

## 基于结构熵和 PSO-RBF 的空战动态威胁评估

陈洁钰, 姚佩阳, 税冬东, 赵雪岩  
(空军工程大学信息与导航学院, 西安 710077)

**摘要:** 针对传统威胁评估方法不能很好地体现空战过程中各类威胁因素作用变化的问题, 引入了径向基神经网络, 采用结构熵权法优化了神经网络训练参数, 提出了基于粒子群和径向基神经网络(PSO-RBF)算法的空战动态权值计算方法。以某一时刻预测多无人机空中对抗时的威胁度为想定, 分别采用结构熵权法和 PSO-RBF 算法进行仿真计算。仿真结果表明所提方法可有效解决空战目标威胁评估问题, 提高了决策的客观性、科学性。

**关键词:** 多无人作战飞机; 空战; 威胁评估; 粒子群算法; 结构熵权法; 动态权值

**中图分类号:** V271.4; TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)11-0051-06

## Air Combat Dynamic Threat Assessment Based on Structure Entropy and PSO-RBF

CHEN Jie-yu, YAO Pei-yang, SHUI Dong-dong, ZHAO Xue-yan  
(College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** Since the traditional threat assessment methods can't reflect the changing of threat factors during air combat, a dynamic weight calculating method was proposed based on particle swarm and radical basis function neural network (PSO-RBF) by introducing RBF neural network and using a new structure entropy weight method to optimize the training parameters of RBF neural network. On the circumstance of assessing the threat degree during multi-UCAV cooperative combat, simulations were executed by using structure entropy weight method and PSO-RBF method respectively. The result proved that the PSO-RBF process can assess the threat degree of the target during air combat effectively and make the strategic decision more objective and reasonable.

**Key words:** multi-UCAV; air combat; threat assessment; particle swarm optimization; structure entropy weight method; dynamic weight

### 0 引言

随着先进无人机、先进机载武器系统和空战智能化的发展,多无人机协同空战在未来高技术化、信息化战争中将会发挥更重要的作用。因此,如何全面掌握当前空战战场态势,准确、迅速、及时地反映战场态势的变化并做出威胁判断是多无人机协同空战中一个极具理论价值与现实意义的问题。

威胁估计是多无人机协同作战中的一项重要内容,同时也是多目标攻击决策中目标分配和射击决策的前提和基础。目前,国内外对威胁估计从理论体系

和系统实现方法上进行了大量探索性的研究和开发,采用的方法主要分为两大类:一类是基于数学解析模型的定量计算方法,如文献[1]提出的基于 Lanchester 方程的威胁评估模型和文献[2]提出的一种基于图模型的态势威胁评估方法,这一类方法的优点是直观,模型简练,可计算性较强,缺点是实时性不强,模型约束性较强;另一类是基于人工智能理论的定性推理方法,如文献[3]提出的基于贝叶斯网络的威胁评估建模方法和文献[4]将协调优势粗糙集方法应用于UCAV目标威胁估计等方法,这类方法多需要引入专家知识构建规则或推理机制,具有较高的可用性,但计算推理过程往往很复杂。

一般的威胁估计采用常权向量综合方法,不能很好地映射威胁因素间复杂的关系,难以适时反映出由于敌空战性能及战术手段的变化导致的各因素权值的

收稿日期:2013-12-11 修回日期:2014-01-06

基金项目:国家自然科学基金(61273048)

作者简介:陈洁钰(1989—),女,陕西铜川人,硕士生,研究方向为多无人机协同指挥决策、战场态势评估等。

改变。本文针对一般的威胁估计模型中静态权值方法的缺陷,采用结构熵权法优化了训练参数,设计了基于 PSO-RBF 神经网络的全视距动态权值生成器,实现了威胁因素权值的动态计算。

