

基于拥挤替换蚁群算法两栖编队防空火力分配研究

傅调平, 刘兆平

(海军陆战学院模拟训练中心, 广州, 510431)

摘要: 分析了基于拥挤替换蚁群算法的编队防空火力分配的基本思想, 介绍了目标函数的设计方法, 目标威胁参数和对舰空导弹对目标毁伤概率的计算, 详细地阐述了基于拥挤替换蚁群优化算法的设计, 并利用该算法进行了两栖编队防空火力分配问题研究。实验证明, 该算法是一种高效率、鲁棒性好的算法。该火力分配算法较好地解决了两栖编队防空火力分配优化问题。

关键词: 遗传算法; 蚁群算法; 火力分配; 拥挤替换

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

0 引言

舰艇编队防空的主要目的是保存编队整体战斗生存力, 降低空袭目标对编队毁伤期望值。面对多方向、多批次、全时域的空袭目标, 不同防空火力的协同作战, 火力分配问题的求解成为一个 NP 问题。这类组合优化受到诸多条件的约束, 经典的求解方法大多是基于图的搜索, 难以满足防空作战实时性的要求。

两栖编队的防空作战属于防御性的战斗行动, 基于未来我两栖编队兵力可能编成情况, 在对空防御过程中, 编队指挥员应当根据编队防空火力配置情况, 合理组织。两栖编队防空火力分配本身是一个相当复杂的过程, 综合考虑各方面因素需要大量的研究工作, 本文主要从编队指挥层级研究区域舰空导弹的火力分配问题, 优化编队舰空导弹分配方案, 整体提高编队防空作战效能。

在火力分配问题的研究方面, 已经先后提出了利用神经网络、贪心遗传算法 (GAGE) [1]、专家系统[2]等解算方法, 但是不能兼顾时间和优化性能, 难以满足编队多种防空武器对多目标火力分配的要求。蚁群算法[3]在求解火力分配优化问题上具有优越性, Gutjahr 等[4]证明了基于图的蚁群算法的收敛性, 为了改进基本蚁群算法收敛速度慢、易陷入局部最优等缺陷, 本文对基于拥挤替换的遗传蚁群算法在编队防空火力分配方面的应用展开深入研究。

1 问题描述

1.1 目标函数

两栖编队的整体防空作战效能与防空火力分配方案有十分重要的关系。防空火力分配方案的选取在于发挥整个编队各防空火力单位的作战效能, 寻求在一定的约束条件下, 使得目标威胁值降至最低, 保存编队整体战斗力, 符合编队防空作战的实际情况, 因此火力分配优化的目标函数为:

$$\min C = \sum_{i=1}^n v_i \prod_{j=1}^m (1 - P_{ij})^{x_{ij}} \quad (1)$$

式中, n 表示空袭目标个数, m 表示编队防空火力单元个数, v_i 表示空袭目标 i 的威胁系数; P_{ij} 表示火力单元 j 对空袭目标 i 的毁伤概率, x_{ij} 为决策变量, 当火力单元 j 分配给空袭目标 i 时, $x_{ij}=1$, 否则, $x_{ij}=0$ 。 $\prod_{j=1}^m (1 - P_{ij})^{x_{ij}}$ 表示空袭目标 i 的突防概率。

在实际对空防御作战过程中, 任一时刻某个火力单元只能分配给一个空袭目标, 因此, 火力分配方案还应满足的约束条件如下:

$$st. \sum_{i=1}^n x_{ij} \leq 1, \quad (j=1,2,\dots,m) \tag{2}$$

$$\sum_{j=1}^m x_{ij} \leq g_i, \quad (i=1,2,\dots,n) \tag{3}$$

式 (2) 表示某一时刻第 j 个火力单元只能分配给一个目标, 式 (3) 表示某一时刻分配给第 i 个目标的火力单位数不得超过 g_i 。

1.2 目标威胁参数

目标威胁程度受许多不确定因素影响, 对目标的威胁程度判断问题是一个典型的以模糊性为特征的不确定性问题[5], 可归纳为一个多指标综合评价问题, 而模糊数学是解决这一问题的良好工具。在目标威胁判断过程中, 本文采用模糊综合评判方法对目标威胁判断进行分析研究。

(1) 模糊综合评判指标体系

空袭目标的主要特征值包括目标距离、目标速度、目标高度及相对运动角度 (即目标运动方向与目标和编队之间连线之间的夹角) 等。以此 4 个方面建立评估指标体系, 如表 1。

