基于改进蚁群算法的低空突防航迹规划

李 栋 曹义华 苏 媛 冯 婷

(北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100083) (陆航研究所, 北京 101114)

摘 要: 为保证低空突防的成功率,在航迹规划时必须设计出以最小的被发现概率及可接受的航程为目标的航迹.蚁群算法 ACA(Ant Colony Algorithm)作为一种新型的模拟进化算法,适合用于航迹规划中最优航迹的搜索,但是算法存在搜索时间长、收敛速度慢、易陷于局部最优解的缺点,为了克服算法自身不足,提高算法性能,引入了遗传算法中变异操作和挥发系数的自适应调节,从而形成改进蚁群算法,最后结合建立的航迹规划性能指标,利用等概率寻优、原有蚁群算法和改进蚁群算法 3 种方法分别进行航迹规划,并通过比较和分析结果的时间花费和航路代价,验证了改进蚁群算法的有效性.

关 键 词: 算法; 航迹; 规划; 低空突防; 蚁群算法

中图分类号: V 249

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)03-0258-05

Trajectory planning for low attitude penetration based on improved ant colony algorithm

Li Dong Cao Yihua Su Yuan

(School of Aeronautic Science and Technology, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Feng Ting

(Aviation Research Institute, Beijing 101114, China)

Abstract: To ensure the mission success rate for low attitude penetration, a trajectory with high survivability and acceptable path length must be planned. As a kind of new emulated evolutional algorithm, ant colony algorithm (ACA) is fit for searching the best way in trajectory planning. The algorithm has several shortages including long searching time, slow convergence rate and limiting to local optimal solution easily. In order to overcome these shortcomings and improve its performance, the improved ant colony algorithm was established, and it introduces the mutation in genetic algorithms (GA) and the adaptive adjustment of the volatilization coefficient. With the establishment of the performance index, the results derived from the equiprobable optimization, the original method and the improved one were compared and analyzed in the example. Base on the comparison of the time expenditure and the performance of the flight paths, the effectiveness of the improved ant colony algorithm was proved.

Key words: algorithms; trajectories; planning; low attitude penetration; ant colony algorithm

航迹规划是指在特定约束条件下,寻找运动体从初始点到目标点满足某种性能指标最优的运动轨迹.低空突防航迹规划目的就是要利用地形和敌情等信息,规划出飞行器生存概率和航程综合指标最优的突防航迹[1].本文应用蚁群算法 ACA(Ant Colony Algorithm)来解决航迹规划问题.

蚁群算法最早在参考文献[2]中提出,它来

收稿日期: 2004-06-13

基金项目: 国家部委基金资助项目

作者简介: 李 栋(1974-),男,河北乐亭人,博士生, ld_819@163.com.

自于对蚁群的行为研究,通过模拟蚂蚁集体寻径的行为,利用称为“外激素”的生物信息激素选择后继行为. 虽然作为一种新型的模拟进化算法,蚁群算法具有较好的并行性、协作性和鲁棒性,寻优特性好,但是它搜索时间长、收敛速度慢、容易陷于局部最优解. 本文通过利用遗传算法中变异操作和挥发系数自适应调节来提高蚁群算法的性能.

1　航迹规划性能指标的确定

对于直升机、无人机等低空突防的飞行器,其航迹规划大多建立在数字地图的基础上,常用的数字地图常采用台阶模型或四边形网状模型,即地形信息集中在网格四边的端点上,以三维离散的采样点的形式描述地形[3]. 在规划中把进入敌防御区的坐标设定为起始点,所要攻击的敌方目标作为终止点来建立网络图,网络图上的各点带有相关代价信息(包括该点的威胁信息和高度信息),寻找代价最小的航迹规划也转化成最小树问题. 为了问题讨论简便,常作假设:任务过程中低空突防飞行器的速度、距地面高度不变,这样可以把三维问题简化为一个二维航路问题. 这种简化对于研究具有地形跟随特性的直升机航迹规划问题尤其适用.

1.1　优化指标

本文采取按照最小威胁、最大遮蔽效果和最短航路加权方法作为描述航路性能指标[1]:

$$\left.\begin{aligned}\min W &= \int_0^L (k_1 w_{\mathrm{t}} + k_2 w_{\mathrm{m}} + k_3 w_{\mathrm{f}})\\ k_1 &+ k_2 + k_3 = 1\end{aligned}\right\} \qquad (1)$$

式中,k_1,k_2,k_3 分别为威胁因素、地形遮蔽因素和航路(油耗代价)因素的权重;L 为该航路的长度;W 为广义代价函数;w_{t} 为威胁代价;w_{m} 为遮蔽代价;w_{f} 为航路(油耗)代价.

