体记忆系数 b_2 、“贪婪”策略选择概率 p , 初始化 rand_1 、 rand_2 、 rand_3 、 rand_4 、 a 、 A_i^d 、 C_i^d 等. 其中: $i = 1, 2, \dots, N$; $d = 1, 2, \dots, D$.

Step 2: 设定 IIFDS 算法的障碍物反应系数的允许范围, 针对规划环境中的 K 个障碍物, 随机选取反应系数, 从而初始化狼群 $X_i = (\rho_1, \sigma_1, \theta_1, \rho_2, \sigma_2, \theta_2, \dots, \rho_K, \sigma_K, \theta_K)$, $i = 1, 2, \dots, N$, 搜索空间维数为 $D = 3 \cdot K$, 狼群规模为 N .

Step 3: 基于所有灰狼位置 (即障碍物反应系数), 采用 IIFDS 算法获得对应航路, 然后按式 (1) 计算得

到航路代价,即为个体适应度值,进而确定历史最优解 X_α 、次最优解 X_β 和第 3 最优解 X_δ 。

Step 4: 对每只灰狼个体,按式 (27) 初步计算灰狼位置。

Step 5: 引入 PSO 个体记忆功能,按式 (29) 进一步更新灰狼位置。

Step 6: 依据“贪婪”策略,按式 (30) 确定是否接受灰狼个体的新位置。

Step 7: 迭代次数 $t = t + 1$, 进而更新 rand_1 、 rand_2 、 rand_3 、 rand_4 、 a 、 A_i^d 、 C_i^d 等变量, $i = 1, 2, \dots, N$, $d = 1, 2, \dots, D$ 。

Step 8: 若当前迭代次数 t 大于最大迭代次数 $t_{\max}$, 则进入 Step 9, 否则返回 Step 3。

Step 9: 返回最优位置 X_α , 即 IIFDS 航路规划算法的最优反应系数, 进而得到最优规划航路。

4 实验分析与仿真验证

4.1 绕流流线特性分析

以圆球障碍物为例, IFDS 算法选取不同系数时的流线分布如图 2(a) 所示, 它们几乎分布在同一个斜平面内; 本文提出的 IIFDS 算法选取不同系数时的流线分布如图 2(b) 所示, 它们几乎分布于整个规划空间。因此, 相比于 IFDS 算法, IIFDS 算法产生的流线分布

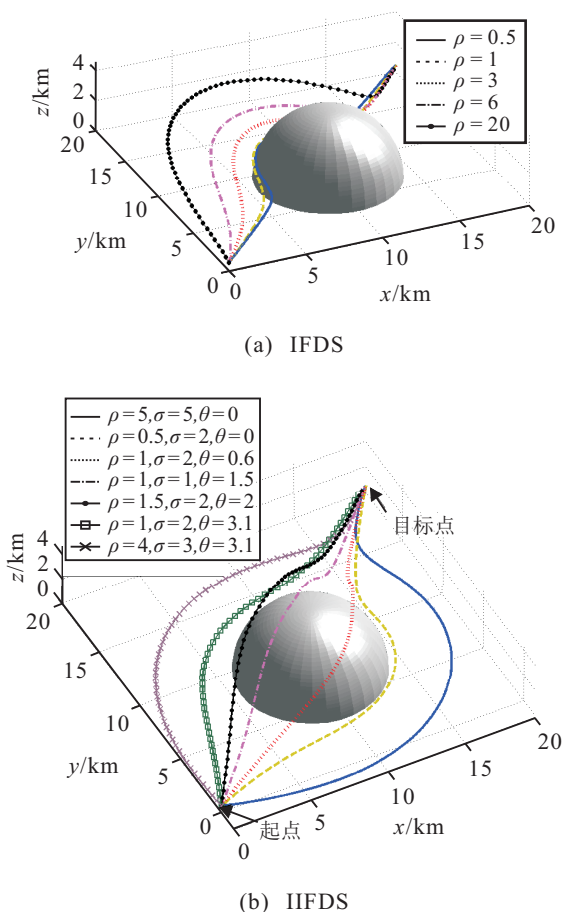


图 2 不同反应系数下的流线分布

更广泛。此外, 经观察分析可知, 排斥反应系数和切向反应系数越大, 相应的排斥速度和切向速度越大, 因此流线躲避障碍物的时机越早, 且流线扰动幅度越大; 切向方向系数越趋近于 $0, \pi$ 或 $-\pi$, 切向速度的水平分量越多, 因此流线越趋近于水平, 而切向方向系数越趋近于 $\pi/2$, 切向速度的竖直向上分量越多, 因此流线越趋近于竖直向上。

