

基于 GA-AHP 算法的多目标威胁评估

黄 骏¹, 李永宾¹, 温玉涛²

(1. 空军工程大学装备管理与无人机工程学院,西安,710051;2. 93792 部队,河北廊坊,065000)

摘要 威胁评估是空战中不可或缺的一环。为了准确描述多目标威胁程度,首先,建立威胁指标模型,采用遗传算法和层次分析法相结合的 GA-AHP 算法,通过威胁判断矩阵建立一致性指标函数,将求解特征向量的问题转换成求解一致性比值的问题;其次,调整算法参数并与其他方法进行对比,根据一致性比值筛选出最优的特征向量;最后,根据指标威胁函数,以 2v4 的多目标空战环境为背景,计算敌机对我机的各个指标威胁值,并根据最优特征向量,得到多目标威胁排序。实验证明,GA-AHP 算法能够产生更加优化的一致性指标值和特征向量,准确描述了多目标的威胁程度。

关键词 空战;威胁评估;GA-AHP 算法

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.05.015

中图分类号 V271.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)05-0090-07

Multi-Target Threat Assessment Based on GA-AHP Algorithm

HUANG Jun¹, LI Yongbin¹, WEN Yutao²

(1. Equipment Management and UAV Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. Unit 93792, Langfang 065000, Hebei, China)

Abstract: Threat assessment is an integral part in air combat. In order to accurately describe the threat degree of multiple targets, firstly, according to the threat indicator model, combined with the genetic algorithm and analytic hierarchy process (AHP), a GA-AHP algorithm is adopted to establish the consistency indicator function through the threat judgment matrix, and the problem of solving the eigenvector is converted into the problem of solving the consistency ratio. Secondly, through adjusting the parameters of the algorithm and comparing with other methods, the optimal feature vector is selected according to the consistency ratio. Finally, based on the index threat function and taking the multi-target air combat environment of 2v4 as the background, the target threat value of each index is calculated, and the multi-target threat ranking is obtained according to the optimal eigenvector. The experiments show that the GA-AHP algorithm can produce more optimized consistency index value and eigenvector, and accurately describe the threat degree of multiple targets.

Key words: aerial warfare; threat assessment; GA-AHP algorithm

空战威胁评估是机动决策的重要前提。决定着 能否制敌于先,从而改变整个空战任务的走向。

收稿日期: 2019-03-26

基金项目: 博士后科学基金(2016M592921)

作者简介: 黄 骏(1990—),男,陕西西安人,硕士生,主要从事装备使用验证与评估。E-mail:840395798@qq.com

引用格式: 黄骏,李永宾,温玉涛. 基于 GA-AHP 算法的多目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(5): 90-96.
HUANG Jun, LI Yongbin, WEN Yutao. Multi-Target Threat Assessment Based on GA-AHP Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(5): 90-96.

目前,关于威胁评估已经形成了很多决策方法,常用的有:多属性决策法^[1]、模糊综合评价法^[5]、灰色关联度法^[6]、贝叶斯网络推理^[10]等,这些方法计算威胁度时都涉及指标权重的确定。常用的求解权重的方法是层次分析(AHP)法^[2],主要通过建立递阶层次模型,构造两两判断矩阵,求解各要素的权值排序并进行一致性检验。但在求解过程中,不同求解方法计算出的特征向量的精度参差不齐,矩阵的一致性不能有效收缩。在针对同一威胁指标模型,当权重精度不同时,所反映出的威胁大小也不同。

为了提高权重计算精度,避免发生指标权重确定不合理的问题,本文将遗传算法和层次分析法相结合,将求解特征向量的问题转化为求解矩阵最优化一致性比值的问题。通过选择、杂交和变异的操作,以适应度函数值作为输出,逐步进化出优秀个体。

1 多目标威胁指数计算

空战威胁评估是空战的基础,通过对空战目标威胁排序,我方才能迅速形成任务目标,夺取制空权。根据范隽^[8]提出的空战能力指数和三维态势评估模型,本文以空战能力指数、角度、距离、速度和高度 5 个要素作为空战威胁评估的重要因素,通过计算每一要素的归一化指数,结合各要素权重综合计算,可以得到每架敌机对我机的威胁指数,并确定多目标的威胁排序。下面给出各要素的处理方法。

1.1 空战能力威胁

空战能力主要体现在飞机的固有属性上。空战能力函数为:

$$C = [\ln B + \ln(\sum A_1 + 1) + \ln(A_2)]_{\epsilon_1 \epsilon_2 \epsilon_3 \epsilon_4} \quad (1)$$

