

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905617

# 无人机 3D 航迹规划及动态避障算法研究\*

谭建豪<sup>1,2</sup>, 马小萍<sup>1,2</sup>, 李 希<sup>1,2</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082)

**摘要:**规划一条高时效且低代价的三维(3D)航行轨迹,成为目前无人机广泛应用亟须解决的问题。针对蚁群算法在航迹规划中出现的航迹长度和平滑性不足问题,通过改进蚁群系统中的节点移动规则、构造多重启发信息并结合粒子群优化算法的全局搜索能力,提出了蚁群粒子群融合算法。同时,就飞行航迹中出现的动态避障问题和目标点变化问题,提出了改进生物启发神经动力学模型算法,该算法针对 3D 静态最优航迹中出现的障碍物和目标点变化,实现了局部在线航迹调整。实验仿真结果表明,蚁群粒子群融合算法能在 3D 静态环境中规划出一条期望航迹。同时,改进生物启发神经动力学模型算法不仅能对突发障碍动态避障,还能对动态目标点变化实时跟踪。

**关键词:**三维;蚁群粒子群融合算法;航迹规划;改进的生物启发神经动力学模型算法

**中图分类号:** TP242.6 TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

## Research on UAV 3D flight track planning and dynamic obstacle avoidance algorithm

Tan Jianhao<sup>1,2</sup>, Ma Xiaoping<sup>1,2</sup>, Li Xi<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Planning a high-efficiency and low-cost three-dimensional (3D) flight track has become an urgent problem to be solved for UAV extensive application. Aiming at the problems of track length and lack of smoothness of ant colony algorithm in the flight track planning, this paper proposes the ant colony particle swarm fusion algorithm, which improves the node movement rules in ant colony system, constructs multiple heuristic information and combines the global search ability of particle swarm optimization algorithm. Meanwhile, to solve the problems of dynamic obstacle avoidance and target point change in the flight track, an improved bio-inspired neural dynamics model algorithm is proposed, which realizes local online flight track adjustment for the obstacles and target point change in the 3D static optimal flight track. Experiment simulation results show that the ant colony particle swarm fusion algorithm can plan an expected track in 3D static environment. At the same time, the improved bio-inspired neural dynamics model algorithm can not only dynamically avoid sudden obstacles, but also track the changes of dynamic target points in real time.

**Keywords:** three-dimensional; ant colony particle swarm fusion algorithm; flight track planning; improved bio-inspired neural dynamics model algorithm

## 0 引言

路径规划广泛应用于旋翼飞行器机器人<sup>[1]</sup>、导航与制导等领域,用于生成到目标的全局路径,避免与障碍碰撞,并在动力学约束下优化给定的成本函数。目前已有

许多路径规划的算法,例如人工势场法<sup>[2]</sup>、A\*算法<sup>[3]</sup>、蚁群算法<sup>[4]</sup>等,已广泛应用于二维环境建模中并能达到期望效果。但在三维环境中由于环境信息和算法复杂度的剧增,使算法收敛速度变慢<sup>[5]</sup>,规划效率降低。

无人机自主飞行<sup>[6]</sup>首要的任务是三维航迹规划,其对于提高无人机高时效和路径选择低代价具有重要意

义。随着无人机应用的日益广泛,仅采用静态航迹规划已不能满足实际需求,且随着工作环境复杂化,自主避障也变得愈加重要。

目前,学者们对全局静态航迹规划以及动态避障算法进行了相关研究并取得了一些成果。其中,  $A^*$  算法是根据先验信息启发搜索从起始点到目标点的最短路径<sup>[7]</sup>,但运算量较大。快速拓展随机树算法<sup>[8]</sup>是通过随机采样点逐步构造以航迹起点为根,连通目标点的随机树,算法复杂度低,但在 3D 复杂环境下时效性与鲁棒性无法得到保证,且未考虑航迹优化<sup>[9]</sup>问题。智能优化算法是近些年提出的基于模拟物种进化、生物种群等自然现象的优化方法,具有全局优化、对优化问题要求宽松等优点,包括蚁群算法、粒子群算法、蜂群算法<sup>[10]</sup>等智能优化算法,并在无人机航迹规划问题上也有广泛的应用。

为保证无人机在复杂环境中有一条最优航迹,本文提出蚁群粒子群<sup>[11]</sup>融合算法将其静态路径作为全局航迹搜索路径,为了得到耗时短且平滑度好的静态期望航迹将生成的航迹进一步做修剪平滑处理。最后利用改进生物启发神经动力学模型<sup>[12]</sup>对静态航迹进行局部调整,以实现动态避障与目标点变化跟踪。本文基于 MATLAB 平台分别对静、动态障碍环境做了仿真实验,结果表明蚁群粒子群融合算法和改进生物启发神经动力学模型算法的结合,不仅能在 3D 环境中规划出一条期望的静态航迹,还能对静态航迹上出现的突发障碍和目标点变动做出应变,实现在线动态航迹规划。

## 1 无人机 3D 环境物理建模

首先,本文采用栅格法<sup>[13]</sup>对无人机的三维环境进行物理建模。根据网格点在空间中的交叉分布,采用等分的方式抽象建立三维空间环境。如图 1 所示,分别在 AD、AB、AE 边上确定若干个等分点,其中 A 点为零点,分别过等分点做平行于面  $yoz$ 、 $xoz$ 、 $xoy$  的等分面,将整个空间离散化成三维点集合,并根据环境信息将这些节点分为障碍点和非障碍点。

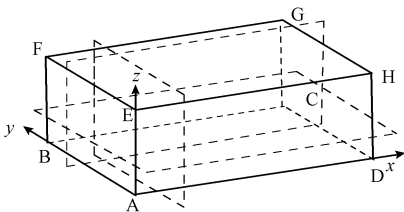


图 1 栅格化空间

Fig.1 Rasterized space

## 2 基于蚁群算法的无人机静态航迹规划

### 2.1 蚁群系统

大多情况下蚂蚁群体能完成远超过个体的复杂任务<sup>[14]</sup>。蚁群系统拥有强大的信息素浓度更新反馈机制和并行搜索能力。因此,将蚁群系统应用于无人机航迹规划具有重要意义。

