

## 基于改进人工鱼群算法的城市物流无人机航线规划

岳仁田<sup>1</sup>, 侯博文<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学空中交通管理学院, 天津 300300; 2. 中国民航科学技术研究院航行新技术研究所, 北京 100028)

**摘要:** 为了安全、高效地解决物流无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)三维空间航线规划问题, 首先, 本文在考虑空间避障和地面人口密度的基础上通过改进栅格法对规划环境进行建模, 以航程代价、栅格风险值代价和高度调整代价之和最小作为目标函数建立物流 UAV 航线规划模型, 并根据 UAV 性能设置约束条件。其次, 对标准人工鱼群算法(AFSA, artificial fish swarm algorithm)进行改进, 增加鱼群跳跃行为和栅格禁忌表, 利用改进 AFSA 对模型进行求解。最后, 通过仿真算例将改进后的 AFSA 与其他 3 种算法进行了对比并对改进后的 AFSA 进行了参数灵敏度分析。结果表明: 改进后的 AFSA 在收敛速度上优于其他 3 种算法, 相对于标准 AFSA 收敛时间降低了 9.9%; 设置较大的感知范围参数值, 航线规划效率更高, 在设置步长参数时则需要根据规划环境进行调整。改进后的 AFSA 可为提升物流 UAV 三维空间航线规划效率提供借鉴。

**关键词:** 物流无人机(UAV); 航线规划; 人工鱼群算法(AFSA); 栅格风险值

**中图分类号:** V279 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-5590(2025)01-0089-08

## Route planning of urban logistics UAV based on improved artificial fish swarm algorithm

YUE Rentian<sup>1</sup>, HOU Bowen<sup>2</sup>

(1. College of Air Traffic Management, CAUC, Tianjin 300300, China; 2. Institute of New Navigation, China Academy of Civil Aviation Science and Technology, Beijing 100028, China)

**Abstract:** In order to safely and efficiently solve the problem of three-dimensional spatial route planning for logistics unmanned aerial vehicles (UAV), this paper first models the planning environment by improving the grid method based on spatial obstacle avoidance and ground population density. The route planning model for logistics UAV is established with the objective function of minimizing the sum of distance cost, grid risk value cost and height adjustment cost, and constraints are set according to UAV performance. Secondly, the standard artificial fish swarm algorithm (AFSA) is improved by adding fish swarm jumping behavior and grid taboo table, and the improved AFSA is employed to solve the model. Finally, the improved AFSA was compared with three other algorithms through simulation examples and parameter sensitivity analysis was conducted on the improved AFSA. The results show that the improved AFSA had better convergence speed than the other three algorithms, with a 9.9% reduction in convergence time compared to the standard AFSA. Setting larger perception range parameter values resulted in higher efficiency in route planning, while the step size parameter need to be adjusted according to the planning environment. The improved AFSA can provide reference for improving the efficiency of logistics UAV three-dimensional spatial route planning.

**Key words:** logistics unmanned aerial vehicle (UAV); route planning; artificial fish swarm algorithm (AFSA); grid risk value

近年来,随着无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)性能的快速提升,其应用场景不断增多,在农林植保、遥感测绘和森林消防等领域发挥了巨大作用<sup>[1]</sup>。随着城市地面交通压力的增加和人力成本的提高,物流

UAV 逐渐兴起并得到广泛关注,特别是在城市场景下的物资配送方面发展迅速。为此,中国民用航空局颁布了《城市场景轻小型无人驾驶航空器物流航线划设规范》<sup>[2]</sup>。物流 UAV 航线规划直接关系到 UAV 能否高

收稿日期: 2024-03-29; 修回日期: 2024-05-14

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(3122022103); 天津市应用基础研究多元投入基金项目(21JCYBJC00700)

作者简介: 岳仁田(1978—), 男, 山东日照人, 副教授, 博士, 研究方向为空中交通运输规划与管理。

效、安全地完成指定运输任务。

国内外学者对 UAV 航线规划进行了大量研究。目前主要的航线规划算法有遗传算法、快速扩展随机树法、A\* 算法、人工势场法、粒子群算法、蚁群算法等<sup>[3]</sup>。上述算法可有效处理相对简单的航线规划问题,但当外部环境条件复杂时,其可行性急剧下降。因此,需要结合环境建模算法对环境进行简化处理。

现有的环境建模算法可分为基于栅格和基于图形两类算法。基于栅格的算法因其精度高、适应性好的特点得到较多的应用。王飞等<sup>[4]</sup>利用栅格法对地面区域进行划分来计算每个栅格的安全风险水平,并利用改进粒子群算法为物流 UAV 规划最优航路。李波等<sup>[5]</sup>利用栅格法对三维环境进行建模,并针对经典蚁群算法易早熟和迭代速率慢的缺点设置搜索权重进行改进,改进后的蚁群算法在求解 UAV 路径规划问题上取得了较好效果。人工鱼群算法(AFSA, artificial fish swarm algorithm)<sup>[6]</sup>是根据鱼群寻路行为提出的一种智能优化算法,具有易实现、全局搜索效率高等优点,但其仍存在易陷入局部最优等问题。Li 等<sup>[7]</sup>对标准 AFSA 进行改进,引入自适应步长,在算法迭代的后期可以有效提高求解效率。张毅等<sup>[8]</sup>在 AFSA 中加入寻优循环以减少算法搜索的随机性,提高算法路径规划的效率,并设置栅格禁忌表,一定程度上降低了算法陷入局部最优的概率。