式中: B 为飞机的机动性能参数; A_1 为火力参数; A_2 为探测能力参数; ϵ_1 、 ϵ_2 、 ϵ_3 、 ϵ_4 分别为操纵性能系数、生存力系数、航程系数和电子对抗系数。敌我双方空战能力指数之比,作为目标机对我方无人机的威胁值,表示为:

$$M = C_j / C_i \quad (2)$$

1.2 角度威胁指数

$$T_a = (|Q_u| + |Q_t|) / 2\pi \quad (3)$$

式中: Q_u 和 Q_t 是无人机、目标机与质心距离 R 的夹角,其中, Q_u 为无人机的偏离角, Q_t 为目标机的脱离角; T_a 为目标机对无人机的角度威胁值。

1.3 距离威胁指数

$$T_r = \begin{cases} 0.5, R \leq R_u, R \leq R_t \\ 0.5 - 0.2 \left(\frac{R - R_t}{R_u - R_t} \right), R_t \leq R \leq R_u \\ 1, R_u < R < R_t \\ 0.8, \max(R_u, R_t) < R < R_R \end{cases} \quad (4)$$

式中: R_u 为无人机的攻击范围; R_t 为目标机的攻击范围; R_R 为雷达探测范围; T_r 为目标机对无人机的距离威胁值。

1.4 速度威胁指数

$$T_v = \begin{cases} 0.1, V_t < 0.6V_u \\ -0.5 + \frac{V_t}{V_u}, 0.6V_u \leq V_t \leq 1.5V_u \\ 1, V_t > 1.5V_u \end{cases} \quad (5)$$

式中: V_u 为无人机的飞行速度; V_t 为目标机的飞行速度; T_v 为目标机对无人机的速度威胁值。

1.5 高度威胁指数

$$T_h = \begin{cases} 1, \Delta h < -5 \text{ km} \\ 0.5 - 0.1 \times \Delta h, -5 \text{ km} \leq \Delta h < 5 \text{ km} \\ 0.1, \Delta h \geq 5 \text{ km} \end{cases} \quad (6)$$

式中: Δh 为无人机高度-目标机高度; T_h 为目标机对无人机的高度威胁值。

2 遗传算法原理

遗传算法以自然选择和群体遗传理论为基础,模拟生物进化过程中适者生存规则与群体内部染色体信息随机交换机制的一类自适应并行概率性全局搜索算法。算法原理如图 1。

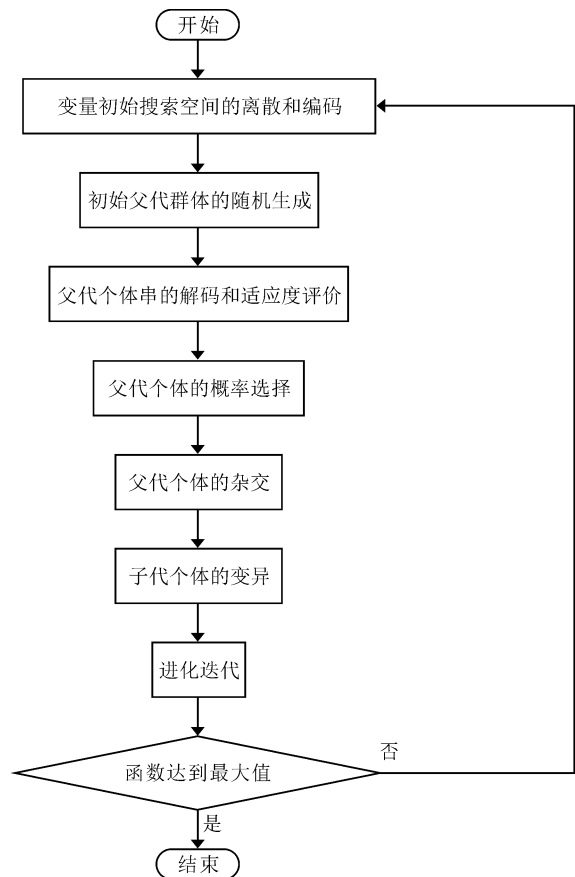


图 1 GA 算法原理图

不失一般性,设函数的优化问题模型为:

$$\begin{aligned} \min f &= \sum_{j=1}^m |F(x_1, x_2, \dots, x_p)|^q \quad (7) \\ \text{s. t. } &a_j \leq x_j \leq b_j, \quad j=1, 2, \dots, p \end{aligned}$$