为降低蚁群系统复杂度和计算量,蚂蚁在  $x$  轴上节点转移满足  $s_i \rightarrow s_j$ 。假设有  $N$  只蚂蚁,在栅格节点间移动时由位置转移规则(Rule1)决定去向,规则中的信息素浓度表示环境中各节点对蚂蚁的吸引力,启发信息指利用蚂蚁对外界环境的认知情况间接指导蚂蚁的搜索行为,可表示为两邻接节点距离的倒数,即  $\eta_{ij} = 1/|s_j - s_i|$ 。节点移动遵循 Rule1,如式(1)所示。

$$s_j = \begin{cases} \arg \max_{s_j \in AL_i} \{ [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta \} & q \leq q_0 \\ J & q > q_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $q_0$  是 0 ~ 1 之间的常量;  $q$  为蚂蚁  $k$  选择航迹前的随机数;  $J$  为按照概率  $p_{ij}$  选择下一节点位置;  $p_{ij}$  从  $s_i$  转移到  $s_j$  的状态转移概率,如式(2)所示。

$$p_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s_j \in AL_i} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta} & s_j \in AL_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\tau_{ij}$  为  $s_j$  的信息素浓度;  $\eta_{ij}$  为  $s_j$  的启发信息;  $\alpha$  为启发因子,值越大表示蚁群协作性越强且蚂蚁先前经过的节点被再次选中作为路径的概率就越大;  $\beta$  为期望启发式因子;  $AL_k$  为非障碍物待选节点集合。

### 2.2 信息素更新

考虑信息素挥发和累积现象,为保证信息素有效,将信息素更新分为局部更新和全局更新<sup>[15]</sup>。局部更新指经过点  $(xyz)$  时该点的信息素会减少,如式(3)所示。以此来增加蚂蚁经过其他点的概率保证搜索的全局性。

$$\tau_{xyz}(t+1) = (1 - \lambda) \tau_{xyz}(t) \quad (3)$$

式中:  $\lambda$  是衰减系数;  $\tau_{xyz}(t)$  是更新前信息素强度;  $\tau_{xyz}(t+1)$  表示更新后信息素强度。

全局更新指在某次搜索结束后,找到该次所有蚂蚁经过的  $N$  条路径中最短的一条,并更新所有点的信息素强度,如式(4)所示。

$$\begin{cases} \tau_{xyz}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{xyz} + \rho \Delta_{\tau_{xyz}} \\ \Delta_{\tau_{xyz}} = K / \min(l(k)) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\rho$  为全局挥发因子;  $K$  为增强系数;  $l(k)$  为该次搜索中第  $k$  只蚂蚁经过的路径长度。

传统蚁群算法是以增加节点选择的随机性来保证全局搜索,但这种随机性存在小范围波动且在航迹长度和

平滑度等性能上表现并不佳。

### 3 基于蚁群粒子群融合算法的静态航迹规划

#### 3.1 改进蚁群系统进行局部更新

根据第2节中采用传统蚁群算法规划时存在的问题,本节将融合粒子群算法进行讨论。首先对蚁群算法进行改进,改进过程分析如下:

1) 更改节点移动规则,取消节点选择随机性,减小蚂蚁在选择路径时随机转变方向的可能性。满足蚂蚁节点方向移动规则(Rule2),如式(5)所示。

$$s_j = \begin{cases} \arg \max_{s_j \in AL_k} \{ [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta \} & AL_k \neq \emptyset \\ bestpath_{s_i = x_i + 1} & AL_k = \emptyset \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $bestpath_{s_i = x_i + 1}$  指期望航迹( $bestpath$ ) 在  $x$  轴上的节点  $x_{s_i} + 1$  对应的航迹。

2) 构造多重启发信息使蚂蚁充分利用目标位置这一先验知识,考虑转角约束降低转换方向的可能性,如式(6)所示。

$$\eta'_{ij} = \cos(\overrightarrow{s_p s_i}, \overrightarrow{s_i s_j}) \cdot \left( \frac{1}{|s_j - s_i|} + \frac{1}{|s_{target} - s_j|} \right) \quad (6)$$

式中: 向量  $\overrightarrow{s_p s_i}$  方向为上一次决策到达当前节点的朝向; 向量  $\overrightarrow{s_i s_j}$  方向为前往下一节点的方向。

改进蚁群算法改善了航迹长度和平滑度等性能,但缩小了搜索范围易使结果陷入局部最小。因此,可结合粒子群优化算法来弥补搜索范围的全局性。

#### 3.2 基于改进蚁群系统融合粒子群算法进行全局更新

设定粒子  $k$  速度为  $V_k$ 、位置为  $X_k$ , 满足粒子更新规则(Rule3), 如式(7)所示。

$$\begin{cases} V_{k+1} = \omega^t \cdot V_k + c_1 \cdot rand_1 \cdot (X_k^{best} - X_k) + \\ c_2 \cdot rand_2 \cdot (X_{best} - X_k) \\ X_{k+1} = X_k + V_{k+1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: 粒子位置  $X_k$  为一条完整航迹, 表示为  $1 \times (s_{target} - s_{start} + 1)$  的向量; 速度  $V_k$  无实际物理意义;  $X_k^{best}$  是指粒子  $k$  的局部最优位置;  $X_{best}$  为所有粒子的静态航迹全局期望位置;  $c_1$ 、 $c_2$  表示学习因子均为常数;  $rand_1$ 、 $rand_2$  均是介于  $0 \sim 1$  之间的随机向量;  $\omega^t$  为惯性权值, 可采用线性递减权重策略, 则第  $t$  次迭代时惯性权值的取值为:

$$\omega^t = (T - t) / T (\omega_{ini} - \omega_{end}) + \omega_{end} \quad (8)$$