综上,以上部分研究在进行物流 UAV 航线规划时,仅从算法改进角度出发,未考虑到复杂的城市低空环境和 UAV 性能条件约束,导致规划结果不理想<sup>[3-5]</sup>;同时,部分研究从建筑避障和飞行高效的角度规划物流 UAV 航线,未考虑物流 UAV 对航线下方地面人员安全的影响,这与实际应用还存在一定差距<sup>[7-8]</sup>。物流 UAV 航线规划与其他应用场景的路径规划存在较大差异,需要考虑的因素较为全面、具体,且对安全性要求较高,如何将这些因素综合考量以进行航线规划亟待研究。

本文基于城市超低空环境,考虑物流 UAV 性能限制,以综合代价最小为目标构建航线规划模型,并以改进 AFSA 对模型进行求解,从而获得最优航线。研究表明,本文所提的改进 AFSA 可有效提升物流 UAV 三维空间航线规划效率。

### 1 规划环境建模

环境建模是指将物流 UAV 进行投递任务所处的空间环境进行抽象,以便用于数学描述和计算。栅格

法凭借其简单、易使用和精度高的优点,在 UAV 航线规划中得到广泛的应用,其是将规划空间均等划分为若干个栅格单元,并给予每个单元一个对应值,这个对应值即为 UAV 从此单元经过时所花费的代价。

将物流 UAV 的配送环境设定为一个  $OABC-O'A'B'C'$  的立方体空间,其对应长、宽、高分别为  $x,y,z$ 。以  $O$  点为坐标系原点建立空间直角坐标系,将立方体  $OABC-O'A'B'C'$  分割为  $a \times b \times c$  个栅格单元,其中,  $a = \text{round}(x/d), b = \text{round}(y/d), c = \text{round}(z/d)$ ,  $d$  为栅格的边长,  $\text{round}(\ )$  为取整函数<sup>[9]</sup>。环境建模栅格图如图 1 所示。

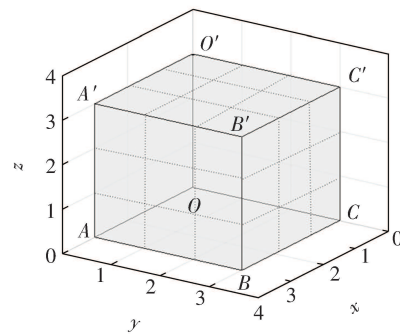


图 1 环境建模栅格图

Fig.1 Grid diagram for environmental modeling

在利用栅格法对空间环境建模时,通常将栅格单元分成 2 类:①障碍单元,其在栅格表达中通常用 1 来赋值;②无障碍单元,其在栅格表达中通常用 0 来赋值,这种赋值具有易判断、易计算的特点。

传统栅格法 0-1 赋值的应用,对环境描述较为简略,对可通行栅格单元的潜在风险不够重视,忽略了 UAV 发生坠落事故对地面人员带来伤害的严重程度,因此需要对其进行改进。针对这种情况,有学者提出了栅格危险度概念,即根据目标栅格单元相邻 26 个栅格单元存在障碍物的情况来计算相应的危险度<sup>[10]</sup>。但该方法仅从 UAV 发生碰撞的角度来考虑,没有考虑到 UAV 坠落对地面人员的伤害情况。为此,本文在原有栅格危险度的基础上,加入 UAV 坠落对地面人员伤害的计算,为了便于与栅格危险度区别,将其更名为栅格风险值<sup>[11]</sup>。栅格  $i$  的风险值  $\theta_i$  的计算公式为

$$\theta_i = \frac{N_i}{26} + k_r Z_i U_i \tag{1}$$

式中:  $N_i$  为栅格  $i$  周围 26 个方向上相邻栅格单元中障碍单元的数量,取值为  $[0, 26)$  内的整数;  $k_r$  为坠落风险系数,为  $(0, 0.01)$  之间的常数;  $Z_i$  为栅格单元  $i$  距离地面的高度,取值范围为  $[0, 120]$ ;  $U_i$  为栅格单元  $i$  对应地

面的人员密度,取值范围为[0,10]。

## 2 航线规划建模

物流 UAV 执行配送任务的目标是尽可能高效安全地将货物从起降点送达至物资需求点,在得到需求点的地理位置信息后,物流 UAV 控制系统根据数据库中复杂的地理环境信息数据,规划出对应的飞行航线,该航线不仅要规避障碍物、禁飞空域和人员密集区域,还要满足 UAV 的飞行性能约束,规划出一条飞行代价最小的航线。

### 2.1 目标函数

设定物流 UAV 在城市建筑密集的三维空间内飞行,UAV 从起降点  $S(x_0, y_0, z_0)$  出发,飞往物资需求点  $G(x_n, y_n, z_n)$ ,中间航线节点为  $(x_i, y_i, z_i), i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。首先对不同代价涉及的数据进行归一化处理,以保证数值均在[0,1]内,以此避免不同变量单位造成的不必要误差,归一化公式为

$$w_{\text{scale}} = \frac{w - w_{\min}}{w_{\max} - w_{\min}} \quad (2)$$

式中: $w_{\text{scale}}$  为归一化后的数据; $w$  为最初的数值; $w_{\max}$  和  $w_{\min}$  为待求变量波动边界的最大值和最小值。

