

基于凸优化粒子群算法的在线航迹规划

顾川, 郭道省, 吴彬彬

(中国人民解放军陆军工程大学通信工程学院, 南京 210007)

摘要: 针对未知环境中无人机可视图有限的路径规划问题, 提出了一种基于凸优化的粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 进行路径点选取。在迭代寻优过程中以凸优化求解出的轨迹、避障以及到达终点距离等为元素设计粒子群的适应度函数, 在获得最优路径点后再将路径点之间的轨迹显示出来。将所得轨迹作为同时定位与地图创建 (Simultaneous localization and mapping, SLAM) 的一部分来建立更加可信的环境地图。理论分析和实验仿真结果表明, 与其他智能算法以及基于采样的路径规划算法相比, 基于凸优化的粒子群算法可以有效地提高路径规划的效率以及减少规划路径的长度。

关键词: 粒子群算法; 凸优化; 轨迹优化; 同时定位与地图构建

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Online Route Planning Based on Particle Swarm Optimization with Convex Optimization

GU Chuan, GUO Daoxing, WU Bingbing

(College of Communications Engineering, PLA Army Engineering University, Nanjing 210007, China)

Abstract: Aiming at the path planning problem of unmanned aerial vehicle (UAV) with limited view ability in unknown environment, a particle swarm optimization (PSO) algorithm based on convex optimization is proposed to select path points. In the iterative optimization process, the fitness function of particle swarm is designed based on the trajectory, obstacle avoidance and the distance to the end point solved by the convex optimization. The trajectory between the path points is displayed after the optimal path point is obtained. The obtained trajectory is used as a part of simultaneous localization and mapping (SLAM) to build a more reliable environment map. Theoretical analysis and experimental simulation results show that compared with other intelligent algorithms and sample-based path planning algorithms, the proposed PSO based on convex optimization can effectively improve the efficiency of path planning and reduce the length of the planned path.

Key words: particle swarm optimization(PSO); convex optimization; trajectory optimization; simultaneous localization and mapping

引言

在过去的几十年中, 多旋翼无人机有了较快的发展, 以四旋翼无人机为例, 四旋翼飞行器的建模、

控制器设计和轨迹生成等一系列需求都被逐渐完善且被应用到了众多的领域中。随着第5代移动通信网络的迅速商业化应用和第6代移动通信网络的发展,无人机之间的通信被认为是未来天地一体化网络的重要组成部分,也是对万物互联概念的有力支持^[1-3]。

对于侦察无人机飞行规划与最佳部署的方法研究中,每个无人机需要根据任务区域的环境状态进行侦察任务。随着目前卫星通信技术的发展,地面控制中心可以通过卫星网络远程遥控无人机执行侦察任务并且获取实时侦察信息。采用这种集中式的控制方法,能够通过对全局信息的把握,以最优的飞行规划和最佳的位置部署来高效地完成信息采集任务。

由于无人机在执行信息采集任务过程中不可避免会碰到障碍物,虽然机器学习技术已经成功地利用人类飞行员的数据来建立模型,并利用强化学习来提高性能,但这些方法似乎不适用于在有障碍的环境中进行运动规划或轨迹生成。类似的问题也可以通过模型预测控制(Model predictive control, MPC)来解决^[4-5]。文献[6]研究了四旋翼无人机的轨迹规划如何用简单线性离散运动学的方法去求解非线性的无人机运动轨迹,并在此基础上用离散化和凸优化的方法将其转化为基准轨迹的凸优化模型。面对障碍物密集环境,文献[7]提出了一种安全飞行走廊(Safe flight corridor, SFC)的概念,该方法在充满障碍的环境中工作时可以生成一个动态可行的轨迹。同时文献[8-10]提出了一种包括路径规划和轨迹优化的新研究框架。此外在实际表示无人机轨迹时可以尝试用贝塞尔函数来代替多项式函数^[11],该方法可以在连续的时间上表示出无人机轨迹,避免了因大量离散时间导致的计算维度爆炸,通过对有限的多项式系数进行优化大大降低了运算的复杂度。文献[12]开发了一种算法,可以通过一系列的关键路径点生成最佳轨迹,同时确保无人机安全通过指定的飞行走廊,并满足可达到的速度、加速度和输入的约束。在满足了无人机飞行任务规划后,为了在此基础上最小化飞行的能耗^[13-16],一般将其作为优化目标,此外还有许多的参数指标可以作为优化目标如:最小化任务时间、最小化轨迹长度等。

本文采用粒子群算法与凸优化结合的方法,无人机在多传感器融合探测范围内寻找到最佳的路径点。该方法有效地解决了未知障碍物环境中的路径规划的难题,同时与其他基准算法相比能够有效地降低飞行能耗,提高了飞行稳定性的同时也寻找到最优的路径长度,具有一定优势。

