

说明书

不确定条件下的无人机群路径规划方法

技术领域

本发明属于无人机技术领域，尤其涉及不确定条件下的无人机群路径规划方法。

背景技术

无人机在近年来的应用十分广泛。与普通飞机相比，无人机轻便灵活、机动性强，并且不需要飞行成本，在一些情况下增加了适应性，比如森林防火监测、灾后救援等。但是在没有人类操作的同时，无人机的飞行风险也会相应增加，比如可能存在的大风或者雷暴天气、无人机在未知环境下自身的定位不准确等都会对无人机的飞行安全形成威胁，可能会造成财产损失，同时如果无人机坠机，也会危及到地面人类生命和财产安全。因此在无人机飞行之前，我们需要进行路径规划，考虑到飞行过程中可能遇到的不确定因素，使得规划路径具有鲁棒性。而无人机群协同完成任务也在近年来成为无人机的发展趋势，无人机群相比单个无人机而言具有协同高效的特点，在执行任务时能够相互配合，实现功能上的互补，提高无人机群工作效率。

粒子群优化算法是一种启发式优化算法，是通过模拟鸟群的觅食行为而发展起来的一种基于群体协作的随机搜索算法。粒子群优化算法通过初始化多个粒子，然后在每一次迭代中，粒子通过对个体最优和群体最优的学习来更新自身的位置，从而使整个群体的最优化不断优化。粒子群优化算法简单易实现，目前已经在诸多领域具有应用。

发明内容

为了解决上述已有技术存在的不足，本发明提出不确定条件下的无人机群路径规划方法，实现无人机群在不确定条件下能够进行鲁棒路径规划，选择优化路径飞行到达目标点，完成任务需求，同时还需对规划路径进行冲突解脱处理，保障无人机群的飞行安全。本发明的具体技术方案如下：

不确定条件下的无人机群路径规划方法，其特征在于，包括以下步骤：

S1：无人机群获取未知环境信息；

S2：无人机群在飞行环境和自身不确定条件下对飞行航路进行评价：

对每个无人机，设整段航路由依次连接的M个航路点构成，起始点和目标点

说明书

的位置坐标在初始时刻确定；

S2-1：评价无人机飞行航路的总长度；

设第 i 个航路点的三维空间坐标为 (x_i, y_i, z_i) ，理想情况下，无人机按照规划路径飞行到第 i 个航路点的位置；不确定条件下，无人机实际到达的第 i 个航路点的位置相比 (x_i, y_i, z_i) 发生偏离，设无人机在第 i 个航路点的偏差为 (u_x^i, u_y^i, u_z^i) ，无人机飞行航路的总长度代价 f_1 为：

$$f_1 = \frac{\sum_{i=2}^M \sqrt{((x_i + u_x^i) - (x_{i-1} + u_x^{i-1}))^2 + ((y_i + u_y^i) - (y_{i-1} + u_y^{i-1}))^2 + ((z_i + u_z^i) - (z_{i-1} + u_z^{i-1}))^2}}{\sqrt{((x_M + u_x^M) - (x_1 + u_x^1))^2 + ((y_M + u_y^M) - (y_1 + u_y^1))^2 + ((z_M + u_z^M) - (z_1 + u_z^1))^2}},$$

其中， $i = 2, 3, \dots, M$ ， f_1 的分子为不确定条件下的无人机飞行航路实际长度，分母为起始点和目标点之间的直线距离， f_1 越大，无人机在不确定条件下的实际飞行距离越长；

S2-2：评价无人机航路遇到障碍物碰撞风险；

整段航路的障碍物碰撞风险为 f_2 为： $f_2 = \sum_{i=1}^M d_i$ ，其中，

$$d_i = \begin{cases} 1, & (x_i + u_x^i, y_i + u_y^i, z_i + u_z^i) \text{在障碍物范围内} \\ 0, & \text{其余情况} \end{cases}, \quad f_2 \text{越大，整段航路的障碍物碰撞风险越大；}$$

S2-3：评价无人机航路遇到雷达监测风险；

设第 i 个航路点距离雷达中心的最近距离为 D_i ，雷达的最大监测半径为 R_{max} ，整段航路的雷达监测以及导弹击落风险 f_3 为： $f_3 = \sum_{i=1}^M C_i \cdot U\left(0, \frac{R_{max} - D_i}{R_{max}}\right)$ ，其中，

$$C_i = \begin{cases} \frac{(\gamma)^4}{(D_i)^4}, & D_i \leq R_{max}, \gamma \text{为雷达强度}, U\left(0, \frac{R_{max} - D_i}{R_{max}}\right) \text{为雷达监测范围内被导弹击落的} \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases}$$