#### 2.1.1 航程代价

从物流 UAV 投递的效率出发,其飞行的航程代价  $P_L$  由飞行距离所决定,即由物流 UAV 每段航线对应的两个航线节点之间的欧式距离之和来计算,即

$$P_L = \sum_{i=1}^n u \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2} \quad (3)$$

式中: $u$  为航程代价的调整系数,为无量纲常数; $(x_i, y_i, z_i)$  和  $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$  为一段航线对应的两个航线节点的坐标。

#### 2.1.2 栅格风险值代价

栅格风险值代价表示物流 UAV 飞行航线的安全性,其为飞行航线上的每个栅格单元风险值之和。物流 UAV 从起降点  $S$  到需求点  $G$  的风险值代价用  $P_R$  表示,其计算公式为

$$P_R = \sum_{i=1}^n \theta_{i0} \quad (4)$$

式中, $\theta_{i0}$  为归一化处理后的栅格风险值。

#### 2.1.3 飞行高度调整代价

物流 UAV 在飞行过程中,调整高度会消耗 UAV 的续航性能,故设置飞行高度调整代价来避免 UAV 频繁调整飞行高度,飞行高度调整代价用  $P_A$  来表示,其

计算公式为

$$P_A = \sum_{i=1}^n \Delta Z_{(i-1, i)0} \quad (5)$$

式中, $\Delta Z_{(i-1, i)0}$  表示归一化处理后从第  $i-1$  个航线节点到第  $i$  个航线节点之间的高度变化量。

综上,物流 UAV 航线规划问题为一个多目标优化问题,其目标函数为

$$\min W = k_1 P_L + k_2 P_R + k_3 P_A \quad (6)$$

式中, $k_1, k_2, k_3$  分别为航程代价、栅格风险值代价、飞行高度调整代价的权重系数,3 个系数的取值范围为[0,1],且满足  $k_1 + k_2 + k_3 = 1$ ,其具体的取值由物流 UAV 的任务要求来确定。

### 2.2 约束条件

#### 2.2.1 最大转向角约束

物流 UAV 在水平飞行过程中,考虑到机体自身的性能约束,其在调整飞行航向时,由于受到最大转向角约束,只能在限定的转向角范围进行调整航向,转向角  $\alpha_i$  计算公式为

$$\alpha_i = \arccos \left\{ \frac{[(x_i - x_{i-1})(x_{i+1} - x_i) + (y_i - y_{i-1})(y_{i+1} - y_i)]}{[\sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} \times \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}]} \right\} \quad (7)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq \alpha_{\max} \quad (8)$$

式中, $\alpha_{\max}$  为物流 UAV 的最大转向角,由物流 UAV 的机身性能决定。

#### 2.2.2 飞行高度约束

物流 UAV 在城市空域中进行物资投递任务时,考虑到安全性和相关政策规定,需要对其飞行高度  $z_i$  进行约束,故有

$$z_{\min} \leq z_i \leq z_{\max} \quad (9)$$

式中: $z_{\min}$  为规定的最低飞行高度; $z_{\max}$  为规定的最高飞行高度。

#### 2.2.3 最大俯仰角约束

物流 UAV 在飞行过程中,考虑到机体自身的性能约束,其在调整飞行高度时受到最大俯仰角约束,只能在限定的俯仰角范围进行航向调整,俯仰角  $\beta_i$  计算公式为

$$\beta_i = \tan^{-1} \frac{z_{i+1} - z_i}{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}} \quad (10)$$

$$-\beta_{\max} \leq \beta_i \leq \beta_{\max} \quad (11)$$

式中: $\beta_{\max}$  为物流 UAV 的最大俯仰角,由其机体的型

号性能决定;  $z_i$ 、 $z_{i+1}$  分别为第  $i$  个和第  $i+1$  个航线节点的飞行高度。

### 3 改进人工鱼群算法

#### 3.1 标准人工鱼群算法

标准 AFSA 是一种根据鱼群寻路行为提出的智能优化算法,其将鱼群在水体中的觅食行为、群聚行为、追尾行为、随机行为构建成为可以实现全局搜索的算法模型。

该算法的数学描述是:有  $N$  条人工鱼,在一个  $D$  维空间进行搜索,鱼群中的第  $i$  条鱼的状态用向量  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  表示,每条鱼都表示待寻优的变量;算法用  $Y_i = f(X_i)$  表示每条鱼所处位置的食物浓度。算法用  $a$  表示鱼群个体的感知距离,用  $s$  表示鱼群个体移动的步长。

根据标准 AFSA 的原理,构建模型的假设如下。

(1) 物流 UAV 对应鱼群中人工鱼的个体,在三维空间内寻优,将食物数量设定为 1 个,即目标点,因此物流 UAV 航线规划问题在利用 AFSA 求解时,可以描述为  $N$  条人工鱼在三维空间内不断游动,寻找空间中唯一的食物。

(2) 鱼群在搜索寻优过程中,每条人工鱼的状态  $X_i$  即表示其所处的空间位置,目标函数  $Y_i = f(X_i)$  即表示该人工鱼所处位置的食物浓度,鱼群向着食物浓度高的方向进行游动。