式中:  $T$  为最大迭代次数;  $\omega_{ini}$  为初始惯性权值;  $\omega_{end}$  最后一次的惯性权值; 且满足  $0 < \omega_{end} < \omega_{ini} < 1$ 。粒子  $k$  适应度函数为该粒子位置对应航迹的长度的倒数, 即:

$$fitness(X_k) = \frac{1}{length(X_k)} \quad (9)$$

综合上述推理, 采用蚁群粒子群融合算法进行全局

航迹规划, 具体步骤如下:

1) 初始化障碍及目标分布, 创建环境地图。

2) 初始化蚁群算法。

3) 初始化粒子群优化算法, 利用 2.1 节产生的  $N$  条航迹作为  $N$  个粒子的初始位置  $\{X_k\}$ , 且局部最优位置为  $\{X_k^{best}\}$ ; 随机生成各粒子的初始速度  $\{V_k\}$ ; 根据式(9) 从局部最优位置  $\{X_k^{best}\}$  选出静态航迹全局期望位置  $\{X_{best}\}$ , 并作为初始全局最优航迹( $bestpath$ ), 根据式(4) 对该航迹上的节点进行全局信息素更新。

4) 在起始点放  $N$  只蚂蚁, 蚁群开始搜索航迹。

5) 按照节点方向移动规则进行转移, 即  $s_i \rightarrow s_j$ 。

6) 根据式(3) 对节点  $s_j$  进行局部信息素更新。

7) 判断到达目标点则执行步骤 8), 否则跳至步骤 5)。

8) 若当前位置  $X_k$  对应的航迹长度大于生成的航迹  $path_k$  长度, 则  $X_k$  的值会被  $path_k$  代替。

9) 按照更新规则对粒子的速度和位置进行更新。

10) 约束粒子中各节点, 用饱和函数将各节点限制在环境范围内且为非障碍点。

11) 对于粒子  $k$  若更新位置  $X_k$  对应的长度大于生成的航迹  $path_k$  长度, 则  $X_k$  的值会被  $path_k$  代替。

12) 更新各个粒子的局部最优位置, 并选出最佳适应度对应的全局期望位置, 将其航迹作为最优航迹  $bestpath$ , 根据式(4) 对该航迹上的节点进行全局信息素更新。

13) 根据式(8) 更新惯性权值  $\omega^t$ 。

14) 判断是否达到最大迭代次数, 若是则结束搜索输出  $bestpath$ , 否则转向步骤 4) 进行下一次搜索。

#### 3.3 蚁群粒子群融合算法航迹优化

采用蚁群粒子群融合算法规划时, 物理建模过程离散且粒子更新具有随机性, 导致出现冗余节点, 所以轨迹不具有很好的平滑性, 在实际中不利于无人机循迹跟踪。因此, 需要对融合算法生成的航迹做修剪与平滑优化处理。具体优化过程如下:

(1) 删除航迹上多余节点, 提取航迹上的关键点;

(2) 判断融合算法所产生的离散点在航迹上的分布, 即  $\{s_{start}, \dots, s_m, \dots, s_n, \dots, s_h, \dots, s_{target}\}$ ;

(3) 如图 2 所示, 节点  $s_m$  和  $s_n$  的连线  $\overrightarrow{s_m s_n}$  不包括障碍点而  $\overrightarrow{s_m s_h}$  会经过障碍, 则可省略  $s_m$  和  $s_n$  中间的节点;

(4) 将图 2 中  $s_m$  和  $s_n$  两航迹点作为关键节点保留。

经上述步骤得到的无人机航迹, 需要在节点交接处(折线连接) 采用平滑处理后才能作为全局静态期望航迹。本文采用均匀划分的 B 样条函数<sup>[16]</sup> 进行平滑处理, 得到平滑后的航迹分布。

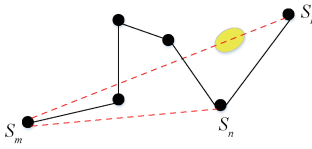


图 2 航迹节点修剪

Fig.2 Flight track node trimming diagram

上述融合算法在静态环境下规划出了一条全局航迹,但无人机在飞行的过程中对于突发障碍或目标点变动都无法采取应对措施。因此,下文将采用改进生物启发神经动力学模型算法对跟踪中出现的动态障碍和目标点变化实施有效躲避与跟踪。

#### 4 基于改进生物启发神经动力学模型的动态航迹规划

基于静态航迹利用改进生物启发神经动力学模型算法实现无人机动态避障和目标点变化跟踪。

##### 4.1 改进生物启发神经动力学模型算法分析

在 3D 模型环境中将单个栅格都看作一个具有活性值的神经元格点<sup>[17]</sup>,得到神经元  $s_i$  的活性值  $x_i$  的动态更新状态方程,如式 (10) 所示。

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i - (D + x_i) [I_i]^{-1} + (B - x_i) \times ([I_i]^+ + \sum_{j=1}^n \omega_{ij} [x_j]^+ + \vec{d}_{ij} \cdot \cos\theta) \quad (10)$$

$$\text{其中, } I_i = \begin{cases} E, & \text{target} \\ -E, & \text{obstacle, } E > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

式 (10) 在经典神经动力学模型方程基础上新增一个与时间无关的有限项  $\vec{d}_{ij} \cdot \cos\theta$ , 来增大对下一节点决策选择的影响,降低航迹选择所造成的代价损失。其中  $\vec{d}_{ij}$  由节点距离决定即  $\vec{d}_{ij} = \rho / |s_j - s_i|$ ,  $\theta$  为决策相对目标点的偏移方向,如图 3 所示。

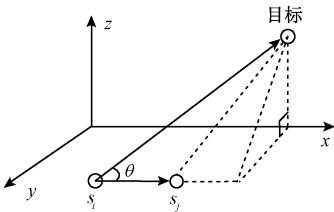


图 3 决策偏移方向

Fig.3 Decision deviation direction schematic diagram

其中,  $I_i$  为神经元外部输入;  $[I_i]^{-1}$  指抑制输入。

$[I_i]^+ + \sum_{j=1}^n \omega_{ij} [x_j]^+ + \vec{d}_{ij} \cdot \cos\theta$  分别为激励输入;  $A, B, D$