式中: x_j 为模型的 p 个待优化变量,即染色体; $[a_j, b_j]$ 为变量 x_j 的初始搜索区间; f 为最优化函数,在演变操作过程中同时可作为适应度函数,表示个体在环境中适应度的好坏; q 为实常数。

2.1 初始搜索区间的离散和二进制编码

采取二进制编码。设编码长度为 e ,将初始搜索空间等分成 $2^e - 1$ 个子区间,则单个区间点的数值为:

$$\begin{aligned} x_j &= a_j + m_j l_j \\ (j &= 1 \sim p) \end{aligned} \quad (8)$$

式中:子区间长度 $l_j = (b_j - a_j) / (2^e - 1)$,是常数,搜索步数 m_j 为小于总区间点数 2^e 的任意十进制非负整数,是变数。根据变量的个数,整个搜索空间被离散成 $(2^e)^p$ 个离散点,每个点对应 p 个变量的一种可能的取值状态,并用 p 个 e 位二进制数 $\{i_a(j, k) | j=1 \sim p, k=1 \sim e\}$ 表示:

$$m_j = \sum_{k=1}^e i_a(j, k) 2^{k-1} \quad (9)$$

式中: $i_a(j, k)$ 表示第 j 个变量中第 k 位基因所代表的二进制数值,即0或1。

2.2 初始父代群体的随机生成

随机生成 n 组 $[0, 1]$ 区间上的均匀随机数,每组 p 个变量,即 $\{r(j, i) | j=1 \sim p, k=1 \sim n\}$,经转换,得到相应的随机搜索步数:

$$m_j(i) = \text{int}(r(j, i) 2^e) \quad j=1 \sim p, i=1 \sim n \quad (10)$$

式中: int 表示取整函数,搜索步数 $m_j(i) < 2^e$,满足区间 $[a_j, b_j]$ 中每个离散点的相应位置。

2.3 二进制的解码和父代个体适应度的评价

根据确定的步数,将二进制数 $\{i_a(j, k, i)\}$ 解码,化解成为相对应的优化变量 $\{x_j(i)\}$,代入适应度函数得到函数值 $\{f_i | i=1 \sim n\}$ 。由函数特性得知,得到的适应度值越小个体的适应度越高。因此,将 $\{f_i\}$ 以及相对应的 $\{x_j(i)\}$ 和 $\{i_a(j, k, i)\}$ 由小到大排序,则排序靠前的几个个体称为优秀个体。定义排序后的第 i 个父代个体的适应度函数值为:

$$F_i = \frac{1}{f_i^2 + 0.001} \quad (i=1 \sim n) \quad (11)$$

2.4 父代个体的概率选择

按照比例选择的方式,则个体 i 被选中的概率为:

$$p'_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{f_i^2 + 0.001}} \quad (i=1 \sim n) \quad (12)$$

为了进一步建立新一代个体与原父代的对应关系,令 $p_i = \sum_{k=1}^i p'_k, i=1 \sim n$,且有 $\sum_{k=1}^n p'_k = 1$ 。可以看出,序列 $\{p_i | i=1 \sim n\}$ 把区间 $[0, 1]$ 分成了 n 个子区间,每个子区间代表了个体 i 被选中的概率,即: $[0, p_1], (p_1, p_2], \dots, (p_{n-1}, p_n]$,且 f_i 越小, p'_i 越大,即适应度越高的个体越容易被选中,成为优秀个体。

2.5 父代个体的杂交

以两点杂交为例,采取一对一的方式,将生成的2组 n 个父代个体进行配对,在每个个体编码中随机设置2个点,将点位之间的数字段相互交换,得到新生成的子代个体。具体的操作方法为:生成2个随机数 R_1 和 R_2 ,得到十进制数 $I_{R_1} = \text{int}(R_1 e), I_{R_2} = \text{int}(R_2 e)$,则 $I_{R_1} < e, I_{R_2} < e$,且 $I_{R_1} < I_{R_2}$ 否则交换其值。交换方式如下,其中, $i'_{a^1}(j, k, i)$ 和 $i'_{a^2}(j, k, i)$ 为生成的2个子代个体:

$$\begin{aligned} i'_{a^1}(j, k, i) &= \begin{cases} i_{a^2}(j, k, i), & \text{当 } k \in [I_{R_1}, I_{R_2}] \\ i_{a^1}(j, k, i), & \text{当 } k \notin [I_{R_1}, I_{R_2}] \end{cases} \\ i'_{a^2}(j, k, i) &= \begin{cases} i_{a^1}(j, k, i), & \text{当 } k \in [I_{R_1}, I_{R_2}] \\ i_{a^2}(j, k, i), & \text{当 } k \notin [I_{R_1}, I_{R_2}] \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