标准 AFSA 中的人工鱼进行以下 4 种行为。

##### 1) 觅食行为

觅食行为是指鱼群中的人工鱼为了生存的一种自发性的本能行为,鱼群会向食物浓度高的位置游动,处于位置  $X_i$  的人工鱼在其感知距离  $a$  内,向周围随机选择一个位置  $X_j$ ,该位置的可以表示为

$$X_j = X_i + a \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (12)$$

式中,  $\text{rand}(0, 1)$  表示生成一个 0 到 1 之间的随机数。

通过  $Y_j = f(X_j)$  计算位置  $X_j$  的食物浓度是否高于现在位置  $X_i$  的食物浓度,如果高于则进行移动,移动的公式为

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \frac{X_j(t) - X_i(t)}{\|X_j(t) - X_i(t)\|} \cdot s \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (13)$$

式中:  $\|X_j(t) - X_i(t)\|$  表示第  $t$  次迭代后 2 个人工鱼个体间的欧式距离。若位置  $X_j$  的食物浓度低于现在位置  $X_i$  的食物浓度,人工鱼个体将继续搜索其他位置点,直到搜索出更优点,若搜索次数达到最大尝试次数  $t_{\max}$

后,还未找出更优点,则进行随机行为。

##### 2) 聚群行为

聚群行为是指鱼群中的人工鱼个体朝周围鱼群中心游动的行为。假设人工鱼感知距离内的其他人工鱼的数量为  $n_i$ ,鱼群最大拥挤度为  $\delta$ ,对其他人工鱼的中心位置  $X_r$  进行计算,并计算该中心的食物浓度  $Y_r$ 。当  $Y_r/n_i \geq \delta \cdot Y_i$  时,该人工鱼继续执行觅食行为;当  $Y_r/n_i < \delta \cdot Y_i$  时,则表示位置  $X_r$  的食物浓度更优,且鱼群密度符合要求,此时按照以下规则向位置  $X_r$  进行游动,即

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \frac{X_r(t) - X_i(t)}{\|X_r(t) - X_i(t)\|} \cdot s \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (14)$$

##### 3) 追尾行为

追尾行为是指鱼群中的人工鱼个体向其感知距离内的最优人工鱼个体方向游动的行为。处于位置  $X_i$  的人工鱼在其感知距离  $a$  内,寻找到最优人工鱼个体位置  $X_b$  及其对应位置的食物浓度  $Y_b$ ,并统计最优人工鱼个体感知距离内的人工鱼数量  $n_i$ 。此时进行行为判定,当  $Y_b/n_i \geq \delta \cdot Y_i$  时,该人工鱼继续执行觅食行为;当  $Y_b/n_i < \delta \cdot Y_i$  时,此时按照以下规则向位置  $X_b$  进行游动,即

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \frac{X_b(t) - X_i(t)}{\|X_b(t) - X_i(t)\|} \cdot s \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (15)$$

##### 4) 随机行为

当人工鱼个体在进行上述行为后,仍无法寻找到游动方向,此时触发随机行为,则利用式(12)随机游动一步,从而避免鱼群陷入局部最优。

#### 3.2 标准人工鱼群算法改进

标准 AFSA 仅能在搜索空间内搜索相对最优点,这样有利于提高算法搜索效率,但面对较为复杂的环境时,易陷入局部最优,故需要对标准 AFSA 进行改进。本文针对以上问题,通过设置栅格禁忌表和增加人工鱼群跳跃行为对标准 AFSA 进行改进,以更适用于物流 UAV 航线规划。

##### 3.2.1 设置栅格禁忌表

在标准 AFSA 的基础上,给算法搜索空间内的每个栅格进行编号,将算法中的每条人工鱼个体所走过的栅格对应的编号记录到对应的禁忌表中,第  $i$  条人工鱼的禁忌表可表示为

$$\text{tab}_i = \{L_i, O_1, O_2, \dots, O_{m-1}, O_m\} \quad (16)$$

式中:  $L_i$  为第  $i$  条人工鱼的起点;  $O_m$  为该条人工鱼走过的第  $m$  个栅格点。

当人工鱼个体在进行下一个位置点搜索时,会对其禁忌表中的栅格点进行筛选,以避免在已经走过的栅格点之间往返游动,陷入局部最优。为了避免不同人工鱼之间搜索时产生负面影响,每条人工鱼都有自己的禁忌表。

### 3.2.2 增加人工鱼群跳跃行为

经过仿真实验发现,在对多最优目标的目标函数进行求解时,AFSA 无法按照预先设定的状态向最优解迭代,存在搜索的后期阶段在次优解域进行搜索的现象。为此,从自然界中鱼群跃出水面的现象获得启发,让人工鱼个体拥有跳跃能力,在满足跳跃行为触发条件时,人工鱼个体就会进行位置跳跃,跨越较远的位置以靠近最优解。设置鱼群跳跃行为的触发条件为:当迭代  $m$  次后,鱼群中的最优人工鱼个体的状态已经不再发生明显改进,即

$$|\text{argmin} f_{i,m}(X) - \text{argmin} f_i(X)| < \eta \quad (17)$$

式中: $f_i(X)$ 表示第  $t$  次迭代后最优人工鱼个体的状态值; $m$  和  $\eta$  为人为设置的非负参数,其中, $m$  为正整数。