均为非负常量;  $[-D, B]$  为  $x_i$  的严格区间界限。其中  $\vec{d}_{ij} \cdot \cos\theta$  表示与时间无关的有限项;  $\sum_{j=1}^n \omega_{ij} [x_j]^+$  表示通过周围  $n = 26$  个神经元活性值的积累来间接引导对下一航迹点的选择,如图 4 所示。

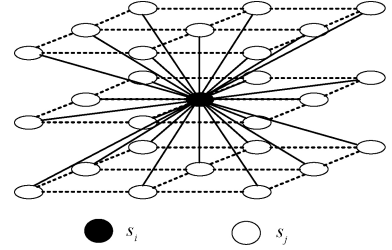


图 4 神经元和相邻 26 个神经元

Fig.4 A neuron and adjacent 26 neurons

$\omega_{ij}$  为神经元  $s_i$  和  $s_j$  的连接权值,通常定义为:

$$\omega_{ij} = \begin{cases} \mu/d_{ij}, & 0 \leq d_{ij} \leq R_n \\ 0, & d_{ij} \geq R_n \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\mu$  为正常量;  $R_n$  为神经元影响半径,取  $R_n = \sqrt{3}$ ;  $d_{ij}$  为神经元  $s_i$  和  $s_j$  之间的距离。

对于连接权重函数  $\omega_{ij}$ , 本文用三次函数来代替经典神经动力学模型中的反函数,如式 (12) 所示。其中  $\delta$  为正常数。

$$\omega_{ij} = \begin{cases} -d_{ij}^3 + \delta, & 0 \leq d_{ij} \leq R_n \\ 0, & d_{ij} \geq R_n \end{cases} \quad (12)$$

依据式 (10) 对当前节点周围的 26 个神经元的活性值更新,根据式 (13) 决策出下一航迹点  $s_n$ 。

$$\begin{cases} s_n \leftarrow x_n = \max\{x_j\}, & j = 1, 2, \dots, k \\ k = 26, n \in \{j\} \end{cases} \quad (13)$$

无人机从所邻接的 26 个神经元中选择活性值最大的神经元作为下一时刻的航迹点  $s_n$ 。当飞行器到达航迹点后,将该点作为当前位置,然后继续寻找下一时刻的航迹点。反复执行上述决策过程,直到抵达目标点。

##### 4.2 改进生物启发神经动力学模型算法对静态最优航迹进行局部调整

改进生物启发神经动力学模型算法对静态期望航迹进行局部调整,具体步骤如图 5 所示。将全局静态期望航迹作为参考航迹,沿着该航迹逐点前进。当有突发障碍出现时,无人机将当前位置点作为临时起始点,并在参考航迹的前进方向上选择与障碍物保持安全距离的节点作为临时目标点,启动生物启发神经动力学实现动态避障,并在躲避障碍物之后返回到原参考航迹上。当目标点发生变化时当前参考航迹失效,将采用改进生物启发神经动力学模型算法进行动态目标跟踪。



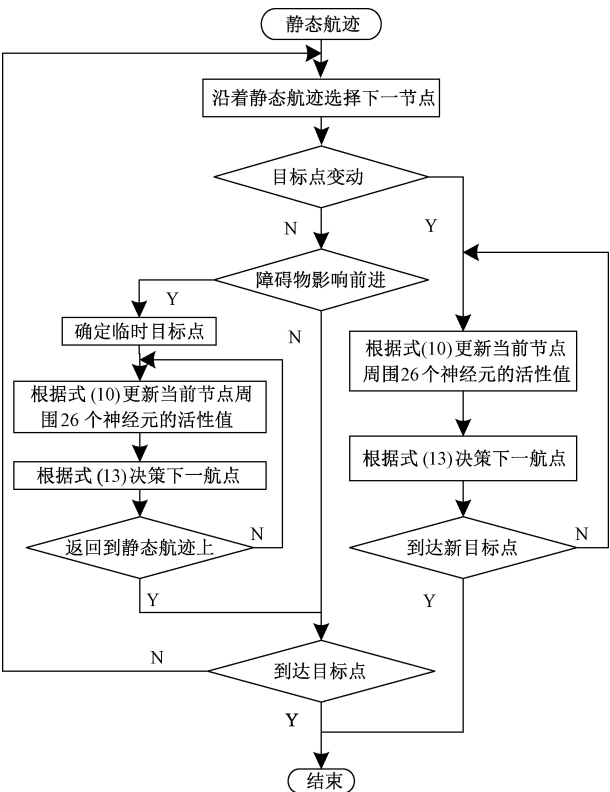


图5 改进生物启发神经动力学模型局部调整过程  
Fig.5 The local adjustment process of the improved bio-inspired neural dynamics model

5 实验仿真与分析

本文基于 MATLAB 2017a 仿真平台,选取仿真环境大小为 65 km×65 km×30 km 的任务区域,随机产生起伏度不同的地表虚拟山地空间环境。如表 1 所示,对虚拟山地空间环境中的山峰个数、位置、海拔以及坡度(  $x,y$  轴最大截面半径)进行设置。

表 1 静态山地环境属性

Table 1 Static mountain environment attribute

| 编号 | 位置      | 海拔/km | 坡度    |
|----|---------|-------|-------|
| 1  | (10,10) | 20    | (5,5) |
| 2  | (20,30) | 22    | (6,5) |
| 3  | (30,20) | 25    | (8,7) |
| 4  | (40,40) | 28    | (8,5) |
| 5  | (40,55) | 24    | (6,6) |

实验中设置了 5 座山峰,其静态环境是由众多点构成的三维曲面,故可将包含曲面及曲面以下的节点看作障碍物。设置起始点为(1,20,5),终点为(65,55,7)。

实验中静态环境即为该虚拟山地环境。下面讨论的仿真结果中,起始点用圆圈表示,目标点用菱形表示。

5.1 静态航迹规划

1) 传统蚁群系统仿真结果

图 6 所示为传统蚁群算法在静态山地环境中的仿真结果,其中图 6(a) 表示 3D 环境中的俯视等高线图,图 6(b) 为循环搜索中静态航迹长度变化曲线,最终航迹长度为 117.3 m。