1 粒子群算法求解最优轨迹模型

在现实生活中无人机在执行某些固定任务如搜救、侦察和数据采集等,由于环境威胁分布存在一定的不确定性,需要首先对航迹空间进行表达,并建立相应的航迹代价评估模型,然后再利用算法求解该评估模型下的最小代价的航迹。在执行任务时无人机需要从一固定起点出发,在经过一片未知的环境后到达指定的信息采集点进行数据采集,该未知环境包含若干障碍物如图1所示,障碍物所在位置可以将其定义为禁飞区域,当无人机轨迹与禁飞区域有交集时认为本次任务失败。

无人机需要利用自身搭载的传感器对当前未知环境进行探测,当无人机探测到障碍物时记录下障碍物的信息,利用获取的地图信息对无人机的航迹进行局部规划,使得无人机能够规划出一条无碰撞的路径^[17-19],同时还要保证在飞行途中无人机飞行的加加加速度(snap)值最小,以便无人机的能量消耗达到最优解。具体流程如图2所示。

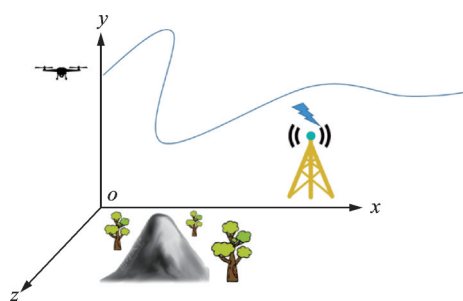


图1 无人机飞往固定目标点数据采集场景
Fig.1 Data acquisition scenario of UAV flying to fixed target point

1.1 无人机运动模型

以四旋翼无人机为例,在构造系统模型时用 $s(t) \in S$ 表示无人机动力系统的状态。其中包含二维的位置信息 $f(t)$ 以及它的 $(n-1)$ 阶导数(包括速度、加速度和加加速度等)。 $S^{\text{free}} \in S$ 表示无人机可以安全飞行的自由空间,其中包含无人机的飞行位置 W^{free} ,速度 V^{free} ,加速度 A^{free} 等动力学参数。其中速度的最大值为 v_{\max} ,加速度最大值为 a_{\max} ,其中 W^{free} 限制范围为地图的边界和障碍物的位置。因此可以得出

$$S^{\text{free}} = W^{\text{free}} \times [-v_{\max}, v_{\max}] \times [-a_{\max}, a_{\max}] \quad (1)$$

文献[20]中介绍了如何用一维的时间参数化多项式轨迹去构造无人机的控制输入,在此基础上可以把无人机的位置信息表示为多项式轨迹

$$s(t) = [\mathbf{w}_D^T(t), \dot{\mathbf{w}}_D^T(t), \dots, \mathbf{w}_D^{(n-1)T}(t)] \quad (2)$$

式中 $W_D(t) = \sum_{i=0}^n p_i t^i$, D 为维度值。 $\dot{\mathbf{w}}_D^T(t)$ 为系统的速度, $\ddot{\mathbf{w}}_D^T(t)$ 为系统的加速度, $\dddot{\mathbf{w}}_D^T(t)$ 为系统的加加速度(jerk)。 $\mathbf{w}^{(4)}(t)^T$ 为系统的 snap 值,式(2)可以改写为一个线性时不变动力系统 $\dot{\mathbf{w}}_D(t) = \boldsymbol{\mu}(t)$,其中控制输入为 $\boldsymbol{\mu}(t) \in \mathbf{u} = [-\mu_{\max}, \mu_{\max}]$,紧接着可以得到一个系统的表达形式为

$$\dot{s}(i) = \mathbf{A}s(i) + \mathbf{B}\boldsymbol{\mu} \quad (3)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & \mathbf{I}_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{I}_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \mathbf{I}_2 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \mathbf{I}_2 \end{pmatrix}。$$

线性时不变轨迹可以改写为

$$s(t) = e^{\mathbf{A}t} s(0) + \int_0^t e^{\mathbf{A}(t-\tau)} \mathbf{B}\boldsymbol{\mu}(\tau) d\tau \quad (4)$$

式中 $s(0) = [\omega_0 \quad v_0 \quad a_0 \quad \dots]^T$ 为系统的初始状态, ω_0 为初始位置, v_0 为初始速度, a_0 为初始的加速度。

1.2 粒子群算法

粒子群算法也称粒子群优化算法或鸟群觅食算法(Particle swarm optimization, PSO),是进化算法的一种,它从随机解出发,以适应度作为评价标准不断地迭代寻优,找到适应度最小的解将其作为全局最优解,相比于其他智能算法,粒子群算法有易实现、精度高、收敛快等优点^[21]。在粒子群算法求解过程中,每个粒子记录着当前位置、速度以及曾经到达的最优位置,从这一系列的数据中发掘出问题的解决方案。在不断的迭代过程中,每个粒子都朝着全局最优和历史到达过的最优点运动。粒子的速度更新公式为^[22]

$$V_i(k+1) = \omega V_i(k) + c_1 r_1 (p_{ib}(k) - X_i(k)) + c_2 r_2 (p_{gb}(k) - X_i(k)) \quad (5)$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (6)$$

式中: $X_i(k)$ 为第 i 个粒子在第 k 次迭代中的位置,由惯性部分、认知部分和社会部分 3 部分组成,其中 ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为认知部分和社会部分的加速系数; r_1 、 r_2 为随机生成的数值。