$(j=1 \sim p, k=1 \sim e, i=1 \sim n)$

2.6 子代个体的变异

以两点变异为例,定义变异率 p_m 为子代个体发生变异的概率。针对变异个体的选择,是否发生变异,以及变异的具体位置,需要进行4个参数的设定。生成4个随机数 R_1, R_2, R_3, R_4 ,若 $R_1 < 0.5$,则变异个体取 $i'_{a^1}(j, k, i)$,反之取 $i'_{a^2}(j, k, i)$ 。将 R_2, R_3 取小于 e 的整数,且 $I_{R_2} < I_{R_3}$,否则交换其值。记变异后得到的子代对应的二进制数为 $\{i'_a(j, k, i)\}$,则变异后的子代为:

$$i'_a(j, k, i) = \begin{cases} \text{当 } R_4 < p_m \text{ 且 } k \in [R_2, R_3] \text{ 时,原 } k \text{ 位} \\ \text{值由 0 变 1, 由 1 变 0 其他情况不变} \end{cases} \quad (14)$$

针对杂交后的2组个体,利用随机数 R_1 以0.5的概率进行均匀选择。被选中的个体需要进行变异判定,规定只有在满足变异概率并且处于变异区间的位值才进行变异,否则保持不变。 R_2, R_3 表示变异位置, R_4 表示变异概率。

2.7 进化迭代

将得到的 n 个子代个体作为新的父代,转入2.3节,重新进行个体的选择、杂交和变异,保证个体循环进化,直至得到优化函数的最优值和最优个体。

3 GA-AHP算法的主要步骤

GA-AHP算法以矩阵一致性比值为准则,通过

建立优化函数,求解最优解,既能保证函数全局最优,即矩阵的一致性最好,又能找到精确的特征向量。具体的算法流程见图 2。

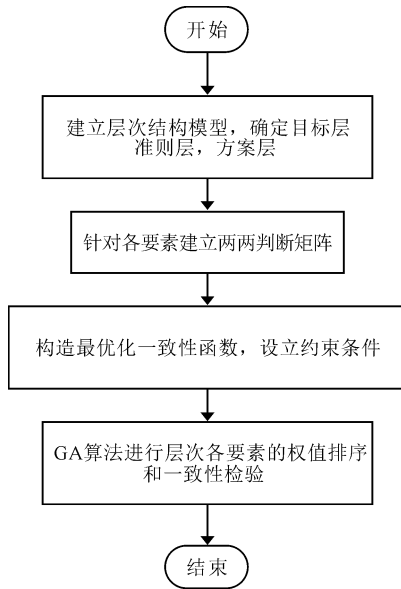


图 2 GA-AHP 算法流程图

3.1 建立层次结构模型

不失一般性,建立的层次结构模型从上至下分别为目标层 A,准则层 B,方案层 C,统称为系统要素。本文只考虑目标层 A 和准则层 B 的关系,即求解准则层 B 相对目标层 A 的权重。

3.2 建立两两判断矩阵

以 1~9 级及其倒数的评定标度对 B 层要素进行描述,建立判断矩阵 $B = \{b_{ij} | i, j = 1 \sim n\}$, 反映各要素的相对重要性。

表 1 AHP 评定标度示意表

标度	定义(比较因素 i 与 j)
1	因素 i 与 j 同样重要
3	因素 i 与 j 稍微重要
5	因素 i 与 j 明显重要
7	因素 i 与 j 极其重要
9	因素 i 与 j 强烈重要
2,4,6,8	相邻判断的中间值
倒数	比较因素 i 与 j 反向比较

3.3 构造优化函数

设 B 层单排序权值为 $\omega_k, k = 1 \sim n$, 且满足 $\omega_k > 0$ 和 $\sum_{k=1}^n \omega_k = 1$, 根据判断矩阵,理论上应有: $b_{ij} = \omega_i / \omega_j, i, j = 1 \sim n$ 且 $\sum_{i=1}^n \left| \sum_{k=1}^n (b_{ik} \omega_k) - n \omega_i \right| = 0$, 但实际求解过程中,难以得到完全符合理论要求的特征向量。由层次分析法特性可知,矩阵一致性的好坏反映出特征向量的优劣程度。因此,可将求解特征

