

基于蚁群算法的无人机任务规划

王和平¹, 柳长安^{1,2}, 李为吉¹

(1. 西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072; 2. 陕西动力机械研究所, 陕西 西安 710043)

摘 要: 为了提高无人机(UAV)作战任务的成功率, 在执行敌方防御区域内攻击任务前必需规划设计出高效的无人机飞行航路, 保证无人机能够以最小的被发现概率及可接受的航程到达目标点。针对这一问题, 本文对新近发展的蚁群算法进行了研究, 提出适用于航路规划的优化方法, 并对无人机的攻击任务航路进行了仿真计算。仿真结果表明该方法是一种有效的航路规划方法。

关 键 词: 无人机, 航路规划, 蚁群算法, 生物信息激素

中图分类号: V279

文献标识码: A

文章编号: 1000-2758(2005)01-0098-04

无人机攻击任务的目标是最大限度地消灭敌人、保存自己。因此, 作战任务的制订应充分考虑突击目标的毁伤情况和己方损失情况, 选取益损值 F 最大的作战方案。目标毁伤情况与突击力量及目标状况相关, 而己方损失则与敌方威胁及己方的进袭航路相关^[1,2]。在己方突击力量和敌方威胁已确定的情况下, 敌方突击目标的选择和己方进袭航路的确定是紧密相关的。因此, 作战计划应在详细分析敌方目标相关因素及敌方防御力量水平的基础上, 合理选择进攻目标, 确定进袭航路。本文针对这一问题进行了研究, 综合考虑目标选择及航路规划问题, 不但能保证无人机选择回避敌方威胁的航路, 也使得作战任务获得最佳作战效能。

1 任务规划问题的数学模型

蚁群算法(ANT algorithm)是一种新型的概率搜索算法。它利用生物信息激素(Pheromone/Stigmergy)作为蚂蚁选择后续行为的依据, 通过蚂蚁的协同完成寻优过程。本文对蚁群算法在无人机任务规划中的应用进行了一些研究。

合理的目标选择及进袭航路方案应该综合考虑最小被发现概率、航路的选取及目标选择的相关影响。根据作战任务的目标, 目标函数的形式为^[3]

$$\max F = \frac{V_m}{W} \quad (1)$$

式中, W 为无人机按指定航路飞行所付出的代价, 包括威胁代价 W_t 和油耗代价 W_f , 如式(2)至式(4)所示。 V_m 为作战任务中对第 m 个目标进行攻击时所获得的广义毁伤价值, 按式(5)计算。

$$W = k_1 W_t + (1 - k_1) W_f \quad (0 \leq k_1 \leq 1) \quad (2)$$

$$W_t = \sum_{i=1}^N \left(\int_S \frac{1}{d_i^4} ds \right) \quad (3)$$

$$W_f = \int_S ds \quad (4)$$

$$V_m = (k_2 V_m + (1 - k_2) \lambda_m) p_m \quad (0 \leq k_2 \leq 1) \quad (5)$$

式中, 系数 k_1 表示威胁代价与油耗代价的权重比; a 为平衡系数, 用来调整威胁代价与油耗代价的数量级; S 表示无人机的进袭航路; N 为雷达、导弹等威胁阵地的数目。由于威胁代价与无人机的可探测性指标相关联, 而可探测性指标是根据无人机的雷达可探测概率计算的, 考虑雷达信号正比于 $1/d^4$ (d 是无人机到敌方雷达、导弹威胁阵地的距离), 故当无人机沿某一段航路飞行时, 威胁代价可近似地认为正比于 $1/d^4$ 沿这段航路的积分。当无人机以某一规定速度飞行时, 油耗代价与航程成正比, 可简单地按式(4)计算。 p_m 表示无人机对第 m 个目标进行攻击时的杀伤概率, V_m 、 λ_m 分别表示第 m 个目标的价值