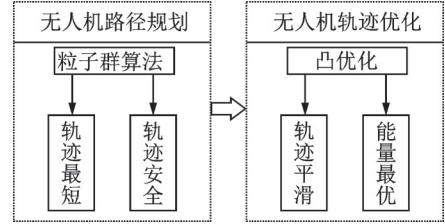


图2 无人机实现自主飞行结构框图
Fig.2 Structure block diagram of autonomous flight of UAV

当无人机飞行环境中存在障碍时,一些方法将其作为约束条件包含在最优化问题中,而另一些方法则在优化后或基于搜索的算法中考虑这些障碍。本文在面对障碍物时在代价函数中增加到障碍物的距离,以此来约束每个粒子的选择范围。用这种方法保障了路径规划的安全性,即生成轨迹保障在安全的距离内不能与障碍物发生重合。

$$f_{\text{safe}} = \begin{cases} 0 & d_{\min} > D_{\text{safe}} \\ 1 - \frac{d_{\min}}{D_{\text{safe}}} & 0 \leq d_{\min} \leq D_{\text{safe}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: D_{safe} 为安全距离, d_{\min} 为所找到的路径点与障碍物之间的最小距离。当 d_{\min} 小于 D_{safe} 时表示障碍物与规划的路径之间存在碰撞,当 d_{\min} 大于 D_{safe} 时代表路径与障碍物没有碰撞,是相对安全的。在对 D_{safe} 初始化时需要考虑路径的长度和安全性之间的关系,当 D_{safe} 越大则与障碍物的距离越大,相对更安全,但是相对应的路径的长度会增加,反之当 D_{safe} 越小则对应的轨迹长度减少,但也增加了与障碍物碰撞的风险。

在粒子群算法搜索过程中,本文自定义了一条惩罚函数,作为粒子迭代时的选择标准。

$$\min a_1 \int_0^T \|\mu(t)\|^2 dt + a_2 f_{\text{len}} + a_3 f_{\text{safe}} \quad (8a)$$

$$\text{s.t. } \mu(t) = f^k(t) \quad (8b)$$

$$f_{\text{len}} = \|\mathbf{p}_{\text{end}} - \mathbf{p}_{\text{now}}\| \quad (8c)$$

$$\dot{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{B}\mu \quad (8d)$$

$$a_1, a_2, a_3 \in \mathbf{R}$$

定义的轨迹优化的目标之一是平滑地控制变量最小化 $\text{snap}(t) = p_D^{(4)}(t)$ 的欧几里得范数(L_2 范数)。当前粒子位置 p_{now} 到终点 p_{end} 的欧氏距离为 f_{len} 。 f_{safe} 为路径与障碍物之间的安全性惩罚函数。 a_1, a_2, a_3 分别为各个分量的权重值,为常数。在不断进行迭代的过程中找到惩罚函数的最小值。将该位置的坐标、速度和加速度作为下一次寻找的初始位置、速度和加速度。具体算法如下。

算法 1 用粒子群算法找到每次无人机雷达探索范围内的最优位置点 Input(起点 p_0 , 终点 p_1)

While $\|g_best - p_1\| \leq \text{雷达探测范围}$

$X(N, D) = \text{初始化 } X(N, D) + g_best$

$V(N, D) = \text{初始化 } V(N, D)$

for $i = 1 : N$

$p_best = \text{fitness}(X_i)$

$g_best = X_i$

End

for $i = 1 : N - 1$

If $\text{fitness}(X_i) < \text{fitness}(g_best)$

$g_best = X_i$

End

End

for $\text{iter_current} < \text{iter_max}$

for $i = 1 : N$

$v_{\text{id}}^{k+1} = wv_{\text{id}}^k + c_1 r_1 (p_{\text{id}, p_best}^k - x_{\text{id}}^k) + c_2 r_2 (p_{\text{id}, g_best}^k - x_{\text{id}}^k)$

$Y(i, D) = X(i, D) + v_{\text{id}}^{k+1}$

```

If fitness( $Y_i$ ) < fitness( $p\_best$ )
 $p\_best = Y_i$ 
If fitness( $p\_best$ ) < fitness( $g\_best$ )
Period =  $g\_best$ 
 $g\_best = p\_best$ 
End
End

```

1.3 凸优化实现轨迹优化

在得到了具体的路径点后可以将轨迹划分为多段曲线组成,其中每一段的轨迹可以表示如下^[17]

$$f(t) = \begin{cases} f_1(t) = \sum_{i=0}^n p_{1,i} t^i & T_0 \leq t \leq T_1 \\ f_2(t) = \sum_{i=0}^n p_{2,i} t^i & T_1 \leq t \leq T_2 \\ \vdots \\ f_J(t) = \sum_{i=0}^n p_{J,i} t^i & T_{J-1} \leq t \leq T_J \end{cases} \quad (9)$$