表1 目标威胁参数评估指标体系

总指标	目标威胁参数 u			
子指标	目标距离 u_1	目标速度 u_2	目标高度 u_3	相对运动角度 u_4

(2) 指标权重的确定

假设由专家评审各项子指标, 应用 1~9 的比较标度法, 得到一个比较判断矩阵式

$$A = \begin{matrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{matrix} \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & u_3 & u_4 \\ 1 & 3 & 5 & 7 \\ 1/3 & 1 & 5 & 3 \\ 1/5 & 1/5 & 1 & 1/3 \\ 1/7 & 1/3 & 3 & 1 \end{bmatrix} \tag{4}$$

可以计算得出矩阵 A 的特征向量, 进一步得到权重向量

$$W = \begin{bmatrix} 0.5665 \\ 0.2646 \\ 0.0601 \\ 0.1088 \end{bmatrix} \tag{5}$$

可得判断矩阵 A 的最大特征根

$$\lambda_{\max} = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \frac{(AW)_i}{W_i} = 4.2349 \tag{6}$$

一致性检验

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - 4}{4 - 1} = 0.0783 \tag{7}$$

由此可得, $CR = CI/RI$, 参照表 1 的参考值, $RI = 0.90$, 从而 $CR = 0.087 < 0.1$, 判断矩阵具有满意的一致性。

(3) 目标威胁参数

目标威胁参数的大小相对反映出目标威胁程度大小^[6], 为火力分配提供参考。设第 i 个目标的参数为 (D_i, V_i, H_i, C_i) , 当目标为远离目标时, 通常认为这一目标对编队不构成威胁, 其威胁参数为 0。区别于远离目标后, 确定第 i 个目标的威胁参数大小如下:

$$v_i = \left(1 - \frac{D_i}{\max\{D_1, D_2, \dots, D_k\}}\right) W_1 + \frac{V_i}{\max\{V_1, V_2, \dots, V_k\}} W_2 + \left(1 - \frac{H_i}{\max\{H_1, H_2, \dots, H_k\}}\right) W_3 + \frac{C_i}{\max\{C_1, C_2, \dots, C_k\}} W_4 \tag{8}$$

其中, D_i 表示目标距离, V_i 表示目标速度, H_i 表示目标高度, C_i 表示目标相对运动角度, k 表示从 n 个空袭目标中剔除远离目标以外剩下的空袭目标个数。

1.3 舰空导弹对目标的毁伤概率模型

设舰空导弹杀伤目标的单发杀伤概率为 P_0 , 舰空导弹可对来袭目标的抗击次数为 n , 则舰空导弹对目标的杀伤概率 P 为^[7]:

$$P = 1 - (1 - P_0)^n \quad (9)$$

P_0 可根据给定的舰空导弹战技参数得出, 抗击次数 n 为

$$n = \frac{1}{\ln\left(1 + \frac{V_m}{V_w}\right)} \cdot \ln\left(\frac{R_{sy} + V_w t}{R_{sj} + V_w t}\right) + 1 \quad (10)$$

其中, t 为舰空导弹射击周期, V_m 为目标速度, V_w 为舰空导弹的速度, R_{sy} 杀伤区远界, R_{sj} 为杀伤区近界。

2 基于拥挤替换思想的蚁群优化算法

简单的遗传算法以二进制为基础, 采用“轮盘赌”方式和单点遗传操作。然而, 在现实生活中常常会遇到目标函数的峰值个数有多个, 又需要知道这些峰值的信息。简单遗传蚁群算法(SGA)无法保存其它的次优值。即使在多峰函数的各个峰值相等的情况下, SGA 仍然只收敛于其中的一个峰上。这种现象都称作“遗传漂移”。基于拥挤替换思想的遗传蚁群算法很好地融合了遗传算法和蚁群算法各自的优点, 具有快速性、多样性等特点, 该算法前期利用遗传算法能搜索到目标函数的多个峰值, 生成多个初始分配方案; 算法后期在前期算法的基础上利用蚁群优化算法的并行、正反馈, 求精解效率高等特性, 最终求得最优分配方案。