向量的问题转换成求解最优化一致性值的问题:

$$\begin{aligned} \min CI &= \sum_{i=1}^n \left| \sum_{k=1}^n (b_{ik} \omega_k) - n \omega_i \right| / n \\ \text{s. t. } &\omega_k > 0, k = 1 \sim n \\ &\sum_{k=1}^n \omega_k = 1 \end{aligned} \quad (15)$$

3.4 求解各要素权值和一致性检验

结合目标准则,根据优化函数和约束条件,利用遗传算法进行运算,得到满足最优一致性条件下的最优特征解并进行一致性检验。这里引入随机一致性指标函数 RI, RI 的取值范围如表 2。

表 2 随机一致性指标函数 RI 值

阶数 n	1	2	3	4	5
RI	0	0	0.52	0.89	1.12
阶数 n	6	7	8	9	10
RI	1.26	1.36	1.41	1.46	1.49

根据一致性比率的定义,当 $CR = \frac{CI}{RI} < 0.1$ 时,

认为判断矩阵具有满意的一致性。

4 实例分析

按照 GA-AHP 算法步骤,针对 5 个威胁指标求解权重。根据 3.1 节,建立威胁评估模型,见图 3。

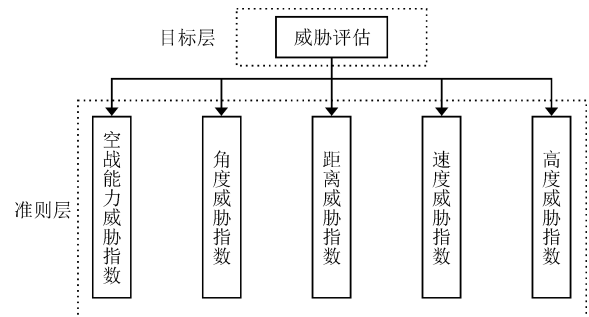


图 3 空战威胁评估模型

根据 3.2 节为了较为准确地描述判断矩阵各要素之间的重要程度,专家组结合学术知识和自身经验,商讨评议,认为 5 个要素的重要程度由大到小依次为空战能力、距离、速度、角度、高度。建立威胁评估判断矩阵 b_{ij} :

根据 3.3,建立一致性指标函数 CI,并运用遗传算法求解权重:

$$\begin{aligned} CI &= (1/5) (| -4x_1 + 5x_2 + 3x_3 + 4x_4 + 7x_5 | + | (1/3)x_1 - 4x_2 + (1/3)x_3 + (1/2)x_4 + 3x_5 | + | (1/3)x_1 - 3x_2 - 4x_3 + 2x_4 + 5x_5 | + | (1/4)x_1 + 2x_2 + (1/2)x_3 - 4x_4 + 3x_5 | + | (1/7)x_1 + (1/3)x_2 + (1/5)x_3 + (1/3)x_4 - 4x_5 |) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } & 0 < x_1 < 1, 0 < x_2 < 1, 0 < x_3 < 1 \\ & 0 < x_4 < 1, 0 < x_5 < 1 \\ & x_1 + x_2 + x_3 + x_4 + x_5 = 1 \end{aligned} \quad (16)$$

由式(16)知,变量 $p=5$,设初始区间为 $[0,1]$,种群规模 $n=50$,区间精度为 0.001 ,编码长度 $e=10$,最大迭代次数 500 次,记为 GA-AHP⁽¹⁾,运用 Python 编程语言加载 geatpy 模块,在第 267 代种群得到最优值。根据数据处理结果显示,最终得到威胁指标的单排序权值为 $0.501, 0.086, 0.229, 0.138, 0.046$,最优 CI 值为 0.0157 ,根据 3.4 节,进行一致性检验,得到 $RI(5)=1.12$,则 $CR=0.014 < 0.1$,满足一致性条件。