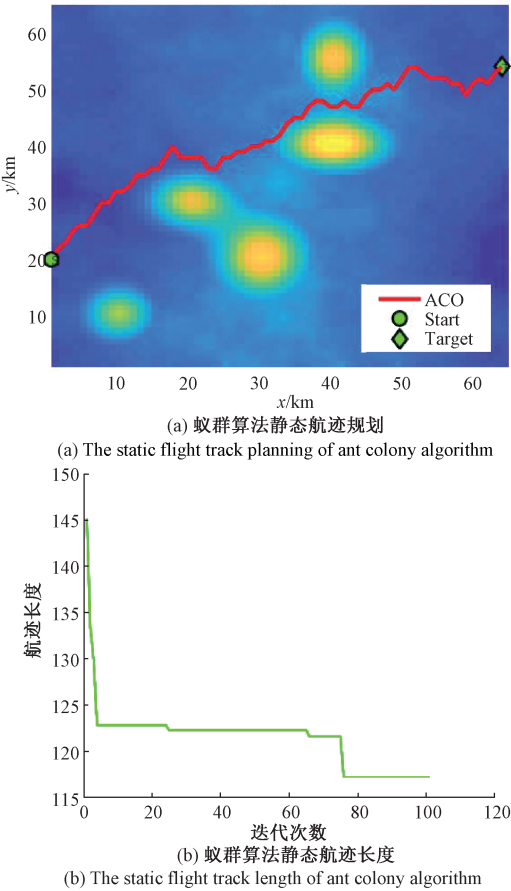


图 6 传统蚁群算法航迹规划仿真结果

Fig.6 The simulation result of traditional ant colony algorithm flight track planning

2) 蚁群粒子群融合算法仿真结果

图 7 所示为蚁群粒子群融合算法在静态山地环境中的仿真结果,最终航迹长度为 84.5 m。

通过以上仿真结果对比可知,传统蚁群算法和蚁群粒子群融合算法都能有效地规避障碍,规划出一条从起始点到目标点的航迹。但由于蚁群系统决策的随机性,致使生成的航迹较为曲折,易进入局部最优造成蚂蚁在搜索过程中收敛效果不佳,所得航迹曲折且非平滑;蚁群粒子群融合算法消除了决策中的随机性,在很大程度上改善了规划的航迹长度和平滑性能,同时粒子群优化算法弥补了搜索范围的全局性,防止搜索陷入局部最优,加

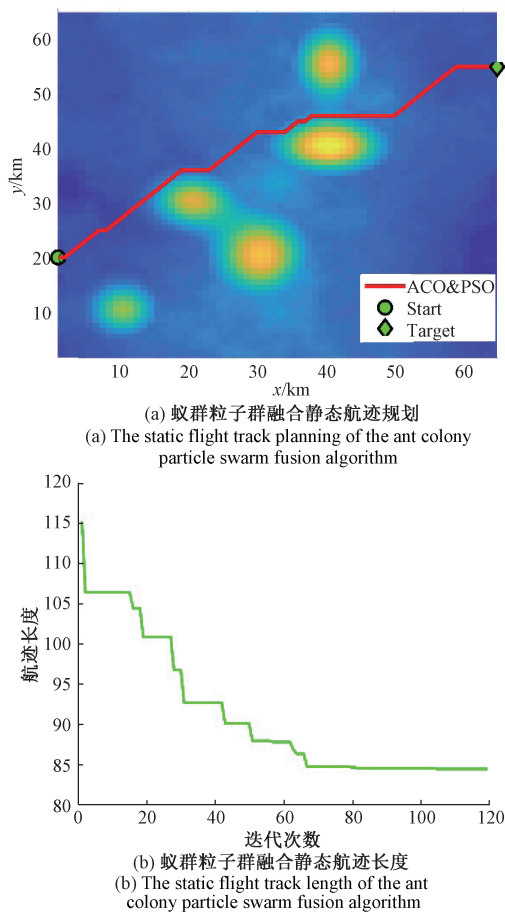


图 7 蚁群粒子群融合算法静态航迹规划仿真结果

Fig.7 The simulation result of the ant colony particle swarm fusion algorithm static track planning

快了算法的收敛速度。因此,蚁群粒子群融合算法生成的航迹在各项性能上明显优于传统蚁群算法。

蚁群粒子群融合算法经修剪平滑之后的优化仿真结果如图 8 所示。所得航迹长度为 76 m。即优化后的航迹长度得到了进一步的改善,并被当作静态期望航迹存储起来,作为下文动态避障实验的静态参考航迹。

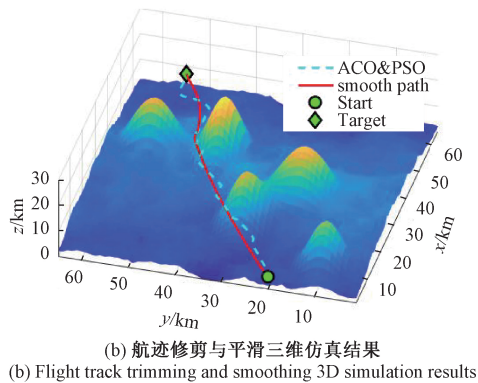
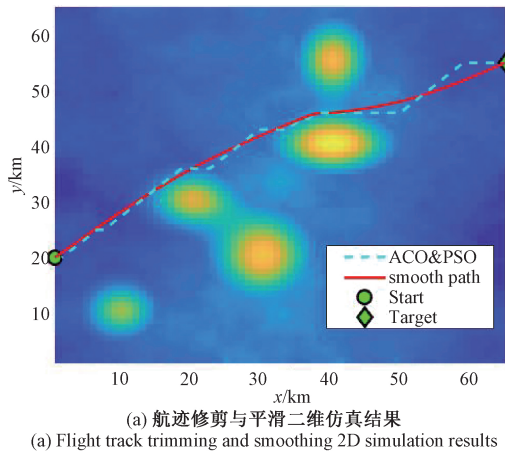