2.1 遗传算法的设计

(1) 编码

根据火力分配问题的特性, 对初始种群进行合理设置, 适应度函数采用式(1)所确定的目标函数。

如何将问题的解编码成为染色体是遗传算法的关键问题, 编码方式主要有二进制编码、实数编码、整数或字母排列编码及一般数据结构编码等, 本文采用二进制编码方式, 第 l 代的第 k 个个体染色体编码为 $a_{k11}a_{k12}\cdots a_{k1n}\cdots a_{km1}a_{km2}\cdots a_{kmn}$ 。其中 m 为火力单元数, n 为待分配的空袭目标总数, 第 j 个基因位 a_{ij} 代表分配给第 j 个目标的武器序号:

$$a_{kij} = \begin{cases} 0 & \text{第 } i \text{ 个火力未分给第 } j \text{ 个目标} \\ 1 & \text{第 } i \text{ 个火力分给第 } j \text{ 个目标} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq n$ 。随机产生 s 个个体组成初始群体 $X = \{x_k | k=1, 2, \dots, s\}$, 其中 s 为群体规模, 代表 s 种目标火力分配方案。

(2) 选择

遗传算法本质上是基于达尔文的自然选择学说, 选择主要是引导遗传搜索向目标函数靠拢, 本文采用锦标赛选择法。锦标赛的选择参数和竞赛的规模相同, 假设竞赛的种群规模为 N , 则 Size 的取值范围为 $[2, N]$ 。

根据不同个体的适应度大小不同, 从种群 l 中随机挑选 Size 个个体并将其中适应度最高的个体保留到繁衍组。独立重复上述过程 s 次以形成繁衍组。

(3) 交叉

采用双点交叉操作, 从繁衍组中随机选择两个个体 x_i , x_j , 以 x_i , x_j 为父代根据交叉概率 P_c 交换部分基因编码, 产生子代个体, 具有双亲染色体的特征。根据适应度大小选择父代或者子代, 重复上述过程 $s/2$ 次, 以组成新的群体规模。

(4) 变异

采用交换变异算子,即相互随机交换个体编码中的基因值。为了避免过早收敛,在算法的初期可以设置变异率较高,从而保持物种的多样性,随着遗传代数的增长,逐渐减小变异率,从而使算法收敛范围缩小,逐渐收敛于最优解。

(5) 个体拥挤替换

采用拥挤替换的思想有利于维持种群的多样性。基本思想是通过对子代个体只能替换距离较近的父代个体加以限制,从而防止具有较高适应度的个体过度繁殖,有利于寻找多个局部极值。此外,距离较远的个体之间相关属性值具有较大差别,采用这种方法也可以发现距离远且属性差别较大的个体。

对于个体 x_i , 假设 x_j 是距离最近的父代个体, 即 x_i 与 x_j 的欧几里得距离 $d(x_i, x_j)$ 最短, $d(x_i, x_j)$ 的定义如下:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{(a_{i1} - a_{j1})^2 + \dots + (a_{in} - a_{jn})^2} \quad (12)$$

如果子代个体 x_i 的适应度高于父代个体 x_j , 则用 x_i 替换 x_j , 否则保留 x_j 。

(6) 当代数达最大循环次数时则结束循环, 保留运算结果; 否则返回第二步循环计算。

(7) 将最终群体代入目标函数计算求得 r 个最优个体, 通过译码, 得到 r 个火力分配方案, 作为后期算法的初始输入。

2.2 蚁群算法的设计

(1) 编码

将前期遗传算法得到的 r 个火力分配方案进行编码, 形成蚁群算法的初始 r 条路径。由下式生成任务集和主体集之间信息素初始分布。

$$\tau_{ij}(t_0) = \tau_0 + \Delta \tau_{ij} \quad (13)$$

其中, $i(i=1,2,\dots,n)$ 为空袭目标个数, $j(j=1,2,\dots,m)$ 为武器个数。 $\tau(t_0)$ 表示在初始时刻边 e_{ij} 上的迹, τ_0 是信息素常量, 为一个较小的正实数。 $\Delta \tau_{ij}$ 由下式确定。

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^r \Delta \tau_{ij}^k \quad (14)$$

$\Delta \tau_{ij}^k$ 表示第 k 条路径中边 e_{ij} 上的迹, r 为遗传算法求解的优化解个数, 对应初始 r 路径。用每只蚂蚁代表一个武器节点或空袭目标节点, 并将当前节点置于蚂蚁的武器禁忌表或空袭目标禁忌表中。