1.2　性能代价确定

对于威胁因素主要考虑距地面 200 m 高度、复杂地形条件下的对突防有威胁的威胁源:如预警雷达、红外制导的防空导弹、声定位反直升机地雷等. 对于各种威胁源的作用特性不作详细介绍,只是列出威胁源的威胁概率和带有威胁信息的地形图(等高线图)[4],如图 1 所示(实际大小为 30 km×30 km 的区域,网格节点划分为 1 km×1 km),图中Ⅰ区为红外制导武器威胁区,Ⅱ区为预警雷达威胁区,反直升机地雷雷场为Ⅲ和Ⅳ区,A,B 点为航迹的起始点和终止点. 预警雷达威胁概率 u_1,红外制导武器威胁概率 u_2,反直升机地雷雷场威胁概率 u_3.

威胁代价的确定,取整个航路在经过的威胁点的代价广义加权和,加权和越小,生存概率越高. 地形遮蔽代价的确定,取整个航路飞行高度广义加权和最小的一条. 而对于最短航路的代价,认为越贴近最短路径(从出发点到目标点的直线路径)的航路,其代价越小.

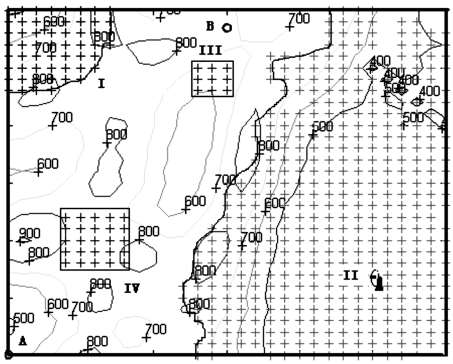


图 1　带有威胁信息的任务图(+为威胁点)

2　算法的实现

蚁群算法主要是模拟蚁群从巢穴到食物地的觅食活动,蚂蚁通过生物信息激素向后传递信息,并作为一种信号影响后到者的行动,而后到者留下的外激素会对原有的外激素进行加强,并如此循环. 从数学的角度来看,蚁群由巢穴到食物地的路径网组成最小树,也就是要搜寻路径消耗的能量最小.

蚁群算法简要步骤是:首先对区域的网格上所有节点给出合适的初始值,形成初始信息素矩阵. 再将蚂蚁全部放在起始点,一起同时向目标方向行进,每只蚂蚁在行进中根据状态转移规则选择相邻的可行节点,直至全部蚂蚁到达目标点,即完成一次循环. 循环完成后依据各只蚂蚁经过路径进行全局信息素更新,对没有经过的各节点只进行信息素挥发,而经过的点按照生物信息激素修改准则加强信息,重复这个过程,直到求出优化航路.

2.1　基本原理

蚁群算法原理,主要包括状态转换规则和生物信息激素修改准则[5~7].

状态转换规则:蚂蚁 $k(k=1,2,\cdots,m)$ 在运动过程中,可以根据各条路径上的信息素强度和下一节点的性能代价,在可行节点集中决定新可行节点的选择概率. 从当前节点 r 到节点 s 的转移概率为

$$P_k(r,s)=\begin{cases}\dfrac{|\tau(r,s)|^{\alpha}\,|\eta(r,s)|^{\beta}}{\sum_{s\in J_k(r)}|\tau(r,s)|^{\alpha}\,|\eta(r,s)|^{\beta}} & s\in J_k(r)\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \tag{2}$$

式中,$P_k(r,s)$为蚂蚁 k 由节点 r 转移到节点 s 的概率;$J_k(r)$ 为节点 r 所有相邻可行节点集合;$\tau(r,s)$ 为存储在各个可行结点中的信息激素强度;$\eta(r,s)$为 s 节点对 r 节点的能见度,$\eta(r,s)=1/c_{rs}$,c_{rs}是可行节点的代价;α 为生物激素信息的相对重要性,反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息在蚂蚁运动时所起的作用;β 为能见度的相对重要性,反映了蚂蚁在运动过程中启发式因子在蚂蚁选择路径中受重视的程度.