以标准长方体作为障碍物, 观察流线的绕流特性。分别选取 3 组起点和终点, 它们的连线均垂直于障碍物侧面。对该障碍物而言, IFDS 算法会产生驻点, 即流线停滞于障碍物表面, 如图 3 中虚线所示。文献 [10] 在 IFDS 基础上添加应用附加控制力 (AF), 扰动流线如点划线所示, 虽然避免了驻点问题, 但采取措施的时机与控制力大小较难把握, 流线存在较大的拐角。本文提出的 IIFDS 方法, 通过引入形式上与排斥速度一致的切向速度, 使得扰动流线具有光滑的航路特性, 因而更适于无人机飞行, 如图 3 中实线所示。

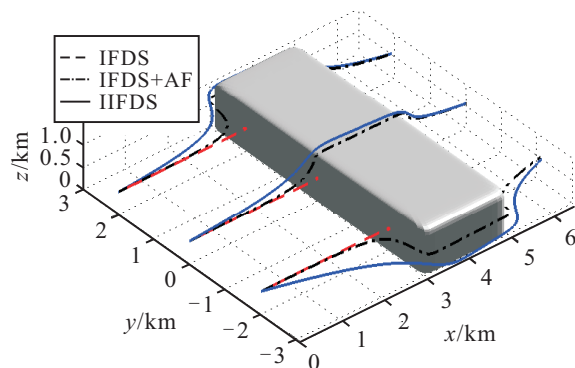


图 3 存在驻点时的绕流流线

在规划空间中生成几个重叠的球体, 产生的凹陷区域即为局部陷阱, 如图 4 所示。

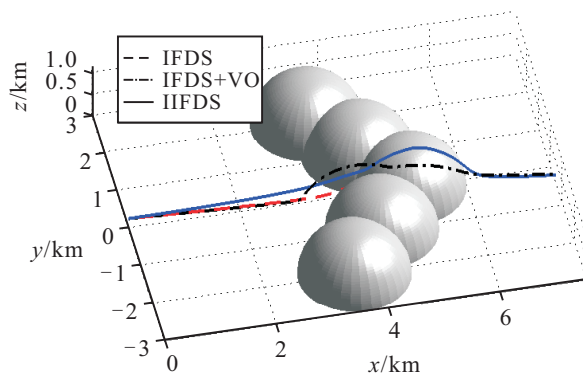


图 4 存在陷阱区域时的绕流流线

若采用 IFDS 算法, 则流线会陷入陷阱区域; 文献 [10] 在 IFDS 方法基础上, 用虚拟障碍物 (VO) 填充陷阱区域, 扰动流线如点划线所示; 若采用 IIFDS 方法, 则选取一组合适的反应系数后, 对应的流线如图中实线所示, 流线可轻松避开该陷阱区域且更光滑。在该地形环境下采用基于系数优化的 IIFDS 算法, 随机运

行 50 次, 每次生成的流线均能成功躲避该陷阱区域. 此外, 经验证该算法在存在局部陷阱的其他地形条件下, 也能避免该问题.

4.2 复杂地形环境下的三维最优航路

在 $10\text{ km} \times 10\text{ km} \times 3\text{ km}$ 的规划空间内随机生成 11 个不同类型的障碍物, 设定无人机出发点为 $(0, 0, 0.5)$, 目标点为 $(9.5, 9.5, 0.5)$. 将 IIFDS 方法应用于该复杂地形环境, 并分别采用 PSO、GWO 和 IGWO 三种方法优化反应系数, 寻找复杂环境下的最优航路. 每个障碍物的反应系数范围均满足 $\rho \in [0.1, 30]$ 、 $\sigma \in [0.1, 30]$ 、 $\theta \in [-\pi, \pi]$. 各航路代价权重系数 $\lambda_1 = 0.5$, $\lambda_2 = 0.3$, $\lambda_3 = 0.2$. PSO 算法的各项参数为: 种群规模 $N = 10$; 最大迭代次数 $t_{\max} = 100$; 惯性权重随迭代次数的增加线性减小, 即 $\omega = 0.9 - 0.7t/t_{\max}$; 学习因子 $c_1 = 0.5$, $c_2 = 0.5$. IGWO 算法的各项参数为狼群规模 $N = 10$, 最大迭代次数 $t_{\max} = 100$, 群体交流系数 $b_1 = 0.5$, 个体记忆系数 $b_2 = 0.5$, 优胜劣汰选择概率 $p = 0.3$.