及对我方的威胁程度因子, k_2 表示目标价值与目标威胁程度的权重比。

2 蚁群算法

2.1 算法的原理

在蚁群算法中,一只蚂蚁在行动中留下一些信息激素能被同一蚁群中后来的蚂蚁感受到,并作为一种信号影响后到者的行动,而后到者留下的信息激素会对原有的信息激素进行加强,并如此循环下去。这样,经过蚂蚁越多的路径,被后到蚂蚁选中的可能性就越大。由于在一定的时间内,越短的路径会被越多的蚂蚁访问,因而积累的信息激素也就越多,在下一个时间内被其他蚂蚁选中的可能性也就越大。这个过程会一直持续到几乎所有的蚂蚁都走最短的那一条路径为止^[4,5]。

从数学角度来看,蚂蚁构建的这一连接巢穴和食物源的路网组成了最小树,使得蚂蚁在道路上为搜寻食物和把食物搬运到巢穴所消耗的能量最小。图论的知识已为我们提供了计算最小树的算法,但蚂蚁采用了散布生物信息激素的方法来协同搜索最小树。这一全局最优的道路结构会随着不同个体在路网中散布生物信息激素并感知其它蚂蚁留下的气味而逐步浮出水面^[6]。

2.2 目标点生物信息激素强度

不同目标具有不同价值,它们对航路的选取也就有不同影响。假设目标点散布的生物信息激素随着距离的增加而减弱,且呈倒数变化关系,则可以定义目标点 m 散布的生物信息激素对通路 $V(r, s)$ 的影响为^[7]

$$\Delta\tau^m(r, s) = \begin{cases} \frac{V_m}{l_{rs}} \left(\frac{1}{R_s} - \frac{1}{R_r} \right) & R_s < R_r \\ 0 & R_s > R_r \end{cases} \quad (6)$$

式中, R_r 和 R_s 分别为节点 r 和节点 s 距目标点的距离, l_{rs} 为通路 $V(r, s)$ 的长度, V_m 为第 m 个目标点的广义毁伤价值。

另外,为了使网络图中各条通路能够包含目标点的信息,在初始化时应按式(6)计算出网络图中各条通路上生物信息激素强度。

2.3 算法的实现

在求解航路规划问题时,将 m 个人工蚂蚁定位于起始点,每个蚂蚁使用一定的状态转换规则从 1 个状态转到另 1 个状态(即从 1 个可行节点转到另 1 个可行节点),直到最终到达目标点,完成 1 条候选

航路(航路规划问题的 1 个可行解)。在所有 m 个蚂蚁都完成了各自的候选航路选择后,再利用生物信息激素修改规则、当前 m 条候选航路以及历史上得到的 1 条代价最小的候选航路信息,来修正网络图中各条边的生物信息激素强度。这一修正过程模拟了蚂蚁释放生物信息激素以及生物信息激素的自然挥发作用。生物信息激素的修改规则可以引导蚂蚁搜索到问题的最优解。上面提到的 2 个规则可表示如下^[4,5]:

(1) 蚂蚁状态转换规则

1 个人工蚂蚁选择新可行节点的概率是由 2 节点间的边的代价以及生物信息激素的强度决定的,按式(7)计算的概率从当前节点 r 转换到可行节点 s

$$p_k(r, s) = \begin{cases} \frac{\tau(r, s)^\alpha \cdot \eta(r, s)^\beta}{\sum_{s \in J_k(r)} \tau(r, s)^\alpha \cdot \eta(r, s)^\beta} & s \in J_k(r) \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $p_k(r, s)$ 表示蚂蚁 k 从节点 r 到节点 s 的概率; $\tau(r, s)$ 表示蚂蚁储存在边 $V(r, s)$ 上的生物信息激素强度; $\eta(r, s)$ 表示节点 s 相对于节点 r 的可见性, $\eta(r, s) = 1/c_{rs}$, c_{rs} 表示边 $V(r, s)$ 的代价; $J_k(r)$ 是第 k 个蚂蚁由节点 r 可以到达的所有可行节点集合; α 、 β 为控制参数,确定生物信息激素和可见性的相对重要性。蚂蚁从状态 r 到状态 s 所选可行节点的概率会随着生物信息激素强度的增大而增大,随着通路代价的增大而减少^[4,5]。