生物信息激素修改准则:只有生成了阶段最优解的蚂蚁才有机会进行全局调整,m 只蚂蚁搜索完成一次后,在 m 条搜索路径中,确定最优的一条,加大其信息强化量,也可以达到提高收敛速度的作用. 全局调整准则如式(3)、式(4)所示:

$$\tau(r,s)=(1-\rho)\tau(r,s)+\rho[\Delta\tau(r,s)+\lambda\Delta\tau_e(r,s)] \tag{3}$$

其中

$$\Delta\tau_e(r,s)=\begin{cases}q_e & \text{可行节点属于阶段最优航路}\\ 0 & \text{不属于}\end{cases}$$

在一次循环中可行节点所增加的信息总量为

$$\Delta\tau(r,s)=\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_k(r,s) \tag{4}$$

其中

$$\Delta\tau_k(r,s)=\begin{cases}q_k & \text{可行节点属于第 } k \text{ 条候选航路}\\ 0 & \text{不属于}\end{cases}$$

式中,$0<\rho<1$ 为消弱原有节点上信息强度的挥发系数;$0<\lambda<1$ 为加强阶段最优解中各节点信息强度的系数;q_k 为蚂蚁 k 选择航路的信息强化量;q_e 为候选路径中最优航路的信息强化量.

通过信息修改使更多的信息集中在具有最小代价的路径上,类似于遗传算法中的选择因子,通过修改、蒸发信息,保证最优航迹的信息强度最大.

2.2 算法改进

在算法研究的过程中发现,基本的蚁群算法同其它仿生算法一样,具有陷入局部最优及收敛速度慢等缺陷. 为了克服这些不足,提高蚁群算法的搜索速度和全局寻优能力是算法改进的主要目标.

2.2.1 路径交叉操作

m 个蚂蚁搜索一次得到 m 条路径并计算阶段最优路径,在 m 条路径之间进行交叉,第 $i+1$ 条路径 $u_{i+1,1},u_{i+1,2},\cdots,u_{i+1,n}\in U_{i+1}$ 与第 i 条路径 $u_{i,1},u_{i,2},\cdots,u_{i,m}\in U_i$,交点集为 $\{v_{i,1},\cdots,v_{i,j},\cdots,v_{i,j+1},\cdots,v_{i,k}\}\in V_i$,$V_i=U_i\cap U_{i+1}$. 采用单点交叉或多点交叉 2 种形式,2 条轨迹交叉后形成新的子路径,设相邻交叉点 $v_{i,j}$,$v_{i,j+1}$间 2 条路径上各只有一个节点,$u_{i+1,s}\in U_{i+1}$,$u_{i,t}\in U_i$,$1<s<n$,$1<t<m$,交叉后形成的 2 条路径分别为,$u_{i+1,1},u_{i+1,2},\cdots,v_{i,j},u_{i,t},v_{i,j+1},\cdots,u_{i+1,n}$和 $u_{i,1},u_{i,2},\cdots,v_{i,j},u_{i+1,s},v_{i,j+1},\cdots,u_{i,m}$,然后检验 $v_{i,j}$,$v_{i,j+1}$在新路径中是否属于前一节点的相邻可行节点集,检验成功的路径成为新的路径;再计算新路径的性能指标,查看新路径的指标是否较原有路径更优,如果生成新路径有比原有阶段最优路线更优的,根据信息修改准则进行信息修改,提高该路径的信息强化量.

这样,既降低了对原有阶段最优解信息的破坏,又提高全局最优路径的收敛速度,同时扩大了搜索范围,这种类似于遗传算法中的变异操作可以提高算法的全局寻优能力,同时避免陷入局部最优.

2.2.2 挥发系数的自适应调节

在任务区域较大的情况下,由于信息量的挥发系数 ρ 存在,那些从未被搜索到的解上信息量会减小到接近于 0,从而降低了算法的全局搜索能力,且 ρ 过大时,随着解信息量的增大,以前搜索过的路径被选择的可能性过大,同样会影响到算法的全局搜索能力.

若减小 ρ,算法的全局搜索能力会随之提高,但收敛速度会变慢[8]. 针对这种情况,可以对 ρ 值采取自适应控制策略,见式(5).

在迭代的初始,ρ 的初始值可以取较大值,保证收敛速度,随着迭代次数的增加,ρ 逐渐减小,保证算法的全局寻优,同时应有下限(最小挥发系数)$\rho_{\min}$以避免收敛过慢,影响算法性能.

$$\rho(i+1)=\begin{cases}\mu\rho(i) & \rho(i+1)\geqslant\rho_{\min}\\ \rho_{\min} & \rho(i+1)<\rho_{\min}\end{cases} \tag{5}$$

式中,μ 为挥发约束系数($0<\mu<1$).