风险概率，是 $\left(0, \frac{R_{max} - D_i}{R_{max}}\right)$ 之间的随机数， D_i 越小，即无人机距离雷达越近，被雷达监测的风险越大；

S2-4：评价无人机航路遇到大风和雷暴天气风险；

整段航路的大风和雷暴风险 f_4 为： $f_4 = \sum_{i=1}^M e_i \cdot U(0, S)$ ，其中，

$$e_i = \begin{cases} 1, & (x_i + u_x^i, y_i + u_y^i, z_i + u_z^i) \text{在大风和雷暴天气区域内} \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases}, \quad U(0, S) \text{为遭受雷暴和大}$$

说明书

风天气影响的概率，是 $(0, S)$ 之间的随机数， S 是大风和雷暴区域面积， f_4 越大，整段航路遇到大风和雷暴天气风险越大；

S2-5：定义多目标函数 $F(X)$ 综合评价整段航路的代价，总代价 $F(X)$ 为： $F(X) = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 + \lambda_4 f_4$ ，其中， $\lambda_k, k = 1, 2, \dots, 4$ 为权重系数， X 为所有航路点的位置坐标组合， f_1, f_2, f_3, f_4 均与 X 相关；

S3：提出一种鲁棒粒子群优化算法，生成鲁棒的优化飞行航路；

对于每一对确定的起始点和目标点，初始化 N 条航路，每一条航路由 M 个随机生成的航路点构成，每个航路点的三维坐标按顺序组合构成粒子群优化算法的一个初始解，对每个初始解通过鲁棒粒子群优化算法迭代更新，迭代 T 次后选择最优的鲁棒飞行航路；

在达到 T 次迭代前，每一代都需更新每个粒子的位置，即坐标的更新，第 j 个粒子即第 j 条航路的速度和位置更新公式为：

$$v_j = \eta \cdot (v_j + U(0, c_1) \cdot (pbest_j - x_j) + U(0, c_2) \cdot (gbest - x_j)),$$

$$x_j = x_j + v_j,$$

其中， η 、 c_1 、 c_2 是常数， η 为学习率， c_1 和 c_2 为影响系数， $U(0, c_1)$ 表示 $(0, c_1)$ 中的随机数， $U(0, c_2)$ 为 $(0, c_2)$ 中的随机数， x_j 为第 j 条航路的当前所有航路点坐标组合， v_j 为第 j 条航路的更新速度， $pbest_j$ 为第 j 条航路的历史最优航路点坐标组合， $gbest$ 为所有航路中最小的总代价即最高的适应值对应的航路点坐标组合，此处 $v_j, x_j, pbest_j, gbest$ 均包括 M 个坐标，每个坐标均为 3 维；

鲁棒粒子群优化算法航路评价公式为：

$$gbest = X, F(X) = best\{worst[F(X_1 + V_{\delta_1})], worst[F(X_2 + V_{\delta_2})], \dots, worst[F(X_N + V_{\delta_N})]\},$$

其中， $worst$ 为扰动范围内的粒子的最差适应值即最高的代价， V 表示航路点的偏差范围； δ_j 表示在每条航路的每个航路点周围取的偏差点个数，其中， $j = 1, 2, \dots, N$ ， δ_j 越大，存在的不好航路点越多，鲁棒性越强； V_{δ_j} 表示第 j 个偏差点的坐标，其中， $j = 1, 2, \dots, N$ ； X_j 是每条航路中的航路点位置集合，其中， $j = 1, 2, \dots, N$ ；

说明书

所有初始粒子经过迭代优化后,得到的最优解就是不确定条件下的无人机群鲁棒规划航路;

S4: 对优化航路进行冲突解脱, 对步骤 S3 中每一对确定的起始点和目标点规划好航路后, 如果规划航路交叉, 则计算无人机到达交叉点的时间, 后到达的无人机悬停等待, 直至冲突解脱;

S5: 无人机群按照最终规划航路飞行, 直至到达目标点, 完成任务需求。

本发明的有益效果在于:

1. 本发明的方法能够实现无人机群在不确定条件下的路径规划, 使得无人机群在特殊环境和自身定位误差存在情况下的飞行具有鲁棒性, 为无人机群的鲁棒路径规划问题提供了全新的解决方案。

2. 本发明的方法使得无人机群在不确定条件下的飞行更加安全, 无人机群协同完成任务更加高效。

附图说明

为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案, 下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍, 通过参考附图会更加清楚的理解本发明的特征和优点, 附图是示意性的而不应理解为对本发明进行任何限制, 对于本领域普通技术人员来讲, 在不付出创造性劳动的前提下, 可以根据这些附图获得其他的附图。其中:

图 1 为本发明对无人机定位误差存在的鲁棒优化示意图;

图 2 为本发明对不确定环境因素存在的鲁棒优化示意图;

图 3 为本发明的方法流程图。

具体实施方式

为了能够更清楚地理解本发明的上述目的、特征和优点, 下面结合附图和具体实施方式对本发明进行进一步的详细描述。需要说明的是, 在不冲突的情况下, 本发明的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明, 但是, 本发明还可以采用其他不同于在此描述的方式来实施, 因此, 本发明的保护范围并不受下面公开的具体实施例的限制。

说明书

无人机群在不确定的条件下飞行,首先获取环境信息,包括环境中的障碍物坐标,无人机起始点和目标点的位置等,同时无人机还要考虑到环境中的不确定因素,比如可能存在的大风、雷暴天气以及可能存在的雷达扫描和导弹风险。除了环境中的不确定风险因素,无人机自身在飞行过程中还有可能存在定位不准确的情况,产生不确定的位置坐标。

本发明提出一种鲁棒评价函数评价无人机群的航路,考虑环境以及无人机自身的不确定因素,对无人机群飞行航路的评价更加准确和安全。无人机群的航路评价函数确定后,通过一种鲁棒粒子群优化算法,对无人机群中每个无人机的初始航路进行优化,具体地,粒子群优化算法的每个粒子就是一条连接起始点、目标点以及中间航路点的初始航路,通过不断的学习迭代,使得航路不断优化,最终成为无人机群的飞行路径,最终的优化航路具有鲁棒性,能够在不确定条件下安全高效飞行。得到无人机群的优化规划路径后,需考虑到无人机之间的规划路径可能存在的冲突情况,对冲突路径进行重新规划,保障无人机群的飞行安全。

具体地,不确定条件下的无人机群路径规划方法,如图 3 所示,包括以下步骤:

S1: 无人机群获取未知环境信息;

无人机群获取环境信息,包括环境中的障碍物坐标,每个无人机起始点和目标点的位置等,同时无人机还要考虑到环境中的不确定因素,比如可能存在的大风、雷暴天气以及雷达扫描和导弹风险;除了环境中的不确定风险因素,无人机自身在飞行过程中还有可能在未知环境下存在定位不准确的情况,产生不确定的位置坐标,这些不确定因素在后续建模过程中均需要考虑。

S2: 无人机群在飞行环境和自身不确定条件下对飞行航路进行评价:

对每个无人机,设整段航路由依次连接的 M 个航路点构成,起始点和目标点的位置坐标在初始时刻确定;

S2-1: 评价无人机飞行航路的总长度;

航路的总长度是衡量无人机规划路径好坏的一项重要指标,对于计算无人机的当前飞行时间以及剩余飞行时间非常重要。

设第 i 个航路点的三维空间坐标为 (x_i, y_i, z_i) ,理想情况下,无人机按照规划路径飞行到第 i 个航路点的位置;不确定条件下,无人机在实际飞行过程中可能会遇到定位不准确的情况,比如一些信号不好的区域设备会存在定位误差,无人机还可能会受

说明书

到风以及自身控制的影响而偏离原有航迹，这些都会造成无人机实际到达的第*i*个航路点的位置相比于 (x_i, y_i, z_i) 发生偏离，因此，提出一种鲁棒的航路长度计算方法，考虑偏差情况的发生，并且对这些不确定因素进行鲁棒优化。