人工鱼群跳跃行为的数学描述为:人工鱼个体根据设定的跳跃步长  $s_h$  进行跳跃,其跳跃到位置  $X_h$ ,此时进行行为判定。若跳跃后的食物浓度  $Y_h$  大于  $Y_i$ ,则人工鱼个体由位置  $X_i$  向位置  $X_h$  游动一步;若  $Y_h$  小于  $Y_i$ ,则继续执行跳跃行为,当跳跃次数满足  $n_h$  次时还未到达终点,则位置  $X_i$  的人工鱼不进行跳跃行为,其相关表达式为

$$X_h = X_i + s_h \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (18)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \frac{X_h(t) - X_i(t)}{\|X_h(t) - X_i(t)\|} \cdot s_h \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (19)$$

### 3.3 改进人工鱼群算法流程

图 2 为改进 AFSA 的流程图。

改进 AFSA 的具体步骤如下:

**步骤 1** 获取城市低空环境数据,包括建筑空间环境数据和地面人口密度数据,计算栅格对应的风险值并进行编号储存;

**步骤 2** 对物流 UAV 进行改进 AFSA 参数初始化,设置物流 UAV 的出发点坐标  $S$ ,终点坐标  $G$ ,鱼群中的人工鱼个数  $N$ ,人工鱼的步长  $s$ ,跳跃步长  $s_h$ ,及相关参数  $m$  和  $\eta$ ,感知距离  $a$ ,最大尝试次数  $t_{max}$ ,鱼群最大拥挤度  $\delta$ ,算法的最大迭代次数  $T_{max}$ ;

**步骤 3** 将人工鱼随机分布到搜索区域内得到  $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ ,执行改进 AFSA;

**步骤 4** 鱼群分别执行聚群行为和追尾行为,当

前 2 种行为达不到触发条件时执行觅食行为,对得到的聚群行为和追尾行为的结果进行比较,选择更优的结果作为人工鱼下一步的位置;

**步骤 5** 对执行完步骤 4 的人工鱼个体执行跳跃行为,对跳跃行为得到的结果进行比较,若优于跳跃前的状态,则将跳跃结果作为人工鱼下一步位置;若否,则忽略本次跳跃;

**步骤 6** 判断算法是否达到最大迭代次数  $T_{max}$ ,若达到,则退出循环,返回最优值;若没达到,则  $t = t + 1$ ,返回步骤 3。

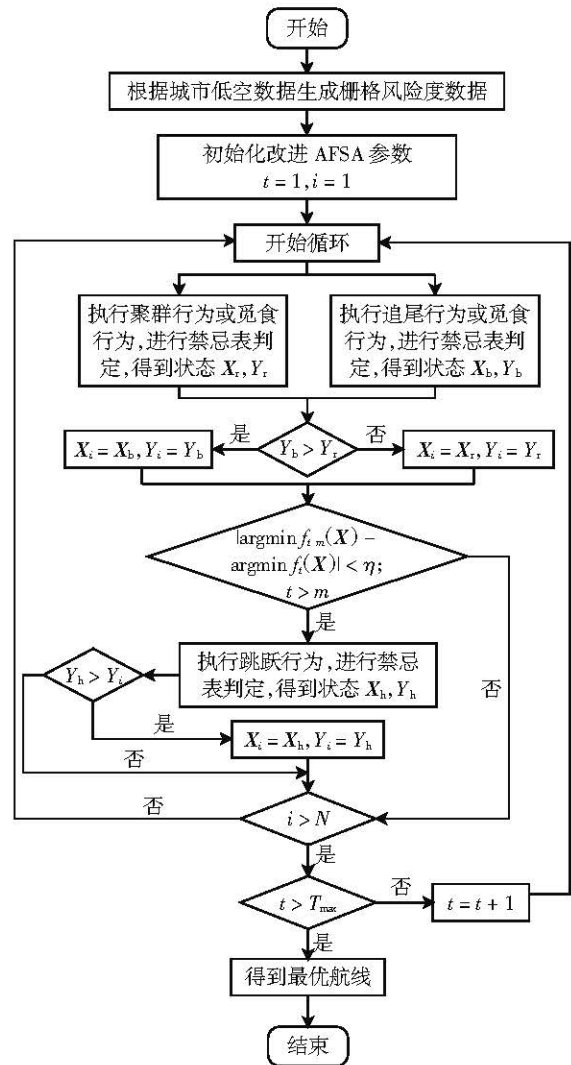


图 2 改进 AFSA 流程图

Fig.2 Flow chart of improved AFSA

## 4 仿真实验

为了验证改进 AFSA 在物流 UAV 航线规划问题应用的有效性和高效性,本部分从 2 个方面:①在仿真

环境中,利用4种算法进行对比寻优,其他3种算法分别为标准AFSA、蚁群优化(ACO, ant colony optimization)算法、粒子群优化(PSO, particle swarm optimization)算法,对比进行物流UAV三维环境下的航线规划仿真;②进行算法的参数灵敏度验证,以寻找算法参数的较优范围。物流UAV型号为迅蚁TR9,相关性能参数如表1所示。仿真平台为Matlab2020a,处理器为AMD RyzenTM 7 4800H,Windows10 64 bits。