为了得到最优一致性比率,对搜索区间、编码长度、区间精度等参数进行调整:采取两点杂交方式,设区间精度为 0.0001 ,对应编码长度 $e=14$,在第 466 代种群得到最优值,记为 GA-AHP⁽²⁾;设区间精度为 0.00001 ,对应编码长度 $e=17$,在第 224 代种群得到最优值,记为 GA-AHP⁽³⁾;在 $e=14$ 的基础上,缩小初始区间为 $[0,0.5]$,记为 GA-AHP⁽⁴⁾,在第 294 代种群得到最优值;分别设迭代次数为 $1000, 1500, 2000$,在第 $325, 1396, 695$ 代种群得到最优值,记为 GA-AHP⁽⁵⁾, GA-AHP⁽⁶⁾, GA-AHP⁽⁷⁾;

采取单点杂交方式,区间精度为 0.0001 ,编码长度 $e=14$,迭代次数为 2000 ,在第 1835 代种群得到最优值,记为 GA-AHP⁽⁸⁾。通过比较,可以得出在区间精度为 0.0001 ,编码长度 $e=14$,迭代次数为 2000 ,两点杂交方式时可以得到最优一致性比率,即 GA-AHP⁽⁷⁾,如图 4 所示。

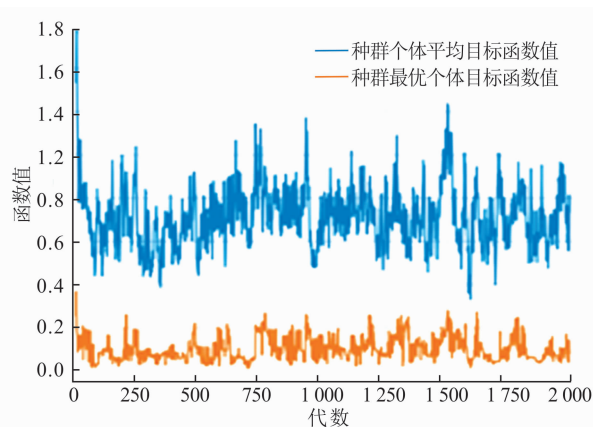


图 4 GA-AHP⁽⁷⁾算法结果图

表 3 给出了 GA-AHP 算法与其他方法相比较的结果,通过比较,体现了 GA-AHP 算法在特征向量精度和一致性比率优化上的优越性。

表 3 多种方法比较结果图

方法	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	一致性比率
特征值法	0.492 5	0.093 1	0.230 6	0.136 9	0.046 8	0.025 3
最小偏差法	0.490 3	0.092 6	0.232 1	0.138 5	0.046 4	0.025 8
最小平方法	0.492 8	0.092 9	0.227	0.139 5	0.047 7	0.028 8
GA-AHP ⁽¹⁾	0.501	0.086	0.229	0.138	0.046	0.014
GA-AHP ⁽²⁾	0.500 1	0.092 5	0.231 5	0.129 2	0.045 8	0.013 3
GA-AHP ⁽³⁾	0.499 99	0.096 19	0.224 06	0.132 46	0.047 3	0.021 63
GA-AHP ⁽⁴⁾	0.497 1	0.050 9	0.267 1	0.125 6	0.059 3	0.065 0
GA-AHP ⁽⁵⁾	0.500 1	0.090 6	0.231 5	0.137 0	0.040 8	0.012 5
GA-AHP ⁽⁶⁾	0.500 1	0.091 8	0.229 4	0.135 9	0.042 8	0.009 9
GA-AHP ⁽⁷⁾	0.500 1	0.092 5	0.231 1	0.134 2	0.042 1	0.009 8
GA-AHP ⁽⁸⁾	0.500 1	0.096 8	0.228 1	0.130 4	0.044 6	0.018

本文以我方 2 架无人机和敌方 4 架目标机组成的空中目标进行分析。设我方对象集 = {无人机 1, 无人机 2}, 敌方对象集 = {目标机 1, 目标机 2, 目标机 3, 目标机 4}。以下数据均来源于我方数据库。其中,无人机 1 的射程为 70 km ,探测距离为 160 km ,无人机 2 的射程为 50 km ,探测距离为 120 km ,目标机 1 的射程为 80 km ,探测距离为 220 km ,目标机 2 的射程为 65 km ,探测距离为 140 km ,目标机 3 的射程为 50 km ,探测距离为 100 km ,目标机 4 的射程为 60 km ,探测距离为 110 km 。表 4 给出了 4 架目标机对我方 2 架无人机的威胁程度。

结合单排序权值,可得出 4 架目标机分别相对我方 2 架无人机的威胁排序值,如表 5、6 所示:

从表 5、6 得知,当缩小初始搜索区间时,权重精度受影响,GA-AHP⁽⁴⁾ 所得出的威胁排序异于其他情况所产生的结果(加粗部分显示),表明当多架敌机威胁态势相近时,指标权重的精度对威胁程度的描述起决定作用。同时,高区间精度、高迭代次数、高搜索步数能提供更优的权重收益。考虑到最优一致性比率,采用 GA-AHP⁽⁷⁾ 所得出的威胁值:对于无人机 1,威胁大小排序为目标机 1 > 目标机 2 > 目标机 3 > 目标机 4;对于无人机 2,威胁大小排序为

目标机 2>目标机 1>目标机 3>目标机 4。因此,先攻击目标机 2,最后再根据威胁大小攻击目标机 3 和 目标机 4。
机动策略为无人机 1 应先攻击目标机 1,无人机 2

表 4 敌我空战各要素威胁态势值

评价指标值	无人机 1				无人机 2			
	目标机 1	目标机 2	目标机 3	目标机 4	目标机 1	目标机 2	目标机 3	目标机 4
空战能力威胁	1.10	1.00	0.75	0.45	1.16	1.04	0.86	0.58
角度威胁	1.00	0.86	0.45	0.62	1.00	0.50	0.80	0.80
距离威胁	0.12	0.40	0.15	0.32	0.38	0.80	0.50	0.80
速度威胁	0.59	0.49	0.46	0.41	0.39	0.71	0.54	0.47
高度威胁	0.42	0.38	0.59	0.40	0.36	0.65	0.70	0.41

表 5 敌方战机对无人机 1 的威胁值

无人机 1	目标机 1	目标机 2	目标机 3	目标机 4
GA-AHP ⁽¹⁾	0.765 32	0.751 66	0.539 42	0.427 03
GA-AHP ⁽²⁾	0.765 854	0.752 962	0.537 879	0.427 767
GA-AHP ⁽³⁾	0.771 083	0.755 216	0.540 725	0.429 561
GA-AHP ⁽⁴⁾	0.728 772	0.731 792	0.528 558	0.415 941
GA-AHP ⁽⁵⁾	0.766 456	0.753 250	0.537 662	0.427 787
GA-AHP ⁽⁶⁾	0.767 595	0.753 663	0.538 561	0.428 208
GA-AHP ⁽⁷⁾	0.767 202	0.753 846	0.537 936	0.428 209
GA-AHP ⁽⁸⁾	0.769 950	0.755 432	0.539 148	0.429 357

表 6 敌方战机对无人机 2 的威胁值

无人机 1	目标机 1	目标机 2	目标机 3	目标机 4
GA-AHP ⁽¹⁾	0.824 1	0.875 12	0.720 88	0.626 3
GA-AHP ⁽²⁾	0.827 086	0.873 056	0.721 664	0.628 76
GA-AHP ⁽³⁾	0.829 63	0.872 124 2	0.723 611 8	0.627 843 4
GA-AHP ⁽⁴⁾	0.799 296	0.883 835	0.711 11	0.626 063
GA-AHP ⁽⁵⁾	0.826 250	0.874 394	0.720 856	0.628 856
GA-AHP ⁽⁶⁾	0.826 994	0.873 833	0.721 572	0.628 439
GA-AHP ⁽⁷⁾	0.827 428	0.873 881	0.721 574	0.629 273
GA-AHP ⁽⁸⁾	0.830 094	0.872 558	0.723 212	0.629 552

5 结语

本文将遗传算法建立在层次分析法的求解过程中,通过 Python 语言仿真,得到不同参数下最优一致性值的特征向量。根据多目标空战威胁函数,得到敌我双方各要素的威胁值,并对敌方目标的威胁程度作出评估和排序,从而确定优先攻击目标。从实验结果看,该方法全面、准确地反映了目标真实的威胁程度。

参考文献(References):

[1] 王毅,刘三阳,张文,等.属性权重不确定的直觉模糊多属性决策的威胁评估方法[J].电子学报,2014,42(12):2509-2514.
WANG Y,LIU S Y,ZHANG W, et al. Threat Assess-

ment Method with Uncertain Attribute Weight Based on Intuitionistic Fuzzy Multi-Attribute Decision[J]. Electronic Journals,2014,42(12):2509-2514. (in Chinese).

[2] 孔尚萍,张海瑞,廖选平,等.基于 AHP 与熵权法的空中目标威胁评估方法[J].战术导弹技术,2018(1):79-84.