在惩罚函数中平滑地控制变量最小化 $\text{snap}(t) = p_D^{(4)}(t)$ 的 L_2 范数可以写为

$$\min_p \sum_{j=1} P_j^T Q_j P_j \quad (10a)$$

$$\text{s.t. } A_{\text{eq}} P = b_{\text{eq}} \quad (10b)$$

$$A_{\text{ieq}} P \leq b_{\text{ieq}} \quad (10c)$$

这是一个标准的二次型规划(Quadratic programming, QP)问题。 $P_j = [p_j^1, p_j^2, \dots, p_j^n]$ 为式(9)中的多项式轨迹的系数。其中第1条约束为初始时刻和结束时刻的状态约束,无人机飞行时的初始位置和结束位置是固定的,速度和加速度都为0,第2条约束为无人机飞行时的速度和加速度约束,对于无人机飞行的速度和加速度做出约束,避免飞行过程中飞行速度过快,使得控制输入的范围限制在 $\mu(t) \in \mathbf{u} = [-\mu_{\max}, \mu_{\max}]^2 \subset \mathbf{R}^2$ 。

在实际处理过程中将轨迹用贝塞尔函数的形式表现出来,文献[17]中定义了用贝塞尔表示分段轨迹的方法,相比于一般多项式轨迹,贝塞尔曲线具有如下几点特殊的性质:

- (1) 贝塞尔曲线必定经过第1个控制点到达最后1个控制点,且一定不经过中间控制点。
- (2) 贝塞尔曲线的参数 $t \in [0, 1]$ 。
- (3) 凸包性质,贝塞尔的控制点构成的凸包包含所有的控制点。
- (4) 微分性质,贝塞尔曲线的微分仍然是贝塞尔曲线,且导数贝塞尔曲线的系数是原贝塞尔曲线的线性组合。

$$f(t) = \begin{cases} s_1 \cdot \sum_{i=0}^n c_1^i b_n^i \left(\frac{t - T_0}{s_1} \right) & T_0 \leq t < T_1 \\ s_2 \cdot \sum_{i=0}^n c_2^i b_n^i \left(\frac{t - T_1}{s_2} \right) & T_1 \leq t < T_2 \\ \vdots \\ s_J \cdot \sum_{i=0}^n c_J^i b_n^i \left(\frac{t - T_{J-1}}{s_J} \right) & T_{J-1} \leq t < T_J \end{cases} \quad (11)$$

式中 c_j^i 为 j 段轨迹的第 i 个控制点。 $b_n^i(t) = \binom{n}{i} \cdot t^i \cdot (1-t)^{n-i}$ 为贝塞尔曲线的基准点。第 j 段轨迹的 snap 值优化目标改写为

$$J_j = \int_{T_{j-1}}^{T_j} \left(\frac{d^k \left(s_j \cdot \sum c_j^i b^i \left(\frac{t}{s_j} \right) \right)}{dt^k} \right)^2 dt \quad t \in [T_{j-1}, T_j] \quad (12)$$

由于存在矩阵 M 使得 $P_j = MC_j$, 当 $\tau = \frac{t}{s_j}$ 时, 代入式(12)后可得

$$\int_0^1 s_j^3 \left(\frac{d^k \left(\sum c_j^i b^i(\tau) \right)}{s_j^k d\tau^k} \right)^2 d\tau = s_j^{3-2k} \int_0^1 \left(\frac{d^k \left(\sum p_i \tau^i \right)}{d\tau^k} \right)^2 d\tau = \begin{bmatrix} \vdots \\ p_i \\ \vdots \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \dots & \frac{i(i-1)\dots l(l-1)\dots s_j^{3-2k}}{i+l+1-2k} & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots \\ p_i \\ \vdots \end{bmatrix} = p^T Q p = (M \cdot c)^T Q (M \cdot c) = c^T M^T Q M \cdot c = c^T Q_0 c \quad (13)$$

此时优化目标函数变为

$$\min_c \sum_{j=1} C_j^T Q_j C_j \quad (14a)$$

$$\text{s.t. } A_{eq} C = b_{eq} \quad (14b)$$

$$A_{ieq} C \leq b_{ieq} \quad (14c)$$

其中等式约束(14b)主要作用为边界约束;将无人机的起始状态和终止状态的控制点固定下来 $c_1^0 = w_0$, $c_j^n = w_T$ 。同时也保证了无人机飞行状态的连续性,因为将无人机一段轨迹飞行的终止状态作为下一段轨迹的初始状态 $c_j^{(k),n} \cdot s_j^{1-k} = c_{j+1}^{(k),0} \cdot s_{j+1}^{1-k}$ 。不等式约束(14c)的主要作用为将无人机飞行时的速度以及加速度限制在一定的范围内: $v_{min} \leq n \cdot (c_j^i - c_j^{i-1}) \leq v_{max}$, $a_{min} \leq n \cdot (n-1) \cdot (c_j^i - 2c_j^{i-1} + c_j^{i-2}) / s_j \leq a_{max}$ 。