表1 仿真参数设置

Tab.1 Simulation parameter setting

参数	设定数值	参数	设定数值
$N$ /条	30	$m$	2
$s$	25	$\eta$	1
$k_1$	0.4	$T_{max}$ /次	100
$k_2$	0.4	$\alpha_{max}/(^{\circ})$	60
$k_3$	0.2	$z_{max}/m$	120
$a/m$	25	$z_{min}/m$	2
$t_{min}$ /次	40	$\beta_{max}/(^{\circ})$	60
$s_h$	50	$\delta$	5
无人机最大航程 $l_{机}/km$	27	$u$	0.05
无人机最大速度 $v_{机}/(m \cdot s^{-1})$	16.7	$k_r$	0.005

### 4.1 仿真结果分析

利用 Matlab 生成  $500\text{ m} \times 500\text{ m} \times 150\text{ m}$  搜索空间,其建筑地形图如图3所示,并根据仿真设定的参数生成栅格单元。

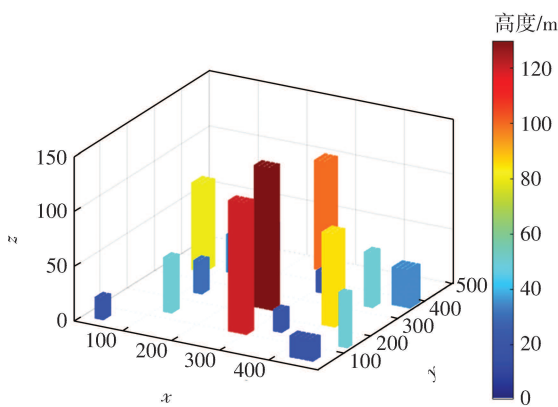


图3 仿真建筑地形图

Fig.3 Topographic map of simulated building

改进AFSA和3种对比算法在求解最优航线问题时均可以收敛得到最优解,如图4所示。在相同搜索条件下,改进AFSA在第19次迭代取得最优值,早于在第21次迭代取得最优值的标准AFSA、在第24次迭代取得最优值的ACO算法和在第22次迭代取得最优值的PSO算法。同时,从表2可以看出,改进AFSA处理航线规划问题时的收敛时间小于其他3种对比算法,其相对于标准AFSA、ACO算法和PSO算法收敛

时间分别降低9.9%、12.9%和19.7%。因此,改进AFSA在收敛速度上优于其他3种算法。

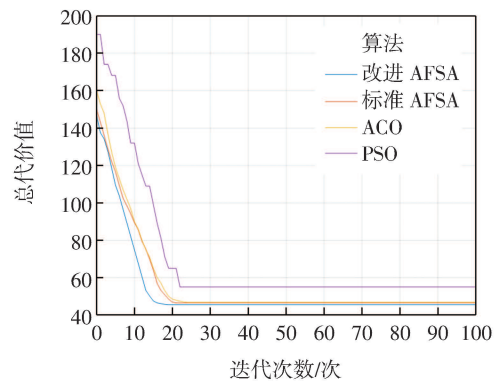


图4 不同算法迭代对比图

Fig.4 Comparison graph of iterations of different algorithm

表2 不同算法收敛时间表

Tab.2 Convergence schedule of different algorithms

算法	迭代时间/s	算法	迭代时间/s
改进AFSA	7.52	ACO	8.63
标准AFSA	8.35	PSO	9.37

图5为不同算法得到航线规划结果,改进AFSA和3种对比算法得到的航线规划结果均满足约束条件,航线规划结果评价如表3所示。从图5和表3可以看出,改进AFSA规划结果的总代价低于其他3种算法,其在航程代价、栅格风险值代价和总代价上均优于其他3种算法,仅在飞行高度调整代价上劣于ACO算法,故改进AFSA得到的航线规划结果最优。

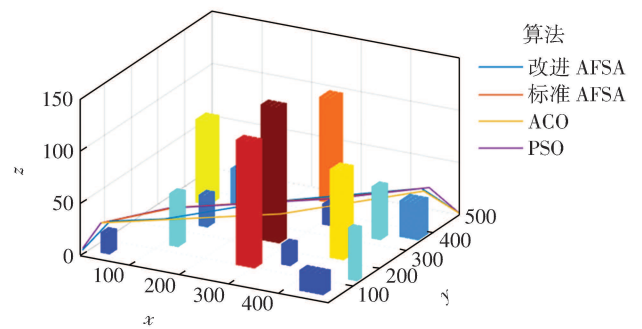


图5 航线规划结果图

Fig.5 Schematic diagram of route planning results

表3 不同算法规划结果评价

Tab.3 Evaluation values of planning results of different algorithms

算法	航程代价	栅格风险值代价	飞行高度调整代价	总代价
改进AFSA	37.33	23.42	34.16	31.132
标准AFSA	37.78	24.52	34.16	31.752
ACO	37.86	25.57	33.13	31.998
PSO	39.16	34.13	37.14	36.744

### 4.2 算法参数灵敏度验证

为了验证算法中相关参数的灵敏度,人工鱼的感知距离  $a$  和步长  $s$  对算法迭代结果影响较为显著<sup>[12]</sup>,调整算法中感知距离  $a$  和步长  $s$  的数值进行 5 次对比实验,其他参数按照表 1 中的数值保持不变。基于不同感知距离  $a$  和步长  $s$  的迭代结果如图 6 所示。