## 1 空战目标威胁估计模型

在多无人机协同空战的目标威胁估计中,往往要考虑天气情况、敌方意图、武器性能和作战手段等诸多因素。但在实际空战情况下,对威胁程度的判断主要依靠探测、跟踪装置获得的目标特征信息及平时掌握的敌方信息,主要包括敌机三维空战态势和空战能力因素。因此,本文主要考虑目标的空战态势和空战能力来建立空战目标威胁估计模型。

采用威胁指数法<sup>[5-6]</sup>量化各因素威胁程度,将影响空战的主要因素分别定义为:空战角度威胁指数  $T_{ji}^a$ 、速度威胁指数  $T_{ji}^v$ 、高度威胁指数  $T_{ji}^h$ 、距离威胁指数  $T_{ji}^r$  和空战能力威胁指数  $T_j^c$ 。图 1 为空战双方态势关系示意图。图中:  $D_{ji}$  为双机的目标线,即敌方战机  $T_j$  与我方战机  $F_i$  的连线;  $h_{ji}$  为我方战机与敌方战机的高度差;  $v_F$  为我方战机速度矢量;  $v_T$  为敌方战机速度矢量;  $\varphi_{ji}$  为我方战机  $F_i$  的位置角;  $\theta_{ji}$  为敌方战机  $T_j$  的进入角。上述角度的方向统一规定为相对目标线右偏为正,左偏为负,则有  $0 \leq |\varphi_{ji}| \leq \pi, 0 \leq |\theta_{ji}| \leq \pi$ 。

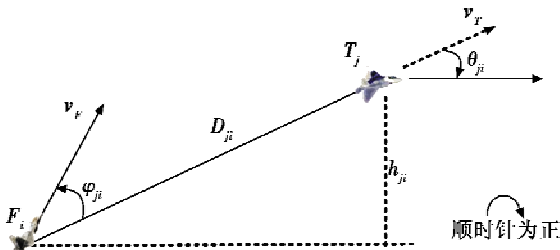


图 1 空战双方态势关系

Fig. 1 The situation of air combat  
角度威胁指数为

$$T_{ji}^a = (|\varphi_{ji}| + |\theta_{ji}|) / 360 \quad (1)$$

距离威胁指数与双方战机间的距离、导弹射程和雷达探测距离有关,假设  $r_{ji}$ 、 $r_{mi}$ 、 $r_{mj}$ 、 $r_{ri}$ 、 $r_{rj}$  分别为双方战机间的距离、我方战机的最大射程,敌方战机的最大射程、我方战机雷达的最大跟踪距离、敌方战机雷达的最大跟踪距离。

当敌方战机性能优于我方战机时,即  $r_{mi} < r_{mj} < r_{ri} < r_{rj}$  时,

$$T_{ji}^r = \begin{cases} 0.5 & r_{ji} < r_{mi} \text{ 或 } r_{mj} < r_{ri} < r_{rj} \\ & \text{或 } r_{ji} > r_{ri} \\ 0.5 + 0.2 \frac{r_{ji} - r_{mi}}{r_{mj} - r_{mi}} & r_{mi} < r_{ji} < r_{mj} \\ 0.5 + 0.1 \frac{r_{ji} - r_{ri}}{r_{rj} - r_{ri}} & r_{ri} < r_{ji} < r_{rj} \end{cases} \quad (2)$$

当我方战机性能优于敌方战机时,即  $r_{mj} < r_{mi} < r_{ri} < r_{rj}$  时,

$$T_{ji}^r = \begin{cases} 0.5 & r_{ji} < r_{mj} \text{ 或 } r_{mi} < r_{ri} < r_{rj} \\ & \text{或 } r_{ji} > r_{ri} \\ 0.5 - 0.2 \frac{r_{ji} - r_{mj}}{r_{mi} - r_{mj}} & r_{mj} < r_{ji} < r_{mi} \\ 0.5 - 0.1 \frac{r_{ji} - r_{rj}}{r_{ri} - r_{rj}} & r_{rj} < r_{ji} < r_{ri} \end{cases} \quad (3)$$