图 8 航迹修剪与平滑仿真结果

Fig.8 Flight track trimming and smoothing simulation results

3) 静态期望航迹时效性验证

结合表 2 所示算法运行实验数据可知,就传统蚁群算法、改进的蚁群粒子群融合算法以及航迹修剪与平滑优化后的静态航迹来说,在相同的三维仿真山地环境中,基于改进的蚁群融合粒子群算法其规划性能较传统蚁群算法耗时较少且所得航迹较短。原因在于改进蚁群融合粒子群算法为减少蚂蚁大幅度转换方向的可能性考虑了转角约束信息,并结合粒子群算法弥补了搜索范围的全局性。同时修剪与平滑处理进一步消除了航迹中的冗余节点。由实验数据可知,其航迹规划优化环节耗时短基本可以忽略,但对航迹的平滑性有极大改善并进一步减小了航迹长度。

表 2 蚁群算法与融合算法静态性能对比

Table 2 Static performance comparison between ant colony algorithm and the fusion algorithm

| 算法     | 规划耗时/s | 航迹长度/m |
|--------|--------|--------|
| 传统蚁群算法 | 37.61  | 117.3  |
| 本文融合算法 | 7.16   | 84.5   |
| 融合算法优化 | 1.47   | 76.0   |

5.2 动态航迹规划

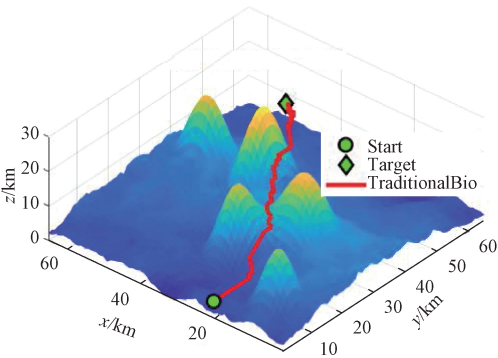
通过静态规划无人机能避开静态地形障碍。但对于突然出现的动态障碍,却无法做出实时的避障反应。因此以静态航迹为参考航迹,基于改进生物启发神经动力学模型算法,动态引导无人机绕过障碍并返回到原来的航迹上,同时实现目标点变化时的动态跟踪。

1) 生物启发神经动力学模型算法仿真结果

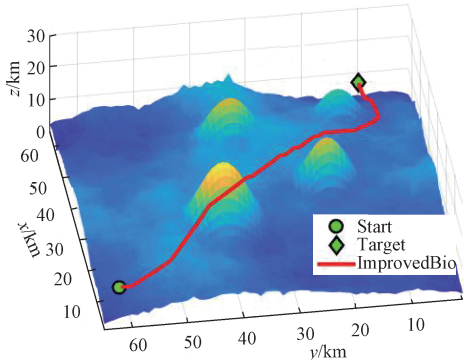
为了说明动态过程中算法的时效性,本文首先将传统生物启发神经动力学模型和改进生物启发神经动力学模型进行对比分析,仿真结果如图 9 所示。

2) 动态航迹规划算法时效性验证

通过仿真实验得到表 3 实验数据,综合耗时多少与航迹长度大小可知,改进生物启发神经动力学模型算法在动态规划时所需时间较少并且航迹长度较传统算法更短。



(a) 传统生物启发神经动力学模型  
(a) The traditional bio-inspired neural dynamics model



(b) 改进生物启发神经动力学模型  
(b) The improved bio-inspired neural dynamics model

图 9 生物启发神经动力学模型仿真结果对比  
Fig.9 Simulation result comparison of bio-inspired neural dynamics model

表 3 传统生物启发神经动力学与改进生物启发神经动力学性能对比

Table 3 Performance comparison of traditional bio-inspired neuro dynamics model algorithm and improved bio-inspired neural dynamics model algorithm

| 算法              | 规划耗时/s | 航迹长度/m |
|-----------------|--------|--------|
| Traditional Bio | 7.32   | 116.46 |
| Improved Bio    | 3.36   | 102.37 |

3) 动态航迹规划算法有效性验证

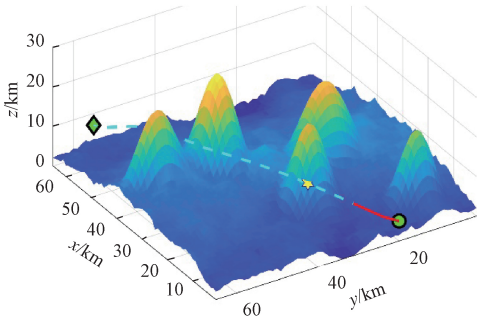
为了说明改进生物启发神经动力学模型算法的有效性,本节分别以动态障碍物和目标点变动两种突发情况为例,考虑从起飞点到目标点这一动态过程来说明算法的有效性。具体飞行过程如下。

(1) 以动态障碍物为例验证算法避障有效性

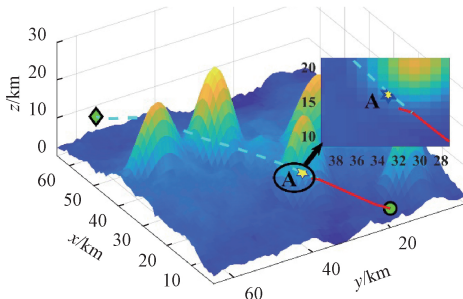
首先无人机沿着参考航迹飞行如图 10(a) 所示;在飞行过程中对于前方突然出现的障碍 A,无人机偏离参考航迹进行避障如图 10(b) 所示;为了进一步说明算法的鲁棒性,无人机在对障碍 A 进行避障的同时出现了障碍 B,并成功避过 A、B 障碍点,返回到参考航迹如图 10(c) 所示;当无人机飞行在山峰 4、5 之间时突然出现动态障碍 C,再次偏离参考航迹进行动态避障如图 10(d) 所示。