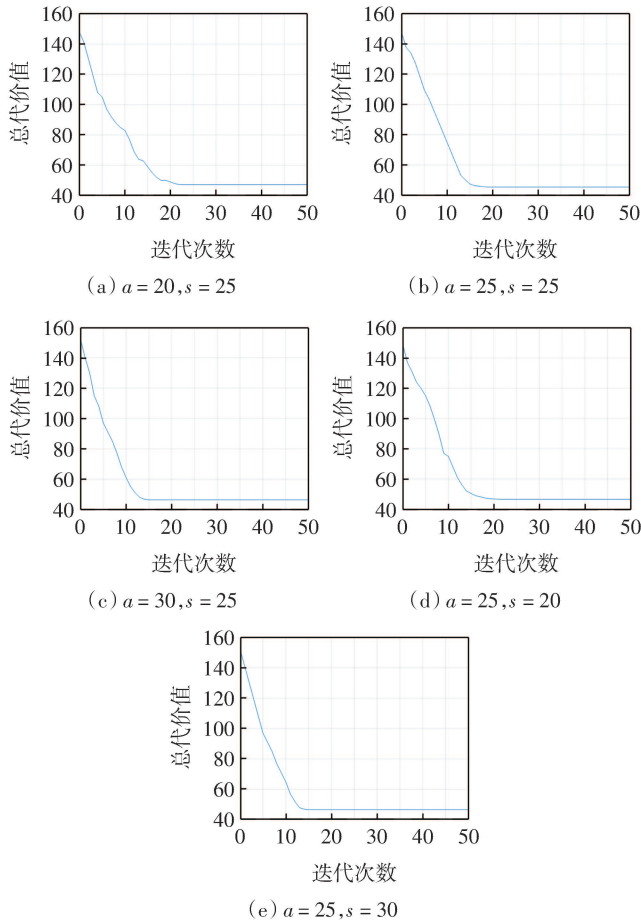


图 6 不同参数值迭代对比图

Fig.6 Iterative comparison diagram of different parameter values

由图 6(a)—图 6(c)可以看出,当算法中的步长参数  $s$  不变时,算法迭代收敛速度随着鱼群感知距离参数  $a$  增加而加快;由图 6(b)、图 6(d)、图 6(e)可以看出,当算法中的感知距离参数  $a$  不变时,算法迭代收敛速度随步长参数  $s$  增加而加快。这是因为当人工鱼个体的感知距离  $a$  变大,其视野范围更大时,在搜索时能够更快地搜索到最优状态的位置,进而向最优位置游动。当人工鱼的步长参数  $s$  变大时,人工鱼的游动速度更快,亦会加快其向最优状态的位置游动。

为了验证算法在不同地形情况的参数灵敏度情况,设置在简单建筑地形空间下的对比实验,其地形如图 7 所示,不同感知距离和步长对应的迭代速度如图 8 所示。

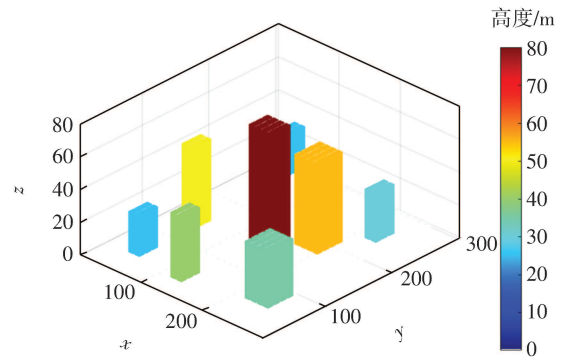


图 7 简单地形空间下仿真建筑地形图

Fig.7 Simulated building topographic map in simple terrain space

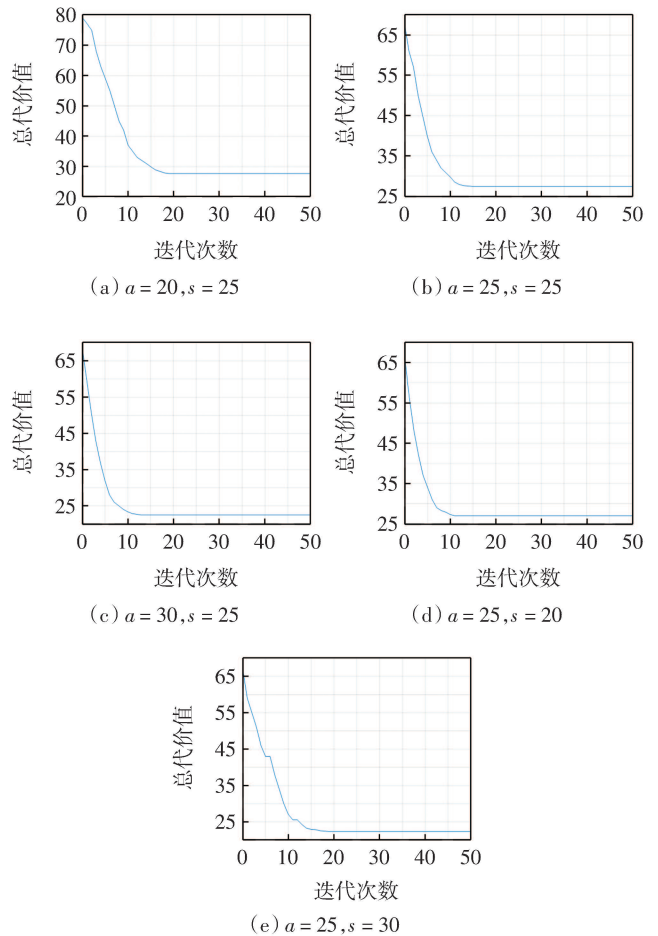


图 8 简单地形空间下不同参数值迭代对比图

Fig.8 Iterative comparison diagram of different parameter values in simple terrain space