1.4 飞行时间分配

在飞行的过程中每段轨迹的飞行时间是由路径的长度决定的。在以往的研究中针对时间分配的方法有梯形法分配、平均时间分配和按照距离的比例分配等方法。本文针对梯形分配的方法,对于每条路径的时间分配,在给定每个轨迹线段的起始和终止位置之后,根据飞行的最大加速度和最大速度计算需要飞行的时间,从初始时刻的0速度,按照最大加速度加速到最大,然后再按照最大加速度减速到0速度的分配方案。

根据梯形原理进行分配,可以将一段长度为 d 的轨迹进行划分,分为加速时间 t_1 , 减速时间 t_2 , 全速飞行时间 t_3 。可以得到

$$d = \frac{1}{2} \sqrt{2} a_{max} t_1^2 + \sqrt{2} v_{max} t_3 + \frac{1}{2} \sqrt{2} a_{max} t_2^2 \quad (15)$$

式中 $v_{max} = a_{max} t_1 = a_{max} t_2$, 将其代入式(15)可以得出

$$t_3 = \frac{d}{\sqrt{2} v_{max}} - \frac{v_{max}}{a_{max}} \quad (16)$$

由此可得飞行的总时间为

$$T = t_1 + t_2 + t_3 = \frac{d}{\sqrt{2} v_{max}} + \frac{v_{max}}{a_{max}} \quad (17)$$

2 仿真实验结果与分析

2.1 不同算法在相同环境下的性能分析

为了测试算法的性能,将基于凸优化的粒子群算法与一些基准算法如快速扩展随机树(Rapidly exploring random tree, RRT^{*})算法,人工势场法等的结果进行比较,该实验过程均在 Matlab 2016 平台上实现,该实验均在有障碍物的环境下进行。实验结果如图 3 所示,本文假设无人机的雷达探测范围为半径为 400 m 的圆形区域,将该区域作为初始粒子的范围,以及不断迭代后粒子的边界范围。粒子在迭代时速度变化的最大范围为 $[-0.3, 0.3]$ 。最终得到的轨迹如图 3(a)所示。其中起点坐标为(50, 50)终点坐标为(4 500, 4 500)。为保证无人机飞行时的速度不会过大,将无人机的最大速度限制为 30 m/s,最大加速度限制为 10 m/s²。

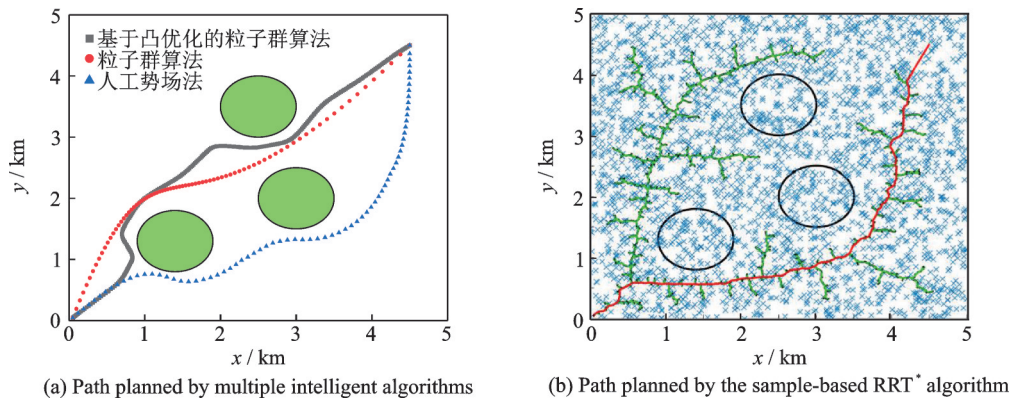


图 3 不同算法规划路径二维示意图

Fig.3 2D schematic diagram of different algorithm planning paths

其中 RRT^{*}算法为基于采样的路径规划算法,该算法使用栅格地图在搜索整个环境时所作的工作量较大,并且从图 3 可以看出与其他智能算法的路径规划得到的路径存在明显差别。因为 RRT^{*}算法相比于传统的 RRT 算法,为了保证全局最优性在一定程度上增加了计算的复杂度,使得路径规划的时间较长。传统的人工势场法与粒子群算法在获得路径点后对于路径点之间的处理并不能很好地保证其安全性,每个路径点之间的距离相隔较远,换言之在路径点之间的轨迹很有可能会与障碍物发生碰撞。

此外对于上述一系列的启发式算法,当处于极端环境时会陷入局部最优解。以人工势场法为例,势场法只能解决局部空间的避障问题,它缺乏全局信息,在求解最优轨迹的过程中若障碍物距离终点位置较近时,算法会陷入局部最小值陷阱,如图 4 所示。

可以看出因为障碍物距离终点距离较近时,无人机虽然在逐渐靠近障碍物,但是却无法到达目标点,本文使用的基于凸优化的粒子群算法在面对该问题时效果较好。通过两种算法路径的对比,可看出在面对一些极端