速度威胁指数为

$$T_{ji}^v = \begin{cases} 0.1 & v_T < 0.6v_F \\ -0.5 + v_T/v_F & 0.6v_F \leq v_T \leq 1.5v_F \\ 1.0 & v_T > 1.5v_F \end{cases} \quad (4)$$

高度威胁指数为

$$T_{ji}^h = \begin{cases} 1 & h_{ji} < -5 \text{ km} \\ 0.5 - 0.1h_{ji} & -5 \text{ km} \leq h_{ji} \leq 5 \text{ km} \\ 0.1 & h_{ji} > 5 \text{ km} \end{cases} \quad (5)$$

飞机的空战能力可用与空战有关的 7 个主要因素来衡量<sup>[7]</sup>,空战能力指数为

$$C = [\ln B + \ln(\sum A_1 + 1) + \ln(\sum A_2)] \varepsilon_1 \varepsilon_2 \varepsilon_3 \varepsilon_4 \quad (6)$$

式中:  $B$  为机动性参数;  $A_1$  为火力参数;  $A_2$  为探测能力参数;  $\varepsilon_1$  为操纵性能系数;  $\varepsilon_2$  为生存力系数;  $\varepsilon_3$  为航程系数;  $\varepsilon_4$  为电子对抗系数。对空战能力指数进行归一化处理,将其转换到  $[0, 1]$  之间,得到空战能力威胁指数为

$$T_j^c = \frac{C}{\max C_j} \quad (7)$$

综合考虑敌机空战能力和空战态势威胁指数求解综合威胁指数,由直接线性加权法得到

$$T_{ji} = \omega_1 T_j^c + \omega_2 T_{ji}^a + \omega_3 T_{ji}^v + \omega_4 T_{ji}^r + \omega_5 T_{ji}^h \quad (8)$$

式中:  $T_{ji}$  表示敌方第  $j$  架无人机对我方第  $i$  架无人机的综合威胁指数;  $\omega_i$  ( $i = 1, \dots, 5$ ) 表示各个威胁指数的权重系数,反映了各个威胁指数在综合威胁指数中的重要程度,其值的大小直接关系到每个威胁指数对总威胁指数的贡献。因此,确定各威胁指数的权重是进行威胁估计的必要前提。

## 2 基于 PSO-RBF 的空战动态威胁评估

在多无人机协同空战目标威胁评估的指标体系中,各个威胁要素在整体评价中的地位 and 影响不尽相同,需要根据各类指标的重要程度对其赋予相应的权值。目前,采用层次分析法<sup>[8]</sup>确定各因素的权值是最广泛的威胁评估方法。这种方法的优点是数据量小、计算方法简洁,一定程度上有效地结合了专家的经验。然而,由于实际战场态势瞬息万变,在不同距离的空战模式下,用这种形式来量化,难以很好地反映各个因素

之间的关系,势必造成一定的偏差。而且,这种根据层次分析法设计的模型,没有自学习能力,不能通过学习自我调节修正,即使尝试调整层次分析法的权值,也因设计的因素太多而很难实现。因此,采用基于层次分析的固定静态权值确定方法进行威胁评估,往往难以适用于现代空战,需要一种实时动态的权值确定策略。

2.1 基于结构熵的训练参数优化

为了弱化层次分析法确定权值的主观性和不确定性,得到更合理的各威胁指数权值即神经网络的训练输出数据,本文引入了一种将主观赋值法与客观赋值法相结合的“结构熵权法”<sup>[9]</sup>,它将专家调查法和模糊决策分析方法相结合,采取主观评估法对指标的重要性进行评估,利用客观的数学方法对评估值的不确定性进行定量分析,计算熵值并“盲目”分析,从而得到更合理的权值体系。