(2) 节点选择

任一蚂蚁 i (对应于武器节点 i) 按下列方式选择目标节点 j 。

$$j = \begin{cases} \arg \max_{j \in allow_i} [\tau_{ij}(t) (\eta_{ij})^q] & \text{当 } q \leq q_0 \\ J & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中, q_0 是给定的阈值参数, $q_0=0.9$, q 是满足(0,1)内均匀分布的随机数; $allow_i$ 是当前为止没有分配给蚂蚁 i 的所有目标集合; $\tau_{ij}(t)$ 是 t 时刻武器 i 和目标 j 之间的迹; η_{ij} 为空袭目标的突防概率。 J 是在 $allow_i$ 集合中某一个武器序号, J 的取值以概率 $P_{is}(t)$ 按照“轮盘赌”方式决定。

(3) 信息素局部更新

所有蚂蚁选择好目标节点之后, 就应用联机信息迹更新规则更新边 e_{ij} 上的迹。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\psi)\tau_{ij}(t) + \psi \Delta \tau \quad (16)$$

局部更新操作主要是避免蚂蚁们集中收敛于一条路径, 有利于全局搜索质量的提高, 发现更多潜在的最优解。

(4) 节点分配完成检验

所有蚂蚁都选择好各自节点并局部更新信息迹之后, 设置蚂蚁的记忆体 (若目标节点上已分配的武器

数达到最大可分配武器限制, 则将该节点置于蚂蚁记忆体)。蚂蚁随机移动至下一个空载武器节点, 转向第二步; 若所有武器都已遍历, 则转向下一步。

(5) 信息素全局更新

所有蚂蚁都遍历所有武器节点之后, 得出 m 个解, 并将最优解保留。应用脱机信息迹更新规则仅对最优解形成的分配更新边上的迹。

(6) 进化终止检验

当前代数达到最大循环次数则结束循环, 得到最优分配方案, 否则转向第二步。

3 基于该改进蚁群算法的火力分配仿真

3.1 仿真假设及模型参数取值

(1) 编队编成及防空武器配置

假设我两栖编队由 X 艘登陆舰、 X 艘驱护舰、 X 艘综合补给舰组成。编队区域防空武器的使用由编队进行指挥。因此, 在编队对空防御作战指挥决策中, 编队对于目标武器分配决策的主要任务是进行舰空导弹的分配决策, 因此, 编队火力分配时主要考虑区域防空导弹的火力分配。假设每个火力通道分别可以对付 1 批空中目标, 某种意义上可以认为是一个单独的火力单元。

舰载对空警戒探测设备对空袭目标运动要素的获取主要包括目标方位、距离、速度、高度、航向等, 假设编队内部警戒探测设备探测到 12 个空中目标, 它们的参数如表 2 所示。

表2 空袭目标参数表

目标批号	目标方位	目标距离(千米)	目标速度(米/秒)	目标高度(米)	目标航向
1001	8°	10	264	42	186°
1002	73°	20	338	21	246°
1003	137°	12	224	88	262°
1004	155°	19	346	20	335°
1005	182°	16	284	77	69°
1006	190°	23	220	98	97°
1007	242°	33	257	30	159°
1008	246°	36	284	79	137°
1009	256°	27	324	44	146°
1010	300°	42	241	50	177°
1011	302°	60	282	200	103°
1012	305°	52	255	20	127°

(2) 火力单元对空袭目标的毁伤概率

根据式(9)中对杀伤概率 P_{ij} 的分析, 结合武器装备的战术技术性能, 可以得到舰空导弹对目标单独使用的杀伤概率 P_{ij} , 以 1001 批目标为例进行说明。可以计算得出不同火力单元对不同目标的毁伤概率(不在火力单元抗击扇面内的目标毁伤概率为 0), 从而可以根据研究不同的火力分配组合来确定火力分配方案, 通过选取最优的组合方案, 可以得到预期最优的防空效果。

(3) 空袭目标威胁参数

根据目标方位及航向可以得出目标相对运动角度, 如表 3 所示。

表3 空袭目标相对运动角度

目标批号	1001	1002	1003	1004	1005	1006	1007	1008	1009	1010	1011	1012
相对运动角度	178°	173°	125°	180°	107°	93°	177°	151°	150°	123°	161°	178°

按照文中 1.2 的内容, 可以计算得出空袭目标威胁参数, 如表 4 所示。

表4 空袭目标威胁参数

目标	1001	1002	1003	1004	1005	1006	1007	1008	1009	1010	1011	1012
威胁	0.829	0.795	0.734	0.815	0.734	0.605	0.610	0.572	0.697	0.474	0.313	0.432