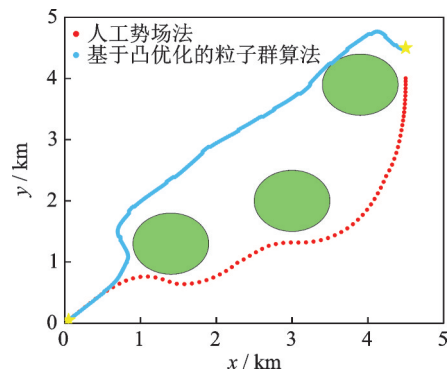


图 4 人工势场法和基于凸优化的粒子群算法在障碍物靠近目标点时的路径

Fig.4 Paths of artificial potential field method and PSO algorithm based on convex optimization when the obstacle is close to the target point

的情况时人工势场法容易陷入局部最优解。此外在某些区域,无人机会受到多个势场力的作用,形成局部最小点。当无人机位于局部最小点时容易产生振荡或者停滞不前。当环境内障碍物越多,产生局部最小点的可能性越大,产生局部最小点的数量也越多。

在不断迭代寻优的过程中为了能更直观地验证算法的正确性,提取第1次循环时的适应值函数的变化如图5所示,第1次随着迭代次数的增加,可以发现适应值不断减少。这也论证了粒子群算法的收敛性。对于不同的障碍物密集环境,收敛的速度稍有差异,接着获取每次搜寻到的路径点的 $\text{snap}(t) = \rho_D^{(4)}(t)$ 的范数,可以发现数值较为稳定,保持在同一个较小的数量级。

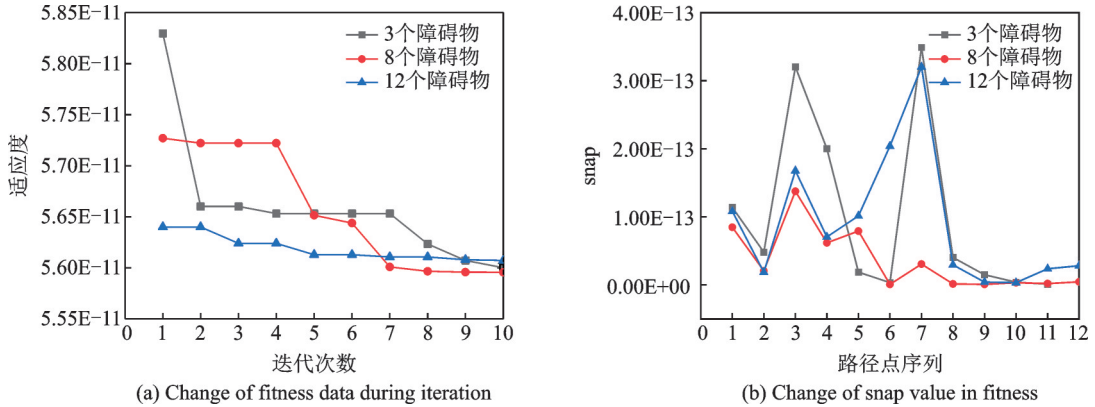


图5 算法迭代过程中适应值函数以及优化变量的变化示意图

Fig.5 Schematic diagram of changes in fitness function and optimization variables during iteration process

在飞行时,无人机的速度和加速度都被约束在一定的范围内,如图6所示。提取了一段轨迹后可以发现无人机的轨迹在速度最快时可以达到 3 m/s,与实际飞行时无人机的速度范围较为吻合。同时无