2.2.3 其他方法

除了上述方法还可以对信息素强度进行变参数控制,并采用交叉操作生成的最优路径集合,提高代价小路径的信息强度积累速度. 另外,还可以

采用禁忌算法提高最优路径的局部搜索能力. 改进后的蚁群算法步骤见图 2.

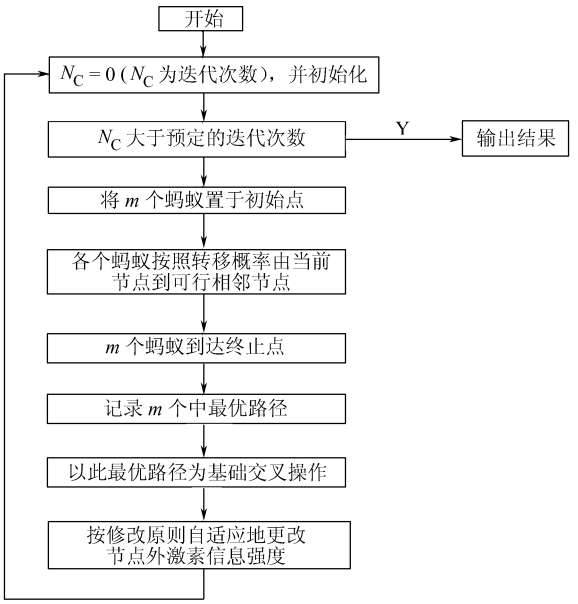


图 2　改进蚁群算法框图

3　仿真算例

本文采用如图 1 的敌方阵地,起始点坐标(0,0),目标坐标(15 km,28 km),包含威胁因素参数为

$$u_1 = 0.9 \qquad u_2 = 0.7 \qquad u_3 = 0.5$$

对于性能指标和代价各个权重定为

$$k_1 = 0.7 \qquad k_2 = 0.2 \qquad k_3 = 0.1$$

其他参数为

$$\alpha = 1 \qquad \beta = 1.1 \qquad \rho = 0.5$$

$$\lambda = 0.1 \qquad q_k = 0.05 \qquad q_e = 0.01$$

$$\mu = 0.5 \qquad \rho_{\min} = 0.1$$

首先作为参考,按照等概率搜索方法(在相邻可行方向等概率选择,再在 5 000 个解中选优),代价最小的轨迹见图 3;再按照原始蚁群算法进行计算,选择的蚂蚁数目和迭代次数如表 1 所示,篇幅所限只给出第 1 种情况的轨迹图,如图 4 所示,再给出采用改进算法($m=20$,迭代 20 次)的轨迹图和三维轨迹示意图,如图 5 和如图 6 所示.

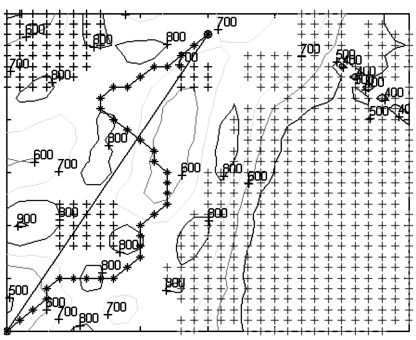


图 3　5 000 次等概率选优

表 1　性能指标比较

比较项目	航路代价	时间花费/s
5 000 次随机选优	0.228 9	189.0
$m=20$,迭代 20 次原始算法	0.221 9	5.9
$m=20$,迭代 100 次原始算法	0.220 8	7.3
$m=100$,迭代 20 次原始算法	0.217 0	26.3
$m=50$,迭代 50 次原始算法	0.215 7	21.0
$m=20$,迭代 20 次改进算法	0.215 4	15.0

各个航迹的广义代价如表 1 所示(代价越小航路越优,计算时间由同配置计算机算得).

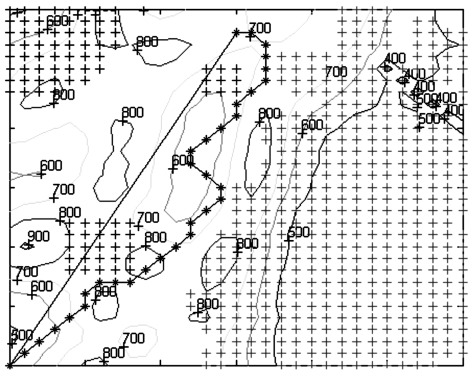


图 4　原始算法($m=20$,迭代 20 次)