(4) 仿真参数设置

采用 VC++ 程序设计技术，实现改进蚁群算法火力分配，空袭目标参数如图 1 所示。



图 1 空袭目标参数界面

遗传蚁群算法参数设置如下如图 2 所示。



图 2 算法参数的设置界面

3.2 仿真解算方法与流程

根据输入参数，采用基于拥挤替换的遗传蚁群算法，主要解算流程如图 3 所示。

基于遗传蚁群算法的火力分配仿真主要从编队舰空导弹对空袭目标的毁伤期望值出发，根据雷达探测设备对空袭目标的探测情况，编队统一组织火力分配，其中，舰空导弹对目标的毁伤概率模型考虑了舰空导弹对该目标的拦截次数，进而得出舰空导弹对该目标的毁伤期望值。

采用遗传蚁群算法解决组合难题，主要是根据舰空导弹对不同目标的毁伤概率期望值，通过不断地迭代，逐渐收敛于最优组合，具体步骤如下：

(1) 数据输入。根据雷达探测的空袭目标情况，输入 12 批目标的运动要素(目标方位、目标距离、目标速度、目标高度、目标航向)；根据己方火力单元情况输入火力单元抗击扇面情况，其中舰空导弹的初速、系统反应时间、制导雷达高度、杀伤区等作为常量储存在程序中；遗传蚁群算法参数的输入，作为控制运算规模及精度。

(2) 解算火力单元对目标的毁伤期望值。根据 1.3 中的内容，求解舰空导弹对空袭目标的拦截次数及毁伤期望值，得到火力单元对空袭目标的毁伤概率 $P_{ij}(i=1,2,\dots,20; j=1,2,\dots,12)$ 。

(3) 解算空袭目标威胁参数。根据 1.2 中的内容，求空袭目标的威胁参数，得到空袭目标威胁参数 v_j 。

(4) 遗传算法阶段。采用二进制编码，按照式(2)和式(3)约束条件进行目标火力分配初始编码， $a_{ij}=1$ 代表火力单元 i 分配给目标 j ， $a_{ij}=0$ 代表火力单元 i 未分配给目标 j ；按照交叉概率、变异概率，对初始编码种群进行交叉、变异，按照式(1)对新产生的种群个体进行选择，从而得到适应度较高的种群；重复交叉、变异、选择等过程，直到迭代次数达到相应的遗传代数为止。