KONG S P,ZHANG H R,LIAO X P, et al. Aerial Targets Threat Assessment Based on AHP and Entropy Weight Method[J]. Tactical Missile Technology, 2018(1):79-84. (in Chinese).

[3] 金菊良,魏一鸣,付强,等.计算层次分析法中排序权值的加速遗传算法[J].系统工程理论与实践,2002(11):39-43.

JIN J L,WEI Y M,FU Q, et al. Accelerating Genetic Algorithm for Computing Rank Weights in Analytic Hierarchy Process [J]. Systems Engineering Theory

- and Practice, 2002(11):39-43. (in Chinese).
- [4] 李文广,孙世宇,李建增,等. 无人机航迹规划中动态威胁评估方法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(2): 50-53, 59.
LI W G, SUN S Y, LI J Z, et al. Research on Dynamic Threat Assessment Method in Unmanned Aerial Vehicle Track Planning[J]. Fire and Command and Control, 2019, 44(2): 50-53, 59. (in Chinese).
- [5] 章泽虎. 基于模糊综合评判的船舶碰撞危险度模型研究[D]. 大连:大连海事大学, 2012.
ZHANG Z H. The Research of the Ship Collision Risk Model Based on Fuzzy Comprehensive Evaluation[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2012. (in Chinese).
- [6] 刘健. 基于灰色关联决策的空袭目标威胁评估模型研究[J]. 战术导弹技术, 2010(6): 48-51, 59.
LIU J. Study of Threat Evaluation Model of Air Targets Based on Grey Incidence Decision-Making[J]. Tactical Missile Technology, 2010(6): 48-51, 59. (in Chinese)
- [7] 巫银花,陈勇,张剑,等. 基于遗传算法的舰艇编队空中目标威胁问题[J]. 海军工程大学学报, 2013, 25(5): 69-73.
WU Y H, CHEN Y, ZHANG J, et al. Analysis of Target Threat of Warship Formation Based on Genetic Algorithms[J]. Journal of Naval Engineering University, 2013, 25(5): 69-73. (in Chinese).
- [8] 范隽,雷英杰. 基于RBF神经网络的空战威胁评估[J]. 微计算机信息, 2008(21): 203-204, 214.
FAN J, LEI Y J. Threat Assessment of Air Combat Based on RBF Neural Network[J]. Microcomputer Information, 2008(21): 203-204, 214. (in Chinese).
- [9] MAAZ B A, ADEEL A, ASIF M, et al. Using Genetic Algorithm to Minimize False Alarms in Insider Threats Detection of Information Misuse in Windows Environment[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014. doi:10.1155/2014/179109
- [10] DI R H, GAO X G, GUO Z G, et al. A Threat Assessment Method for Unmanned Aerial Vehicle Based on Bayesian Networks under the Condition of Small Data Sets[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018. doi:10.1155/2018/8484358.
- [11] 赵振宇,卢广山. 无人机协同空战中的目标威胁评估和目标分配算法[J]. 火力与指挥控制, 2011, 36(12): 60-63, 71.
ZHAO Z Y, LU G S. Research on Threat Assessment and Target Assignment Algorithm for Multi-UAV Cooperative Air Combat[J]. Fire and Command and Control, 2011, 36(12): 60-63, 71. (in Chinese).
- [12] MEHRABIAN A. R, LUCAS C. A Novel Numerical Optimization Algorithm Inspired from Weed Colonization[J]. Ecological Informatics, 2006, 1(4): 355-366.
- [13] MEHRI B. Unmanned Aerial Vehicle Terrain Following/Terrain Avoidance/Threat Avoidance Trajectory Planning Using Fuzzy Logic[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2018, 34(3): 1791-1799.
- [14] GAO Y Y, SHAO L Z, ZHANG W G. A Threat Assessment Algorithm Based on AHP and Principal Components Analysis[J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 4590-4596.
- [15] DENG Y, Kyandoghere K. A Threat Assessment Model under Uncertain Environment[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015. doi:10.1155/2015/878024.
- [16] CHEN D, FENG Y, LIU Y X. Threat Assessment for Air Defense Operations Based on Intuitionistic Fuzzy Logic[J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 3302-3306.
- [17] WANG G G, GUO L H, DUAN H. Wavelet Neural Network Using Multiple Wavelet Functions in Target Threat Assessment[J]. The Scientific World Journal, 2013. doi:10.1155/2013/632437.

(编辑:徐敏)