(2) 生物信息激素修正规则

一旦所有蚂蚁完成了各自候选航路的选择过程(找到 1 条航路规划问题的可行解),必须对各边上的生物信息激素作一次全面的修正,修正规则如下

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho)\tau(r, s) + \rho \cdot [\Delta\tau(r, s) + e \cdot \Delta\tau^*(r, s)] \quad (8)$$

式中, $\Delta\tau(r, s) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau^k(r, s)$

$$\Delta\tau^k(r, s) = \begin{cases} Q/W_k & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过该条边} \\ 0 & \text{蚂蚁 } k \text{ 未经过} \end{cases}$$

和

$$\Delta\tau^k(r, s) = \begin{cases} Q/W & \text{该条边属于最好航路} \\ 0 & \text{不属于最好航路} \end{cases}$$

其中, $0 < \rho < 1$ 是参数,用来蒸发储存在边上的生物信息激素以减弱原有的信息。 Q 是 1 个常数, W_k 是蚂蚁 k 选择的航路的广义代价,而 W 是当前最小

的航路代价, m 是蚂蚁数。生物信息激素修正的目的是分配更多的生物信息激素到具有更小威胁代价航路的边上, 这类似于增强学习格式中的算子^[4], 如遗传算法中的选择算子。这个修正规则不仅存储生物信息激素, 还适当地蒸发它们。修正规则不是由个别蚂蚁来实现, 而是通过图的边来存储, 起到分布式长期记忆的效果^[4,5]。

2.4 算法总结

根据上述的原理和规则, 采用蚂蚁算法求解航路规划问题的过程可归纳为:

Begin

$n_c \leftarrow 0$; (n_c 为迭代次数)

初始化;

Repeat

将各蚂蚁置于航路的起始点;

按转移概率将各蚂蚁由当前节点移动到可行的相邻节点, 直到各只蚂蚁到达目标点;

按修正规则更新生物信息激素强度;

记录当前蚂蚁选择的最佳航路;

Until n_c 大于预定的迭代次数;

End

3 仿真计算

图 1 描述了无人机的任务示意图。敌方阵地大小为 $60 \text{ km} \times 60 \text{ km}$, 其中三角形代表无人机, 矩形方块代表目标点, 圆点代表雷达、导弹等威胁阵地。

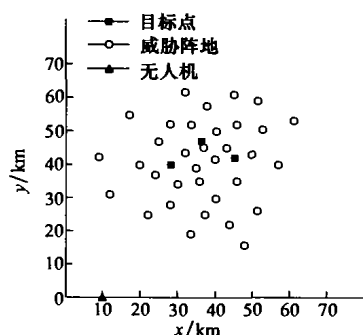


图 1 无人机任务示意图

进入敌方防御区域后, 无人机需要根据自身所处的威胁环境完成航路优化计算。为了制订、规划出 1 条连接起始点及目标点的航路, 文中将敌方区域

划分为 $2 \text{ km} \times 2 \text{ km}$ 的正交网络图, 则各节点即为无人机的可行途经节点, 其坐标也随之确定。

为了确定无人机依次经过的可行节点, 文中采用上述基于蚁群算法的航路规划方法, 利用仿真技术对无人机任务航路进行了规划, 其中各参数的取值分别为: $\alpha = 1$, $\beta = 1.1$, $e = 2$, $\rho = 0.5$, $Q = 15$, $m = 50$, $k_1 = 0.1$, $k_2 = 0.6$ 。最终得到的优化航路如图 2 所示, 从中可以看出飞行航路尽可能远离威胁点, 避开了敌方防空阵地, 并选择了可以获得最优益损值的目标进行攻击。