(2) 以目标点变化为例验证算法跟踪有效性

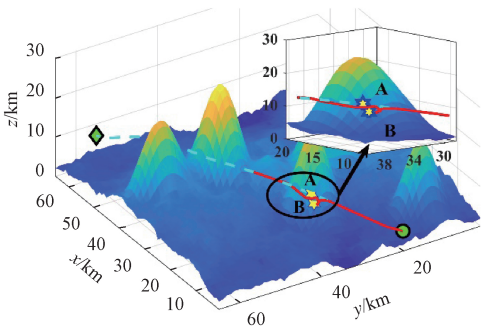
当无人机即将到达目标时,目标点沿图中绿色标记向正上方移动,无人机放弃参考航迹并采用改进生物启发神经动力学模型算法,实现对目标点的跟踪如图 10(e) 所示,



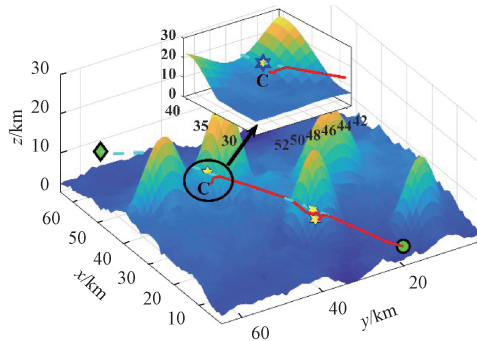
(a) 沿静态航迹飞行  
(a) Flying along a static track



(b) 前方出现障碍A  
(b) Obstacle A appears in front

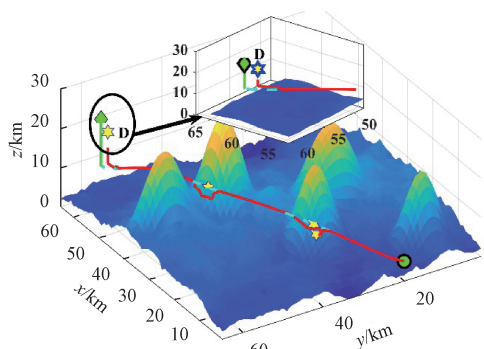


(c) 成功避开障碍A和障碍B  
(c) Successfully avoiding obstacles A and obstacles B

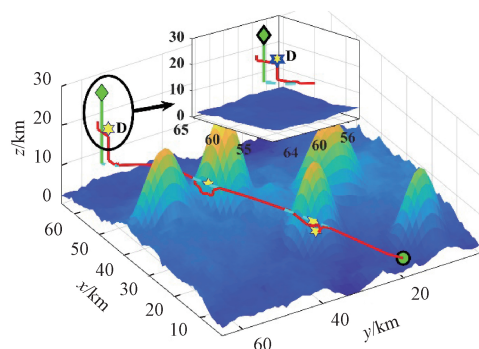


(d) 避开障碍C  
(d) Avoiding obstacle C





(e) 跟踪变化目标点并遇到障碍 D  
(e) Tracking changed target points and encountering obstacle D



(f) 避开动态障碍 D  
(f) Avoiding dynamic obstacle D

图 10 动态航迹规划过程

Fig.10 Dynamic track planning process diagram

同时在无人机运动前方出现障碍 D; 无人机进行目标点变化动态跟踪, 并成功避开障碍 D 如图 10(f) 所示。

综合以上无人机的完整飞行过程, 得到无人机最终的飞行航迹, 如图 11 所示。

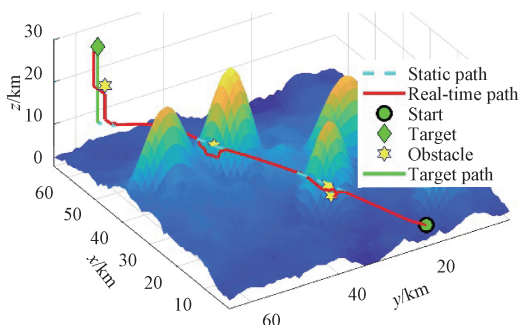


图 11 动态航迹规划全局图

Fig.11 Dynamic flight track planning global diagram

文中的动态航迹规划是利用改进生物启发神经动力学模型对静态航迹进行调整, 以应变突发障碍和目标点变化, 在飞行的过程中不仅能避开航迹前方的突发障碍, 而且也能在躲开障碍的过程中对再次出现的障碍实时调整航迹, 直至返回静态航迹。同时, 对于环境相对复杂 (两山峰之间) 的突发障碍亦能成功绕过, 当无人机在即将到达目的地且检测到目标点突然开始移动时, 能快速调整航迹并避开跟踪方向上的突发障碍, 实现在线跟踪, 最终到达目标点。

#### 4) 算法复杂度分析

三维航迹规划时经典生物启发神经动力学模型的算法复杂度为  $O(n^3)$  [4], 而改进生物启发神经动力学模型算法为了增大对下一节点决策选择的影响, 降低航迹选择所造成的代价损失, 仅在经典算法活性值更新方程中新增一个与时间无关的有限项  $\vec{d}_j \cdot \cos\theta$ 。因此, 改进算法

的复杂度仍为高次幂级  $O(n'^3)$ , 但有  $0 < n' < n$ , 即存在  $O(n^3) < O(n'^3)$ , 使得改进后的算法复杂度更小。

#### 5.3 实验平台

为了进一步验证算法在有障碍物的情况下其实际避障效果, 将本文算法集成在自主设计的旋翼无人机实验平台进行飞行试验, 如图 12(a) 所示。本文采用 Pixhawk2.4.5 作为控制器, 搭载 Windows 10 系统进行无人机绕行障碍物的航迹飞行实验。图 12 所示为无人机实际飞行动态避障过程。



(a) 飞行前矫正  
(a) Pre-flight correction



(b) 起飞  
(b) Take off



(c) 绕过第1个障碍  
(c) Bypass the first obstacle



(d) 绕过第2个障碍  
(d) Bypass the second obstacle



(e) 穿过障碍中间  
(e) Through the obstacles



(f) 穿出障碍  
(f) Get out of obstacles

图 12 无人机实际飞行动态避障过程

Fig.12 Obstacle avoidance process of actual drone flight

在实际飞行环境中首先做飞行前矫正,通过设置障碍点来实现无人机动态避障,如图 12(b)所示,实际飞行环境中设置有障碍 1 和障碍 2,无人机起飞悬停在起始点。无人机起飞后沿着参考航迹飞行首先遇到障碍 1,如图 12(c)所示,无人机成功绕过第 1 个障碍;无人机在对障碍 1 避障的同时遇到障碍 2,如图 12(d)所示,无人机成功避过障碍 2;为了进一步说明算法的有效性,无人机沿着航迹飞行穿过障碍物中间,再次实现避障,如图 12(e)所示,最后无人机成功从障碍中间穿出,到达目标点,如图 12(f)所示。