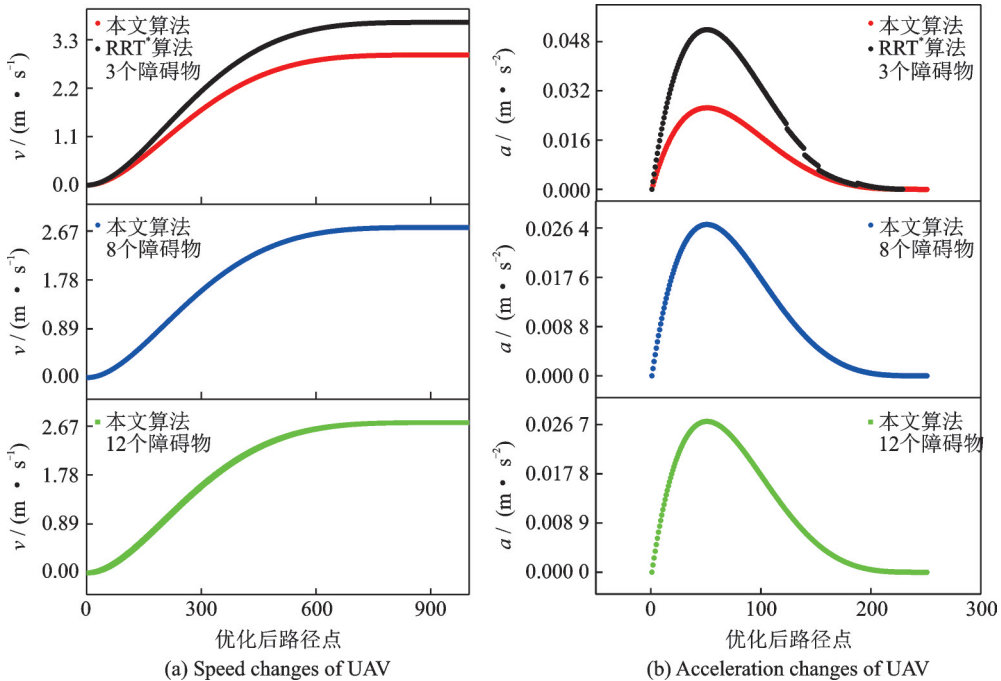


图6 无人机速度和加速度的变化情况

Fig.6 Change of velocity and acceleration of UAV

人机飞行轨迹的平滑性要求加速度的变化范围较小,因此从图6中可以看出飞行过程中加速度没有大范围的变化,较为平稳,不会出现较大的抖动,另一方面也保证了无人机的能量消耗最优。在不同的障碍物密集程度的环境中,本文提出的算法都可以很好地保证加速度的变化范围稳定在一个较好的区间内,这对无人机飞行的稳定性以及生成的轨迹的平滑性都有积极的作用。若单独使用粒子群算法找到合适的路径点,再对各个路径点进行遍历。在规划轨迹时追求轨迹最短,这样做虽然保证了轨迹的长度相对最优,但是无法保证每个路径点之间的snap值为最优解。

为了进一步验证算法的效率,将多种算法生成规划路径时的平均生成路径点的个数以及路径规划的总长度进行对比如表1所示。通过表1可以看出基于凸优化的粒子群算法在规划路径的长度上能够获得较好的效果,同时生成的路径点的个数相对于其他算法较少,在搜索到最优路径的同时显著减少了算法的复杂度,使得效率能够获得较大的提升。

表1 多种算法规划路径时的参数

Table 1 Parameters of multiple algorithms for path planning

算法	障碍物数量/个	平均生成路径点数/个	规划路径长度/m
基于凸优化的 粒子群算法	3	10	6 719
粒子群	3	80	6 599
人工势场	3	74	6 989
RRT*	3	82	7 335

2.2 不同障碍物密集环境下算法效率分析

在障碍物密集环境下,无人机面对障碍物时碰撞的概率较高,在这种情况下无人机执行任务需要对环境中的障碍物较为敏感,否则在飞行途中的碰撞风险会非常高。为了验证在不同的障碍物密集程度下算法的性能,设置了3种不同障碍物密集度的环境,如表2所示。

将无人机在障碍物密集区域该算法规划的路径与障碍物稀疏区域规划出的路径之间的差别可视化如图7所示。在不同数量的障碍物下得到的轨迹的路径点数量以及轨迹长度如表3所示。

表2 不同障碍物密集度环境

Table 2 Environment with different obstacle densities

环境编号	障碍物个数/个
1	3
2	8
3	12

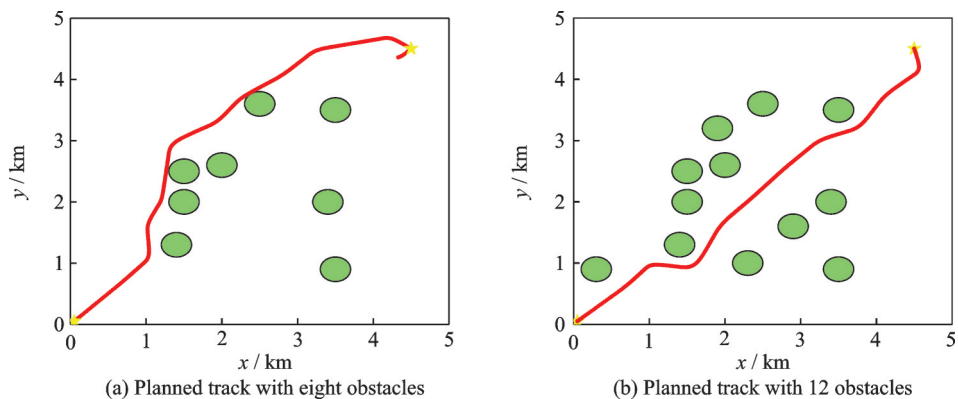


图7 不同障碍物数量的航迹规划示意图

Fig.7 Schematic diagram of trajectory planning with different number of obstacles

表3 不同障碍物数量下航迹规划结果

Table 3 Path planning results under different number of obstacles

障碍物数量/个	平均生成路径点数/个	规划路径长度/m
3	10	6 719
8	11	6 821
12	12	6 803

对比在不同障碍物密集环境下,该算法都能较好地避开障碍物同时保证能量最优以及较快地搜索到目的地,飞行的速度以及加速度无较大的波动保证了飞行的平滑性,面对不同的障碍物密集程度飞行速度稳定在3 m/s左右。