首先, 随机选取 4 组反应系数, 生成航路 I~IV, 如图 5 所示.

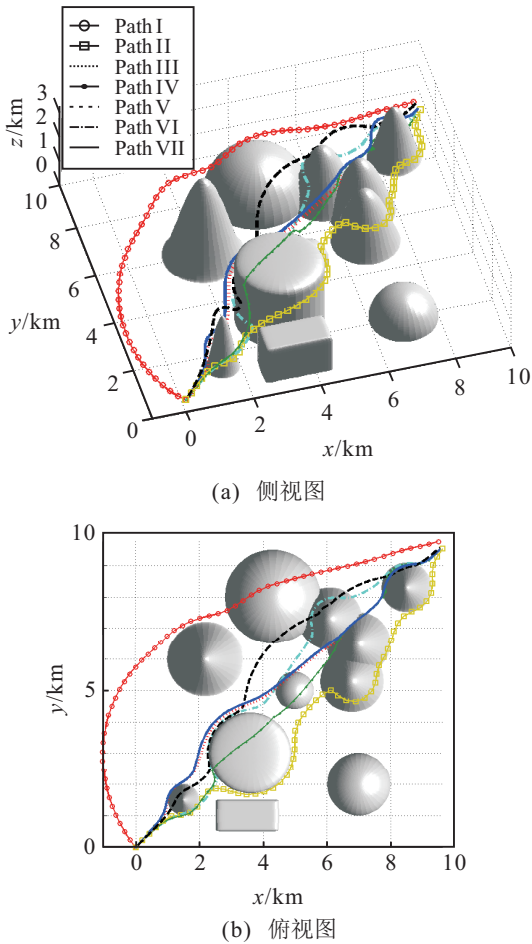


图 5 复杂地形环境下的三维航路

由于反应系数是盲目选取的, 规划航路往往不够理想: 航路 I、II 距离代价过大, 航路 III 落入了陷阱区

域, 航路 IV 因需躲避圆柱障碍, 导致爬升角过大, 不满足无人机约束. 然后, 分别利用 PSO、GWO、IGWO 算法优化反应系数, 3 种优化算法各自运行 50 次, 从中选取各自的典型航路 V、VI、VII (即 50 组全局最优值的中间结果对应的航路) 如图 5 所示, 这些航路均成功地避开了陷阱区域且比较光滑, 但相比于航路 V、VI, 航路 VII 的质量更优. 航路 I~VII 的具体信息如表 1 所示. 优化航路可能在某项指标上不如未优化航路, 但其综合航路代价指标更优, 因而更适用于无人机飞行任务.

表 1 三维航路具体信息

航路	I	II	III	IV	V	VI	VII
可飞性	✓	✓	×	×	✓	✓	✓
长度/km	17.5	16.3	—	—	15.7	15.1	14.9
横侧向平滑度/(°)	2.15	6.99	—	—	1.25	1.16	0.85
纵向平滑度/(°)	0.74	1.34	—	—	1.23	0.97	0.83
障碍物威胁度	0.89	2.01	—	—	1.08	1.20	1.15
航路总代价	9.31	9.63	—	—	8.44	8.11	7.93

采用上述 3 种优化算法时, 迭代过程中的航路代价变化情况如图 6 所示. 经对比可知, IGWO 的收敛速度和优化性能优于 PSO 和 GWO, 说明本文对 GWO 的改进策略是有效可行的. 此外, 3 种优化算法各自运行 50 次后, 从中选取全局最优值的最小值、最大值、平均值、标准差, 并将它们的统计结果在表 2 显示. 除了最小最优值基本一致外, IGWO 算法的其他统计结果均明显小于 PSO 和 GWO, 说明了 IGWO 算法在搜索能力、稳定性等方面得到了较大改善.