基于结构熵<sup>[10-11]</sup>的训练参数优化算法具体步骤如下。

1) 采集专家意见,形成“典型排序”。

通过向该领域专家、学者进行请教与咨询,参考相关文献资料,评价各威胁指数的重要程度,如表 1 所示,最终形成“排序意见”。设共有  $k$  个专家参加咨询调查,各威胁指数构成一个指标集,记为  $T = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5\} = \{T^c, T^a, T^r, T^v, T^b\}$ ,每个专家对各威胁指数做出评价,获得各类威胁指数评估权值矩阵,记为  $A(A = (a_{ij})_{k \times 5}, i = 1, 2, \dots, k, j = 1, 2, \dots, 5)$ ,其中,  $a_{ij}$  表示第  $i$  个专家对第  $j$  个威胁指数  $T_j$  的评价。

表 1 专家意见评估表

Table 1 Experts' estimation on threat index

	$T^c$	$T^a$	$T^r$	$T^v$	$T^b$
专家 1	$a_{11}$	$a_{12}$	$a_{13}$	$a_{14}$	$a_{15}$
⋮					
专家 $i$	$a_{i1}$	$a_{i2}$	$a_{i3}$	$a_{i4}$	$a_{i5}$
⋮					
专家 $k$	$a_{k1}$	$a_{k2}$	$a_{k3}$	$a_{k4}$	$a_{k5}$

2) 根据信息熵函数  $F(x) = -\lambda q(x) \ln q(x)$ ,对上述专家意见进行定性转化,即计算各专家指标隶属度。其中,令  $q(x) = \frac{m-x}{m-1}$ ,取  $\lambda = \frac{1}{\ln(m-1)}$ ,代入  $F(x)$  得

$$F(x) = -\frac{(m-x)/\ln(m-x)}{(m-1)\ln(m-1)} + \frac{m-x}{m-1} \quad (9)$$

两边同除以  $q(x)$ ,令  $1 - \frac{F(x)}{(m-x)/(m-1)} = D(x)$ ,则

$$D(x) = \frac{\ln(m-x)}{\ln(m-1)} \quad (10)$$

式中: $x$  为专家对各指标评估后得出的定性排序数, $x = 1, 2, \dots, j$ ,这里  $j = 5$ ;  $m$  为转化参量数,取  $m = j + 2$ ,即

$m = 7$ ;  $D(x)$  为  $x$  对应的隶属函数值,得到隶属度矩阵为

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} & d_{15} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{i1} & d_{i2} & d_{i3} & d_{i4} & d_{i5} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{k1} & d_{k2} & d_{k3} & d_{k4} & d_{k5} \end{bmatrix},$$

其中,  $d_{ij}(1 \leq i \leq k, 1 \leq j \leq 5)$  表示专家  $i$  对第  $j$  个指标评估的隶属度值。

3) 对专家意见进行盲度分析,即通过各专家的意见评估,分析专家意见中的不确定性导致的偏差,从而优化评估中的误差。具体方法如下所述。

首先计算  $k$  个专家对指标  $T_j$  的“一致看法”,称为平均认识度,记为  $d_j$ ,令  $d_j = (d_{1j} + d_{2j} + \dots + d_{kj})/k$ 。

定义专家对因素  $T_j$  由认知产生的不确定性,称为“认识盲度”,记作  $Q_j(Q_j \geq 0)$ ,令

$$Q_j = \frac{1}{2} \left\{ \left[ \max(d_{1j}, d_{2j}, \dots, d_{kj}) - d_j \right] + \left[ \min(d_{1j}, d_{2j}, \dots, d_{kj}) - d_j \right] \right\} \quad (11)$$

通过各专家中偏差最大的评价与平均评价值的偏离度比较,按式(11)分析评价中的不确定性,计算专家的盲度。对于每一个指标  $T_j$ ,定义  $k$  个专家关于指标  $T_j$  的总体认识度,记作  $\mu_j$ ,

$$\mu_j = d_j(1 - Q_j) \quad \mu_j > 0 \quad (12)$$

4) 对  $\mu_j$  进行归一化处理

$$\eta_j = \frac{\mu_j}{\sum_{k=1}^5 \mu_k} \quad (13)$$

显然,  $\eta_j > 0(j = 1, 2, \dots, 5)$ ,  $\sum_{j=1}^5 \eta_j = 1$ 。(  $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5$  ) 即为  $k$  个“专家意见”对威胁指数集  $T = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5\}$  的重要性的一致性整体判断,它符合  $k$  个专家群体意愿或认知。 $V = \{\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5\}$ ,即为威胁指数集  $T = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5\}$  的权向量。