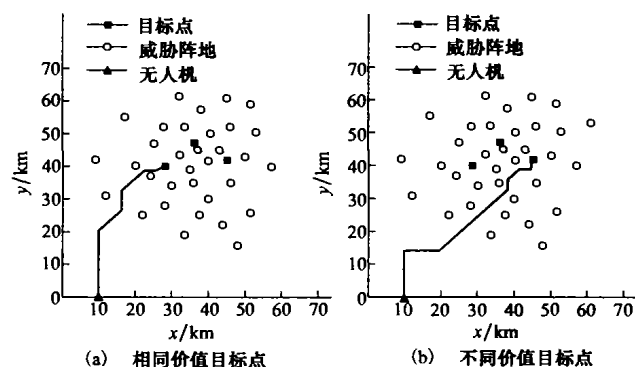


图 2 任务航路图

4 结 论

本文提出了一种基于蚁群算法的无人机任务规划方法, 能够保证无人机以最优的益损值确定作战任务的攻击航路及攻击目标。可以看出, 这种规划方法由于采用了蚁群算法而具有如下特点:

(1) 在蚂蚁不断散布生物信息激素的加强作用下, 新的信息会很快被加入到环境中。而由于生物信息激素的蒸发更新, 旧的信息会不断被丢失, 体现出一种动态特性。

(2) 由于许多蚂蚁在环境中感受散布的生物信息激素同时自身也散发生物信息激素, 这使得不同的蚂蚁会有不同的选择策略, 具有分布性。

(3) 最优路线是通过众多蚂蚁的合作被搜索得到的, 并成为大多数蚂蚁所选择的路线, 这一过程具有协同性。

这些特点与未来战场的许多要求是相符的, 因而采用蚁群算法对无人机的航路进行规划^[8]具有重要意义, 应继续对其进行深入研究、探讨。

参考文献:

- [1] 苏英振,徐 洮. 基于目标网的空中突击兵力使用方案的优化方法. 系统工程理论与实践, 2002,18(4):97~101
- [2] 邱晓红,张林昌,高金源. 战术飞行任务的水平航迹快速生成算法. 北京航空航天大学学报,1996,22(6):775~779
- [3] 柳长安,王和平,李为吉. 攻击无人机的协同航路规划. 西北工业大学学报, 2003,21(6):707~710
- [4] 彭斯俊,黄樟灿,刘道海,黄小为. 基于蚂蚁系统的 TSP 问题的新算法. 武汉汽车工业大学学报,1998,20(5):88~92
- [5] 马 良,项培军. 蚂蚁算法在组合优化中的应用. 管理科学学报, 2001,4(2):32~37
- [6] H Van Dyke Parunak, Michael Purcell, Robert O Connell. Digital Pheromones for Autonomous Coordination of Swarming UAV's. AIAA-2002-3446-CP, 2002
- [7] 柳长安. 无人机航路规划方法研究:[博士论文]. 西安:西北工业大学,2003
- [8] 柳长安,王和平,李为吉. 无人机的侦察航路规划. 西北工业大学学报, 2003,21(4):490~494

On Optimizing UAV(Unmanned Aerial Vehicle) Mission Planning with ANT Algorithm

Wang Heping¹, Liu Changan^{1,2}, Li Wei¹

(1. College of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)
(2. Institute of Propulsion Technology in Shaanxi Province, Xi'an 710043, China)

Abstract: In our opinion, ANT algorithm can help increase the efficiency of mission planning of a group of UAVs. ANT algorithm simulates the interactions among ants to coordinate and optimize their search for food. Similarly we can utilize ANT algorithm to make interactions among UAVs more efficient in order to coordinate and optimize their missions for maximum destruction of enemy targets while minimizing the losses of the UAV group. The above is only a very brief and rather crude description of our idea, but in the full paper we explain in much detail how to optimize UAV mission planning with ANT algorithm. Technically, our detailed explanation concerning UAV mission planning emphasizes two rules in the ANT algorithm: (1) the rule of state change for ants' searching of optimal route to food targets; (2) the rule for the correction of Pheromone/Stigmergy. We give a numerical example. The numerical simulation results show preliminarily that, with ANT algorithm, UAVs can choose the attack paths with the biggest ratio of value (destruction of enemy targets) to expense (losses of UAV group).

Key words: UAV(Unmanned Aerial Vehicle), mission planning, ANT algorithm, Pheromone/Stigmergy