3 结束语

本文主要研究基于凸优化的粒子群算法,首先介绍了无人机飞行状态的数学表达式,把无人机的位置信息用多项式来表达,接着本文自定义了一条惩罚函数用作粒子群算法迭代时的优化目标,其中包含 $\text{snap}(t) = p_D^{(4)}(t)$ 的 L_2 范数,到终点的距离以及和障碍物之间的安全距离。同时为了更好地解决控制变量最小化这一问题,引入了贝塞尔函数来表示轨迹,利用贝塞尔函数的几点特殊的性质巧妙地解决了运算中的问题。对比其他基准算法,基于凸优化的粒子群算法在规划的路径距离上具有一定优势,且效率上存在一定的优化。最后的实验结果可以看出无人机的飞行状态对实际飞行具有一定的参考意义,同时验证了在不同障碍物密集程度下无人机在该算法下的规划路径之间的差异,得出该算法在障碍物密集的环境下仍然具有较好的路径规划效果。

参考文献:

- [1] DING G, WU Q, ZHANG L, et al. An amateur drone surveillance system based on the cognitive internet of things[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(1): 29-35.
- [2] ZHANG X, GUO D, AN K, et al. Auction-based multichannel cooperative spectrum sharing in hybrid satellite-terrestrial IoT networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8(8): 7009-7023.
- [3] ZENG Y, WU Q, ZHANG R. Accessing from the sky: A tutorial on UAV communications for 5G and beyond[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(12): 2327-2375.
- [4] KIM H J, SHIM D H, SASTRY S. Nonlinear model predictive tracking control for rotorcraft-based unmanned aerial vehicles [C]//Proceedings of the 2002 American Control Conference.[S.l.]: IEEE, 2002: 3576-3581.
- [5] YU J, JADBABAIE A, PRIMBS J, et al. Comparison of nonlinear control design techniques on a model of the Caltech ducted fan[J]. Automatica, 2001, 37(12): 1971-1978.
- [6] 王祝,刘莉,龙腾,等.基于罚函数序列凸规划的多无人机轨迹规划[J].航空学报,2016,37(10): 3149-3158.
WANG Zhu, LIU Li, LONG Teng, et al. Multiple UAV trajectory planning based on penalty function sequence convex programming[J]. Journal of Aviation, 2016, 37(10): 3149-3158
- [7] LIU S, WATTERSON M, MOHTA K, et al. Planning dynamically feasible trajectories for quadrotors using safe flight corridors in 3-D complex environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(3): 1688-1695.
- [8] LIU S, MOHTA K, ATANASOV N, et al. Search-based motion planning for aggressive flight in SE (3)[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(3): 2439-2446.
- [9] LIU S, ATANASOV N, MOHTA K, et al. Search-based motion planning for quadrotors using linear quadratic minimum time control[C]//Proceedings of 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). [S.l.]: IEEE, 2017: 2872-2879.
- [10] ZHOU B, PAN J, GAO F, et al. Raptor: Robust and perception-aware trajectory replanning for quadrotor fast flight[J]. IEEE

- Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1992-2009.
- [11] WANG Z, ZHOU X, XU C, et al. Alternating minimization based trajectory generation for quadrotor aggressive flight[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(3): 4836-4843.
- [12] MELLINGER D, KUMAR V. Minimum snap trajectory generation and control for quadrotors[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S.l.]: IEEE, 2011: 2520-2525.
- [13] WU Y, YANG W, GUAN X, et al. Energy-efficient trajectory design for UAV-enabled communication under malicious jamming[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 10(2): 206-210.
- [14] ZHAN C, ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient data collection in UAV enabled wireless sensor network[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 7(3): 328-331.
- [15] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [16] WANG Y, WEN X, HU Z, et al. Multi-UAV collaborative data collection for IoT devices powered by battery[C]//Proceedings of 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). [S.l.]: IEEE, 2020: 1-6.
- [17] RAJA P, PUGAZHENTHI S. Optimal path planning of mobile robots: A review[J]. International Journal of Physical Sciences, 2012, 7(9): 1314-1320.
- [18] 徐望宝. 移动机器人局部路径规划的人工力矩方法[D]. 大连:大连理工大学, 2014.
XU Wangbao. Artificial moment method for local path planning of mobile robot[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014.
- [19] MONTIEL O, SEPÚLVEDA R, OROZCO-ROSAS U. Optimal path planning generation for mobile robots using parallel evolutionary artificial potential field[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 79(2): 237-257.
- [20] RICHTER C, BRY A, ROY N. Polynomial trajectory planning for aggressive quadrotor flight in dense indoor environments [C]//Proceedings of Robotics Research: The 16th International Symposium ISRR. Springer International Publishing. [S.l.]: ISRR, 2016: 649-666.
- [21] 吴沛锋. 智能优化算法及其应用[D]. 沈阳:东北大学, 2012.
WU Peifeng. Intelligent optimization algorithm and its application[D]. Shenyang: Northeast University, 2012.
- [22] POLI R, KENNEDY J, BLACKWELL T. Particle swarm optimization[J]. Swarm Intelligence, 2007, 1(1): 33-57.

作者简介:



顾川(1999-),男,硕士研究生,研究方向:无人机运动规划, E-mail: 2421910685@qq.com。



郭道省(1973-),通信作者,男,教授,博士生导师,研究方向:卫星通信、通信抗干扰等。



吴彬彬(1988-),男,博士研究生,研究方向:无人机通信、抗干扰通信、物理层安全等。

(编辑:陈璐)