设无人机在第*i*个航路点的偏差为 (u_x^i, u_y^i, u_z^i) ，无人机飞行航路的总长度代价 f_1 为：

$$f_1 = \frac{\sum_{i=2}^M \sqrt{((x_i + u_x^i) - (x_{i-1} + u_x^{i-1}))^2 + ((y_i + u_y^i) - (y_{i-1} + u_y^{i-1}))^2 + ((z_i + u_z^i) - (z_{i-1} + u_z^{i-1}))^2}}{\sqrt{((x_M + u_x^M) - (x_1 + u_x^1))^2 + ((y_M + u_y^M) - (y_1 + u_y^1))^2 + ((z_M + u_z^M) - (z_1 + u_z^1))^2}}, \quad \text{其中,}$$

$i = 2, 3, \dots, M$, f_1 的分子为不确定条件下的无人机飞行航路实际长度，分母为起始点和目标点之间的直线距离， f_1 越大，无人机在不确定条件下的实际飞行距离越长；

S2-2: 评价无人机航路遇到障碍物碰撞风险；

无人机按照规划航路飞行，可能会碰到环境中的障碍物，发生碰撞风险，造成巨大损失，所以需要对规划航路的碰撞风险代价进行估计，同时还需考虑到无人机飞行过程中实际航路点可能发生的偏离，所以即使原有航路点没有发生障碍物碰撞的风险，实际飞行的航路点也有可能发生碰撞，因此提出一种鲁棒的障碍物碰撞风险代价计算方法，并且进行鲁棒优化。

整段航路的障碍物碰撞风险为 f_2 为： $f_2 = \sum_{i=1}^M d_i$ ，其中，

$$d_i = \begin{cases} 1, & (x_i + u_x^i, y_i + u_y^i, z_i + u_z^i) \text{在障碍物范围内} \\ 0, & \text{其余情况} \end{cases}, \quad f_2 \text{越大, 整段航路的障碍物碰撞风险越大;}$$

撞风险越大；

S2-3: 评价无人机航路遇到雷达监测风险；

无人机的规划航路可能在敌方雷达的监测范围内，进而可能会被敌方导弹击落，造成巨大损失，所以需要对规划航路的碰撞风险代价进行估计，同时还需考虑到无人机实际飞行过程中实际航路点可能发生的偏离，以及即使在雷达的监测范围内被导弹击落的不确定性，因此提出一种鲁棒的雷达监测风险计算方法，并且进行鲁棒优化。

设第*i*个航路点距离雷达中心的最近距离为 D_i ，雷达的最大监测半径为 R_{max} ，整段航路的雷达监测以及导弹击落风险 f_3 为： $f_3 = \sum_{i=1}^M C_i \cdot U\left(0, \frac{R_{max} - D_i}{R_{max}}\right)$ ，其中，

$$C_i = \begin{cases} \frac{(\gamma)^4}{(D_i)^4}, & D_i \leq R_{max}, \gamma \text{为雷达强度, } U\left(0, \frac{R_{max} - D_i}{R_{max}}\right) \text{为雷达监测范围内被导} \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases}$$

弹击落的风险概率，是 $\left(0, \frac{R_{max} - D_i}{R_{max}}\right)$ 之间的随机数， D_i 越小，即无人机距离雷达越近，

说明书

被雷达监测的风险越大；

S2-4：评价无人机航路遇到大风和雷暴天气风险；

无人机在沿着规划航路点进行飞行的时候，可能会遇到大风和雷暴天气，影响无人机的飞行和通信，造成坠机事故，所以需要规划航路的大风和雷暴天气风险进行估计，同时还需考虑到无人机飞行过程中实际航路点可能发生的偏离，以及遭受天气风险的不确定性，因此提出一种鲁棒的天气风险代价计算方法，并且进行鲁棒优化。

整段航路的大风和雷暴风险 f_4 为： $f_4 = \sum_{i=1}^M e_i \cdot U(0, S)$ ，其中，

$$e_i = \begin{cases} 1, & (x_i + u_x^i, y_i + u_y^i, z_i + u_z^i) \text{在大风和雷暴天气区域内} \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases}, U(0, S) \text{为遭受雷暴和大}$$

风天气影响的概率，是 $(0, S)$ 之间的随机数， S 是大风和雷暴区域面积， f_4 越大，整段航路遇到大风和雷暴天气风险越大；

S2-5：定义多目标函数 $F(X)$ 综合评价整段航路的代价，总代价 $F(X)$ 为：

$F(X) = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 + \lambda_4 f_4$ ，其中， $\lambda_k, k = 1, 2, \dots, 4$ 为权重系数， X 为所有航路点的位置坐标组合， f_1, f_2, f_3, f_4 均与 X 相关；