2.2 PSO-RBF 在威胁估计中的应用

为了弥补静态权值无法实时动态调整的不足,本文提出了一种动态权值的解决方案,利用粒子群算法具有易于实现、收敛速度快和通用性强等优点,采用粒子群算法优化 RBF 神经网络<sup>[12-13]</sup>的模型结构和参数设置,设计合理的输入输出参数进行神经网络训练,从而实现多无人机协同空战的动态权值求取。

基于 PSO-RBF 神经网络动态威胁评估的步骤如下所述。

1) 确定输入训练参数及其变化范围。输入参数为双方战机距离、敌方战机武器攻击距离、高度差、敌方战机指向角、敌我战机速度比值,双方战机的距离很大程度上决定了作战双方处于何种距离下的空战模式。相

关研究表明<sup>[5]</sup>,在不同的空战范围下,各个威胁要素的作用并不是固定不变的。以飞行员的视距作为界限来分,2~4 km为视距内的空战模式,属于近距离作战,该模式下战机的角度及高度是首要考虑因素;4 km以上为视距外的空战模式,在中距空战模式下,战机间的速度差异最为重要;40~100 km为远距作战,在超视距的空战模式下,武器的性能会起到很大的影响作用。因此,双方战机距离的变化范围应在2~100 km。敌方战机武器攻击距离主要取决于敌方使用的武器性能<sup>[5]</sup>,变化范围在0.5~80 km。敌我战机高度差变化范围在-5~5 km;敌方战机指向角 $\Delta\theta$ 是指敌方战机飞行方向与双机连线的夹角,变化范围在 $0^\circ\sim 180^\circ$ ;敌我战机速度比值,变化范围为大于0的正值。

2) 确定输出训练参数种类与数值大小。输出参数为距离威胁、角度威胁、敌方战机指向角、敌方速度威胁以及高度威胁的权值,如式(14),且在不同的输入参数下,输出的权值也不同,达到了实时动态调整各类指数对威胁评估的作用和影响。

$$\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5] \quad (14)$$

式中: $\omega$ 为威胁评估权向量; $\omega_1$ 为无人机作战能力指数权值; $\omega_2$ 为角度威胁指数权值; $\omega_3$ 为距离威胁指数权值; $\omega_4$ 为速度威胁指数权值; $\omega_5$ 为高度威胁指数权值。

3) 采用粒子群算法优化RBF神经网络的结构和参数设置。

4) 通过优化的神经网络进行训练,得到动态权值生成模块。在传感器获取态势信息后,通过计算机分析,得到输入参数后,该模块就能实时地给出不同状态下的动态权值。

5) 通过线性加权的方法计算我方各战机的综合威胁评估值,进行威胁排序。

### 3 实验仿真

#### 3.1 基于结构熵权法的 PSO-RBF 网络训练参数优化仿真

本文分别以多无人机协同近距离空战、超视距空战为例,通过向该领域的10位专家、学者进行请教与咨询,评价各威胁指数的重要程度,得到专家意见,如表2所示。

综合考虑多位专家的评估可以减小单一专家评估的主观性、片面性,若不对上述数据进行基于结构熵的优化,仅对10位专家的意见进行简单的加权平均处理,则由专家评估指标产生的盲度信息将对评估造成很大的影响,对没有优化的专家意见进行评估,分别得到不同作战距离下的5个威胁指数的权值分配;再将上述数据通过基于结构熵的优化,可以得到此时不同