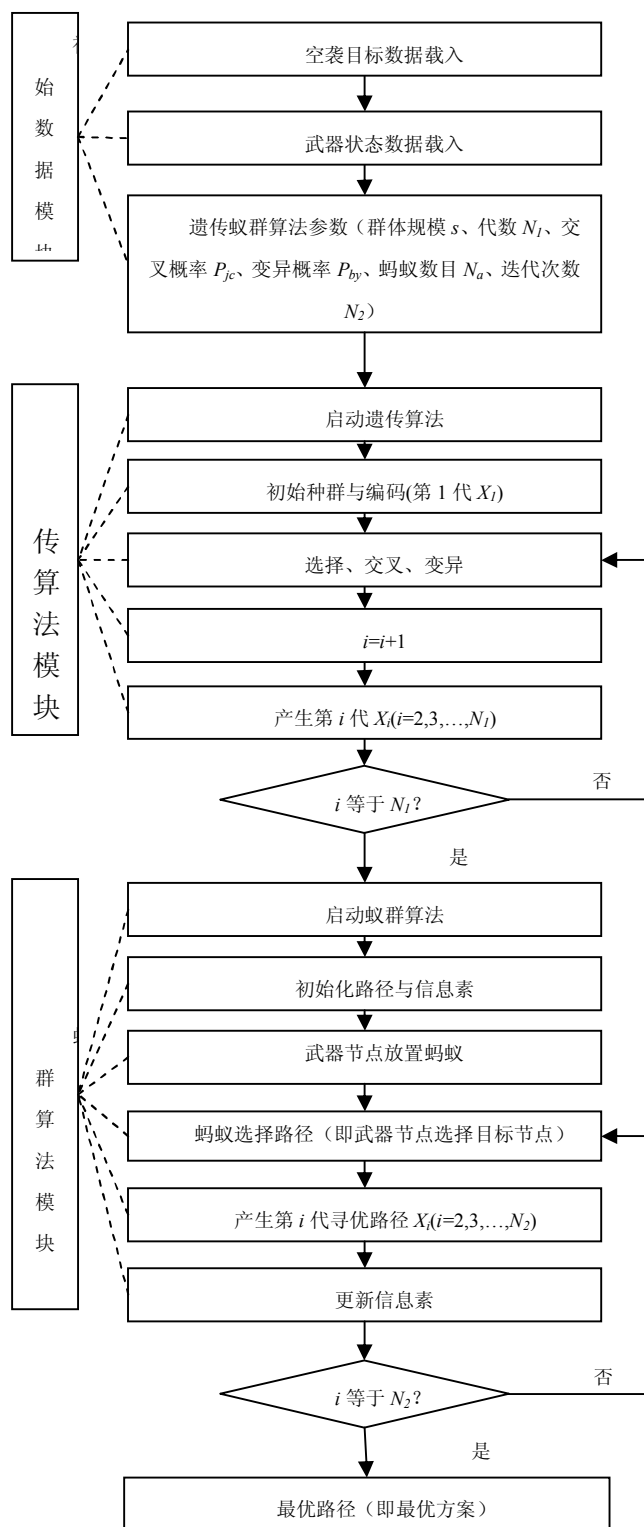


图3 遗传蚁群算法解算流程

(5) 蚁群算法阶段。采用遗传算法处理后的较优种群作为蚁群算法的初始路径条数，初始信息素通过统计遗传算法产生的较优个数获得；按照毁伤概率较高的要求更新局部信息素；根据局部信息素更新全局信息素；重复信息素更新计算，直到达到迭代次数为止。

(6) 结果输出。遗传算法已经较好地解决了组合计算问题，单独采用该算法也能取得较好结果，可以进行结果显示；蚁群算法在遗传算法的基础上，进一步地进行寻优操作，得到的结果更加理想，作为最终结果输出。

3.3 火力分配结果

根据输入参数,采用拥挤替换的遗传蚁群算法,遗传蚁群算法运算过程及结果如图4、图5所示。

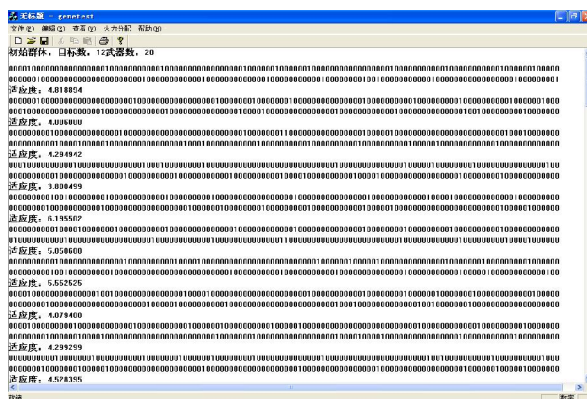


图4 算法解算过程

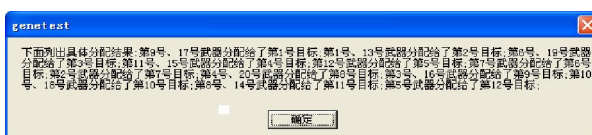


图5 仿真结果

4 小结

根据两栖编队防空作战降低空袭目标突防概率的要求,建立了火力分配目标函数模型,采用模糊综合评判方法对空袭目标威胁参数进行分析计算,建立舰空导弹对目标的毁伤概率模型,分析舰空导弹对目标的拦截能力。阐述了遗传算法和蚁群算法的设计,深入研究探讨了遗传蚁群算法模型及其在火力分配中的仿真应用,并通过实例仿真对这一应用进行验证。

参考文献:

- [1] Zne-Jung lee. Efficiently Solving General Weapon-Target Assignment Problem by Genetic Algorithms with Greedy Eugenics[J]. IEEE transactionis on Sys Man and Cyber,2003,33(1):113-121.
- [2] 贺正洪.基于专家系统的防空火力分配模型[J].系统工程与电子技术,2001,23(7):563-566.
- [3] 王会颖,贾瑞玉.一种求解0-1背包问题的快速蚁群算法[J].计算机技术与发展,2007,17(1):104-107.
- [4] GUTJAHR W J.A graph-based ant system and its convergence[J].Future Generation Computer System,2000,16(8):873-888.
- [5] GUTJAHR W J. ACO algorithms with guaranteed convergence to the optional solution[J].Information Processing Letters,2002,82(3):145-153.
- [6] 吴智辉,谢磊峰.空袭目标威胁判断及作战使用[J].情报指挥控制系统与仿真技术,2003,181(7):41-43.
- [7] STUTZLE T, DORIGO M.A short convergence proof for a class of ant colony optimization Algorithms[J]. IEEE Transactions on evolutionary computation, 2002,6(4):358-365.