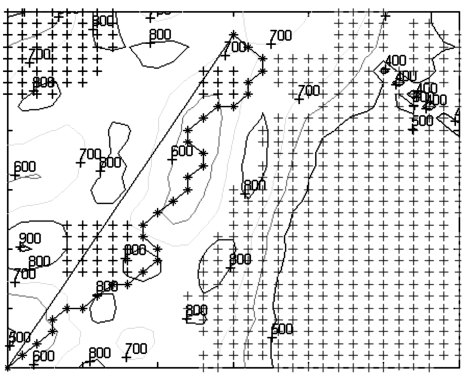


图 5　改进算法($m=20$,迭代 20 次)

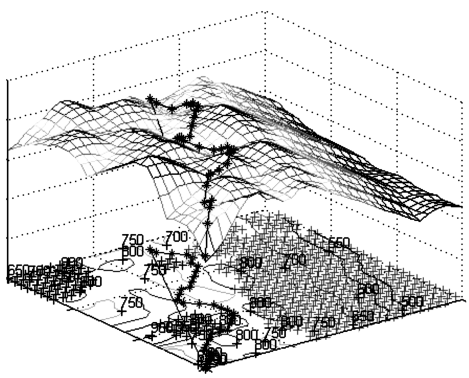


图 6　三维航迹示意图

4 结 论

从仿真结果中可以看出:

1) 相对于普通的随机搜索(相邻可行节点等概率选择),蚁群算法可以大幅度的节省时间,同时得到更优的结果.

2) 在一定范围的航迹规划,其范围大小对应一个适合的蚂蚁数和迭代次数. 在较小范围使用过多的蚂蚁或迭代次数来搜索,降低了算法的效率,还可能由于信息素过渡挥发导致结果发散. 对样例地形而言蚂蚁数量为50,迭代50次花费的时间代价较大,但是结果并不理想. 另外,从结果可以看出蚂蚁数量为100时迭代20次,要比蚂蚁数量为20、迭代100次得到的航迹更优,但是增加蚂蚁数量使计算时间代价过高,反而得不偿失,应根据实际情况适当选取蚂蚁数量和迭代次数.

3) 在蚁群算法中引入变异算子和挥发系数自适应调节,经过较少的步数的迭代过程,就可以在不显著增加时间代价的情况下得到较好解,其对于大范围的航迹规划更为适用.

因此,采用具有变异特征的蚁群算法可以很好进行低空突防情况下的航迹规划,以较高的搜索速度,找到全局最优的航迹.

参考文献 (**References**)

[1] 闵昌万,袁建平. 军用飞行器航迹规划综述[J]. 飞行力学,1998,16(4):14~19
Min Changwan, Yuan Jianping. Introduction of military aircraft route planning[J]. Flight Dynamics,1998,16(4):14~19(in Chinese)

[2] Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[A]. Proceedings of First European Conference on Artificial Life[C]. Paris: France Elsevier Publishing,1991.134~142

[3] Weimann A, Scheibe D, Schroder P. Terrain masking and threat avoidance using land mass data[A]. Proceedings of IEEE National Aerospace and Electronic Conference[C]. Munich: IEEE, 1988.540~545

[4] 李 栋,曹义华,冯 婷. 基于地形特征的简易地形模拟算法[J]. 航空计算技术,2005,2(35):32~35
Li Dong, Cao Yihua, Feng Ting, Simplified simulation algroithm based on terrain feature[J]. Aeronautical Computer Technique, 2005,2(35):32~35(in Chinese)

[5] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transaction on SMC, 1996,26(1):28~41

[6] 彭斯俊,黄樟灿,刘道海,等. 基于蚂蚁系统的T SP问题的新算法[J]. 武汉汽车工业大学学报,1998,20(5): 88~92
Peng Sijun, Huang Zhangcan, Liu Daohai, *et al*. Ant colony system: a new algorithm for TSP[J]. Journal of Wu Han Automotive Polytechnic University,1998,20(5): 88~92(in Chinese)

[7] 白俊强,柳长安. 基于蚁群算法的无人机航路规划[J]. 飞行力学,2005,23(2):35~38
Bai Junqiang, Liu Changan. Path planning based on the ant algorithm for a reconnaissance UAV[J]. Flight Dynamics,2005, 23(2):35~38(in Chinese)

[8] 王 颖,谢剑英. 一种自适应蚁群算法及其仿真研究[J]. 系统仿真学报,2001,1(14):31~33
Wang Ying, Xie Jianying. An adaptive ant colony optimization algorithm and simulation[J]. Journal of System Simulation, 2001,1(14):31~33(in Chinese)