作战距离下的各威胁指数的权值分配,结果对比如表3所示。

表2 不同空战模式下的专家意见评估表

Table 2 The expert's estimation for different modes of air combat

专家	近距离空战(3 km)					超视距空战(90 km)				
	$T^c$	$T^a$	$T^r$	$T^v$	$T^h$	$T^c$	$T^a$	$T^r$	$T^v$	$T^h$
1	1	9	2	4	6	7	2	9	6	4
2	1	9	2	3	5	8	1	9	7	3
3	2	8	1	3	7	6	3	9	4	7
4	1	7	4	2	5	7	2	8	5	1
5	4	6	1	2	3	4	1	7	3	2
6	2	7	1	3	4	9	2	8	6	5
7	2	8	3	1	6	5	3	7	4	2
8	3	8	1	2	5	8	1	6	3	6
9	1	7	2	3	6	5	3	9	4	2
10	2	9	3	1	4	6	1	8	5	2

表3 不同空战模式下层次分析法和结构熵法权值对比

Table 3 The weight of analytic hierarchy process and structure entropy for different modes of air combat

空战模式	权值	层次分析法 求权值	结构熵法 求权值
近距离空战(3 km)	$\omega_1$	0.1246	0.0951
	$\omega_2$	0.1402	0.3535
	$\omega_3$	0.1168	0.1169
	$\omega_4$	0.3411	0.1422
	$\omega_5$	0.2773	0.2831
超视距空战(90 km)	$\omega_1$	0.1798	0.2147
	$\omega_2$	0.0984	0.1212
	$\omega_3$	0.2107	0.3735
	$\omega_4$	0.3810	0.1654
	$\omega_5$	0.1301	0.1261

从结果可以看出:近距离空战时,两种方法各权值的排序由大到小分别为(4 5 2 3 1)和(2 5 4 1 3);超视距空战时,两种方法各权值的排序由大到小分别为(4 3 1 5 2)和(3 1 4 5 2)。通过查阅大量相关文献、咨询相关领域权威专家可知:在近距离空战中,战机角度威胁对威胁评估的影响较大;超视距空战中,战机距离威胁、作战能力威胁对威胁评估的影响较大。对比两种方法排序结果发现:采用结构熵法优化权值后的权值排序结果与该结论吻合,因此,基于结构熵权法的权值优化分析了评估中的专家“盲度”,对可能产生潜在的偏差数据统计处理,更为客观、合理。

本文在距离0~150 km内选取25组神经网络训练样本,设定不同种类和不同飞行条件下敌机的各态势数据作为输入训练参数,并按上述结构熵方法进行多组评估,得到优化后的各威胁指数的权值作为RBF神经网络的输出训练参数。

得到神经网络训练参数后,设计基于 PSO-RBF 的

动态权值生成器, RBF 神经网络部分隐含层取 8 个神经元, 径向基函数采用高斯函数, 学习速率取 0.1。网络需要优化的参数为 8 个高斯函数的中心、方差以及 8 个输出层的连接权值共 24 个参数, 即 PSO 算法中的粒子维数为 24。PSO 部分设  $\omega_{\max} = 1.2, \omega_{\min} = 0.4, c_1 = c_2 = 2.5$ , 迭代过程按公式进行计算; 粒子群规模为 30, 迭代次数为 20。在 Matlab2009a 软件下编程得到不同作战距离空战下的权值变化曲线, 如图 2 所示。

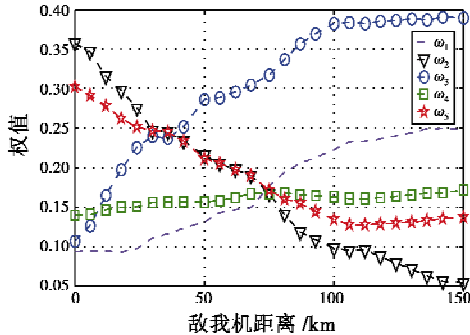


图 2 不同作战距离下各威胁指数权值分布图

Fig. 2 Threat factor weights at different combat ranges

图 2 中:  $\omega_1$  为战机作战能力指数权值;  $\omega_2$  为角度威胁指数权值;  $\omega_3$  为距离威胁指数权值;  $\omega_4$  为速度威胁指数权值;  $\omega_5$  为高度威胁指数权值。