由图 8(a)—图 8(c)可以看出,当算法中的步长参数  $s$  不变时,算法迭代收敛速度随着鱼群感知距离参数  $a$  增加而加快,与复杂地形情况下保持一致;由图 8(b)、图 8(d)、图 8(e)可以看出,当算法中的感知距离参数  $a$  不变时,算法迭代收敛速度随鱼群步长参数  $s$  增加而降低,与复杂地形情况下表现相反。当地形较为简单时,步长  $s$  设置较长时,其迭代后期人工鱼的移

动不够精确,增加了到达最优状态的时间,故在设置迭代参数时,应根据搜索环境进行相应调整。

### 5 结语

本文针对物流 UAV 航线规划问题,采用改进栅格法对规划环境进行建模,构建了以航程代价、栅格风险值代价和飞行高度调整代价之和最小作为优化目标的航线规划模型,并根据 UAV 的性能设置约束条件,采用改进 AFSA 对模型进行求解,得出以下结论:

(1)在传统栅格法环境建模仅考虑避障的基础上,考虑了物流 UAV 坠落事故的可能,提出栅格风险值概念,其是将栅格单元相对地面高度和地面人群密度综合考虑,在航线规划时避开高风险值的栅格单元,提高了物流 UAV 在航线上飞行的安全性;

(2)在求解多目标航线规划模型时,改进 AFSA 表现较为优秀,改进 AFSA 相对于标准 AFSA 收敛时间降低了 9.9%,其在收敛时间和规划结果均优于其他对比算法,故将其应用在物流 UAV 三维航线规划领域是可行有效的。

(3)本文在进行物流 UAV 航线规划研究时,仅考虑三维环境的静态航线规划,未对环境其他动态因素进行考量,如侧风对 UAV 飞行的影响等,后续会将动态因素纳入航线规划中开展进一步研究。

### 参考文献:

[1] 蒋丽,杨露,梁昌勇,等.基于无人机的高层住宅最后“一百米”配送优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(4): 236-245.

[2] 中国民用航空局. 城市场景轻小型无人驾驶航空器物流航线划设规范: MH/T 4054—2022[S]. 北京: 中国民用航空局, 2022.

[3] 郭启敏,张鹏,王应洋,等. 无人机自主航迹规划智能算法综述[J]. 航空兵器, 2023, 30(3): 29-40.

[4] 王飞,杨清平. 基于改进粒子群算法的城市物流无人机路径规划[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(30): 13187-13194.

[5] 李波,杨志鹏,贾卓然,等. 一种无监督学习型神经网络的无人机全区域侦察路径规划[J]. 西北工业大学学报, 2021, 39(1): 77-84.

[6] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法: 人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.

[7] LI F F, DU Y, JIA K J. Path planning and smoothing of mobile robot based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 659.

[8] 张毅,杨光辉,花远红. 基于改进人工鱼群算法的机器人路径规划[J]. 控制工程, 2020, 27(7): 1157-1163.

[9] 徐伟华,聊士超,张根瑞,等. 改进 Theta\* 算法的物流无人机城域三维路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(17): 334-340.

[10] 张启敏,许卫卫,张洪海,等. 复杂低空物流无人机路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(7): 1275-1286.

[11] 韩鹏,赵鹏飞,刘宏. 无人机地面撞击风险评估体系构建及趋势展望[J]. 中国民航大学学报, 2021, 39(1): 40-47.

[12] 苏雯嘉,高敏,高欣宝,等. 基于改进人工鱼群算法的无人机三维航迹规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(12): 59-65.

(责任编辑:刘智勇)

(上接第 88 页)

[15] 李爱力,杨波,许光. 航空燃料中颗粒污染物测定的不确定度评定[J]. 当代化工, 2017, 46(10): 2174-2176.

[16] CUI L J, ZHANG J K, REN B, et al. Research on a new aviation safety index and its solution under uncertainty conditions[J]. Safety Science, 2018, 107: 55-61.

[17] 崔利杰,陈浩然,任博,等. 混合不确定条件下航空不安全事件量化分析方法[J]. 国防科技大学学报, 2020, 42(2): 92-97.

[18] WASHINGTON A, CLOTHIER R A, WILLIAMS B P. A Bayesian approach to system safety assessment and compliance assessment for unmanned aircraft systems[J]. Journal of Air Transport Management, 2017, 62: 18-33.

[19] WASHINGTON A, CLOTHIER R, NEOGI N, et al. Adoption of a Bay-

esian belief network for the system safety assessment of remotely piloted aircraft systems[J]. Safety Science, 2019, 118: 654-673.

[20] SAE. Guidelines for development of civil aircraft and systems: ARP4754A [S]. Washington DC: SAE, 2010.

[21] RTCA. Design assurance guidance for airborne electronic hardware: DO-254[S]. Washington DC: RTCA, 2000.

[22] RTCA. Software considerations in airborne systems and equipment certification: DO-178C[S]. Washington DC: RTCA, 2011.

[23] HAMADA M S, WILSON A G, REESE C S, et al. Bayesian reliability [M]. New York: Springer, 2008.

(责任编辑:明月)