S3：提出一种鲁棒粒子群优化算法，生成鲁棒的优化飞行航路；

对于每一对确定的起始点和目标点，初始化 N 条航路，每一条航路由 M 个随机生成的航路点构成，每个航路点的三维坐标按顺序组合构成粒子群优化算法的一个初始解，对每个初始解通过鲁棒粒子群优化算法迭代更新，迭代 T 次后选择最优的鲁棒飞行航路；

在达到 T 次迭代前，每一代都需更新每个粒子的位置，即坐标的更新，第 j 个粒子即第 j 条航路的速度和位置更新公式为：

$$v_j = \eta \cdot (v_j + U(0, c_1) \cdot (pbest_j - x_j) + U(0, c_2) \cdot (gbest - x_j)),$$

$$x_j = x_j + v_j,$$

其中， η 、 c_1 、 c_2 是常数， η 为学习率， c_1 和 c_2 为影响系数， $U(0, c_1)$ 表示 $(0, c_1)$ 中的随机数， $U(0, c_2)$ 为 $(0, c_2)$ 中的随机数， x_j 为第 j 条航路的当前所有航路点坐标组合， v_j 为第 j 条航路的更新速度， $pbest_j$ 为第 j 条航路的历史最优航路点坐标组合， $gbest$ 为所有航路中最小的总代价即最高的适应值对应的航路点坐标组合，此处 $v_j, x_j, pbest_j$,

说明书

$gbest$ 均包括 M 个坐标，每个坐标均为 3 维；

由于不确定的环境条件以及不确定的无人机自身位置误差，直接用经典粒子群优化算法规划的航路风险高，不具备鲁棒性，在对所有航路进行比较时，经典粒子群优化算法的评价公式如下：

$$gbest = best\{F(X_1), F(X_2), \dots, F(X_N)\}$$

其中， $X_j, j = 1, 2, \dots, N$ 是每条航路中的航路点位置集合，计算 $F(X_j)$ 时不考虑 X_j 以及环境中的不确定性，在理想情况下，能规划出最优航路。但是在无人机实际飞行过程中，可能会存在不确定环境和自身位置从而产生很大风险。

本发明提出的鲁棒粒子群优化算法航路评价公式为：

$$gbest = X, F(X) = best\{worst[F(X_1 + V_{\delta_1})], worst[F(X_2 + V_{\delta_2})], \dots, worst[F(X_N + V_{\delta_N})]\},$$

其中， $worst$ 为扰动范围内的粒子的最差适应值即最高的代价， V 表示航路点的偏差范围； δ_j 表示在每条航路的每个航路点周围取的偏差点个数，其中， $j = 1, 2, \dots, N$ ， δ_j 越大，存在的不好航路点越多，鲁棒性越强； V_{δ_j} 表示第 j 个偏差点的坐标，其中， $j = 1, 2, \dots, N$ ； X_j 是每条航路中的航路点位置集合，其中， $j = 1, 2, \dots, N$ ；所有初始粒子经过迭代优化后，得到的最优解就是不确定条件下的无人机群鲁棒规划航路；

如图 1 所示，经典粒子群优化算法的最终优化航路总距离更短，在理想状态也可行，但是由于无人机自身位置的不确定性，一旦发生偏差，将会产生很大风险，不具备鲁棒性。鲁棒粒子群优化算法的最终结果在航路长度上虽然略长，但是安全性显著提高。

如图 2 所示，经典粒子群优化算法的最终优化航路在理想情况（也就是风险概率取 0 的情况下）下航路短、不受导弹打击以及大风雷暴天气影响，但是在实际飞行过程中是非常危险的，不具备鲁棒性。鲁棒粒子群优化算法的最终优化航路更加安全。

S4：对优化航路进行冲突解脱，对步骤 S3 中每一对确定的起始点和目标点规划好航路后，如果规划航路交叉，则计算无人机到达交叉点的时间，后到达的无人机悬停等待，直至冲突解脱；

S5：无人机群按照最终规划航路飞行，直至到达目标点，完成任务需求。

说明书

本发明的方法能够实现无人机群在不确定条件下的鲁棒路径规划，保障无人机群的飞行安全。

以上所述仅为本发明的优选实施例而已，并不用于限制本发明，对于本领域的技术人员来说，本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。