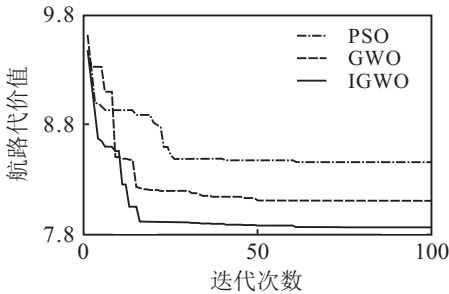


图 6 迭代优化过程中的航路代价值变化

表 2 算法统计结果对比 (50 次)

算法	最小最优值	最大最优值	平均最优值	标准差
PSO	7.91	9.33	8.44	0.82
GWO	7.90	9.10	8.11	0.53
IGWO	7.87	8.15	7.93	0.20

5 结 论

本文提出了一种基于改进扰动流体动态系统和灰狼优化理论的混合航路规划算法, 对复杂地形环境

下的无人机三维航路规划问题进行了研究. 充分利用扰动流体的光滑避障特性和目标可达特性, 并引入切向矩阵对扰动矩阵进行改进, 获得绕流流线. 利用改进灰狼优化算法的快速收敛性和全局搜索能力, 对障碍物反应系数快速寻优, 得到三维最优航路. 仿真结果表明, 本文所提算法对复杂地形具有良好的适应性, 规划航路避障性能良好且平滑可飞, 具有一定的应用价值.

参考文献(References)

- [1] Pehlivanoglu Y V. A new vibrational genetic algorithm enhanced with a Voronoi diagram for path planning of autonomous UAV[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2012, 16(1): 47-55.
- [2] Yang H I, Zhao Y J. Trajectory planning for autonomous aerospace vehicles amid known obstacles and conflicts[J]. *J of Guidance, Control, and Dynamics*, 2004, 27(6): 997-1008.
- [3] Al-Mutib K, Alsulaiman M, Emaduddin M, et al. D* Lite based real-time multi-agent path planning in dynamic environments[C]. *Proc of the Third Int Conf on Computational Intelligence, Modelling and Simulation*. Langkawi: IEEE Press, 2011: 170-174.
- [4] 刘伟, 郑征, 蔡开元, 等. 快速平滑收敛策略下基于 QS-RRT 的 UAV 运动规划[J]. *中国科学: 信息科学*, 2012, 42(11): 1403-1422.
(Liu W, Zheng Z, Cai K Y, et al. QS-RRT based motion planning for unmanned aerial vehicles using quick and smooth convergence strategies[J]. *Science China: Information Science*, 2012, 42(11): 1403-1422.)
- [5] Eele A, Richards A. Path planning with avoidance using nonlinear branch-and-bound optimization[J]. *J of Guidance, Navigation, and Dynamics*, 2009, 32(2): 384-394.
- [6] Vincent R, Mohammed T, Gilles L. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. *IEEE Trans on Industrial Information*, 2013, 9(1): 132-141.
- [7] Jaradat M A K, Garibeh M H, Feilat E A. Autonomous mobile robot dynamic motion planning using hybrid fuzzy potential field[J]. *Soft Computing*, 2011, 16(1): 153-164.
- [8] Sullivan J, Waydo S, Campbell M. Using stream functions for complex behavior and path generation[C]. *AIAA Guidance, Navigation and Control Conf and Exhibit*. Austin: AIAA Press, 2003: 1-9.
- [9] 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算法[J]. *航空学报*, 2013, 34(7): 1670-1681.
(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.)
- [10] Wang H L, Lü W T, Yao P. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicle based on interfered fluid dynamical system[J]. *Chinese J of Aeronautics*, 2015, 28(1): 229-239.
- [11] Rashedi E, Nezamabadi-Pour H, Saryazdi S. GSA: A gravitational search algorithm[J]. *Information Sciences and International J*, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [12] Storn R, Price K. Differential evolution: A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *J of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [13] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [14] 任佳, 高晓光, 张艳. 移动威胁情况下的无人机路径规划[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(5): 641-647.
(Ren J, Gao X G, Zhang Y. Path planning based on model predictive control algorithm under moving threat[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(5): 641-647.)

(责任编辑: 齐 霖)