## 6 结 论

首先针对蚁群算法的不足,提出蚁群粒子群融合算法,规划出一条全局静态航迹,然后对飞行途中出现的突发障碍或目标点变换问题,采用改进生物启发神经动力学模型算法实现动态避障和目标点跟踪。在起伏度不同的地表虚拟山地环境中,结合静态规划和动态避障与跟踪进行仿真实验,实验结果证实了动静结合的航迹规划方法有利于无人机高时效航行。

在仿真实验平台上的成功验证,为下一步将该算法用于实际无人机系统分析、环境建模以及动态障碍的感知和避障奠定了基础,将其真正应用于无人机实际中,具有一定的学术价值。

## 参考文献

- [1] 王耀南, 罗琼华, 毛建旭, 等. 旋翼飞行机器人的行人视觉跟踪方法及系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 102-112.  
WANG Y N, LUO Q H, MAO J X, et al. Pedestrian visual tracking method and system for rotor flying robot[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(11): 102-112.
- [2] 高申勇, 许方镇, 郭鸿杰. 基于弹簧模型的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 796-803.  
GAO SH Y, XU F ZH, GUO H J, Research on path planning of mobile robot based on spring model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 796-803.
- [3] 陈豪, 李勇, 罗靖迪. 基于改进 A\* 算法优化的移动机器人路径规划研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2018(12): 1-4.  
CHEN H, LI Y, LUO J D. Research on path planning of mobile robot based on improved A\* algorithm optimization[J]. Automation and Instrumentation, 2018(12): 1-4.
- [4] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.  
DUAN H B. Ant colony algorithm principle and its application[M]. Beijing: Science Press, 2005.
- [5] SURMANN H, NUCHTER A, HERTZBERG J. An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 45(3-4): 181-198.
- [6] TANG S, KUMAR V. Autonomous flight[J]. Annual Review of Control, Robotics and Autonomous Systems, 2018(1): 29-52.
- [7] JABBARPOUR M R, ZARRABI H, JUNG J J, et al. A green ant-based method for path planning of unmanned ground vehicles[J]. IEEE Access, 2017(5): 1820-1832.
- [8] 陈彦杰, 王耀南, 谭建豪, 等. 局部环境增量采样的服务机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1093-1100.  
CHEN Y J, WANG Y N, TAN J H, et al. Service robot path planning for local environment incremental sampling[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(5): 1093-1100.
- [9] LIU X, GUAN Z, SONG Y, et al. An optimization model of UAV route planning for road segment surveillance[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(6): 2501-2510.
- [10] XUE Y, JIANG J, ZHAO B, et al. A self-adaptive artificial bee colony algorithm based on global best for global optimization[J]. Soft Computing, 2018, 22(9): 2935-2952.
- [11] BAI Q. Analysis of particle swarm optimization algorithm[J]. Computer and information science, 2010, 3(1): 180.
- [12] LI S, GUO Y. Neural-network based AUV path planning in estuary environments[C]. Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Control and Automation, IEEE, 2012: 3724-3730.
- [13] ZHU B, LI C, SONG L, et al. A\* algorithm of global path planning based on the grid map and V-graph environmental model for the mobile robot[C]. IEEE 2017 Chinese Automation Congress (CAC), 2017: 4973-4977.
- [14] LIU J, YANG J, LIU H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. Soft Computing,

2017, 21(19): 5829-5839.

- [15] 张成, 凌有铸, 陈孟元. 改进蚁群算法求解移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1758-1764.

ZHANG CH, LING Y ZH, CHEN M Y. Improved ant colony algorithm for solving mobile robot path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(11): 1758-1764.

- [16] 胡中华. 基于智能优化算法的无人机航迹规划若干关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.

HU Z H. Research on key technologies of UAV route planning based on intelligent optimization algorithm[D]. Nanjing: Nanjing Aerospace University, 2011.

- [17] 张艺巍, 谭建豪, 王耀南. 3 维复杂山地环境下旋翼无人飞行器高时效航迹规划策略[J]. 机器人, 2016, 38(6): 727-737.

ZHANG Y W, TAN J H, WANG Y N. High-efficiency trajectory planning strategy for rotor unmanned aerial vehicles in 3D complex mountainous environment[J]. Robot, 2016, 38(6): 727-737.

## 作者简介



谭建豪, 分别于 1983 年, 1989 年在华中科技大学获得学士和硕士学位, 2010 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向包括智能机器人、数据挖掘、模式识别、系统识别和图像处理等。

E-mail: tanjianhao@hnu.edu.com

**Tan Jianhao** received his B.Sc. degree and M.Sc. degree both from Huazhong University of Engineering and Technology in 1983 and 1989, respectively, received his Ph.D. degree from Hunan University 2010. He has been a professor at Hunan University since 2008. His main research interests include intelligent robot, data mining, pattern recognition, system identification, and image processing.



**马小萍** (通信作者), 2018 年于西北民族大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、机器人技术等。

E-mail: 2739947213@qq.com

**Ma Xiaoping** (Corresponding author) received her B.Sc. degree from Northwest University for Nationalities in 2018. Now, she is a M. Sc. candidate in Hunan University. Her main research interests include machine vision and robot technology.



**李希**, 2016 年于武汉科技大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为飞行器控制和嵌入式系统设计等。

E-mail: Lixi@hnu.edu.cn

**Li Xi** received her B.Sc. degree from Wuhan University of Science Technology in 2016. Now, she is a M. Sc. candidate in Hunan University. Her main research interests include aircraft control and embedded system design.