由图 2 可见, 目标战机能力威胁、速度威胁、距离威胁随着空战距离增大, 其影响越来越大, 高度威胁和角度威胁在超视距空战威胁评估中的作用比近距作战小。因此, 各威胁指数的权值在不同的空战视距下是动态变化的, 这也体现了不同的空战态势下, 威胁评估模型中各威胁指数对威胁评估的作用不尽相同。

综上所述, 本文通过引入 RBF 神经网络, 并采用 PSO 算法对 RBF 神经网络进行优化, 将动态权值引入空战威胁评估中, 弥补了静态权值在空战决策中存在的不足, 使得全视距下的多无人机协同空战威胁评估更加合理、准确。

### 3.2 多无人机协同空战中的威胁评估仿真分析

以不同视距下的空战为例, 对威胁估计进行仿真分析。这里考虑我方 3 架无人机(我 1、我 2、我 3)协同攻击敌方 4 架无人机(敌 1、敌 2、敌 3、敌 4)的情况, 我方 3 种类型无人机的空战能力指数分别为 11, 17.9, 19.8, 敌方 4 种类型的无人机空战能力分别为 9.8, 18, 16.8, 13.5。双方战机空战态势如表 4 所示。

将敌我无人机的三维空战态势数据及战机参数进行综合处理后作为测试输入样本, 其对应的基于结构熵优化的各威胁指数权值作为测试输出样本, 通过 PSO-RBF 算法得到的威胁指数权值, 如表 5 所示。

根据威胁估计模型计算得到敌无人机各威胁指数, 由式(8)线性加权得到综合威胁度如表 6 所示。

表 4 敌我三维空战态势

Table 4 Three-dimensional situation in air combat

编 组	$\varphi_{ij}/(^{\circ})$	$\theta_{ij}/(^{\circ})$	$r_{ij}/\text{km}$	$v_{Fj}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$v_{Tj}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	$h_{ij}/\text{km}$
我 1VS 敌 1	-5	35	3	350	350	0
我 1VS 敌 2	45	55	9	360	330	3
我 1VS 敌 3	-56	120	15	420	251	-5
我 1VS 敌 4	47	45	21	320	320	2
我 2VS 敌 1	90	90	27	325	375	2.5
我 2VS 敌 2	-142	130	33	400	320	-3.5
我 2VS 敌 3	-55	55	45	325	340	0
我 2VS 敌 4	-128	108	53	381	327	5
我 3VS 敌 1	71	79	65	330	311	-0.5
我 3VS 敌 2	-85	58	78	360	300	-4.5
我 3VS 敌 3	175	105	90	324	375	1.5
我 3VS 敌 4	-72	0	100	320	358	0

表 5 威胁指数权值

Table 5 The threat factor weights

	敌 1	敌 2	敌 3	敌 4	
我 1	$\omega_1$	0.0951	0.0951	0.0951	0.1035
	$\omega_2$	0.3535	0.3501	0.3425	0.3336
	$\omega_3$	0.1169	0.1307	0.1459	0.1606
	$\omega_4$	0.1422	0.1422	0.1444	0.1581
	$\omega_5$	0.2831	0.2729	0.2721	0.2442
我 2	$\omega_1$	0.1238	0.1344	0.1419	0.1439
	$\omega_2$	0.2525	0.2416	0.2313	0.2224
	$\omega_3$	0.2323	0.2331	0.2371	0.2624
	$\omega_4$	0.1642	0.1644	0.1643	0.1642
	$\omega_5$	0.2272	0.2265	0.2254	0.2071
我 3	$\omega_1$	0.1465	0.1634	0.2147	0.2399
	$\omega_2$	0.2267	0.1694	0.1212	0.0923
	$\omega_3$	0.2680	0.3351	0.3735	0.3801
	$\omega_4$	0.1652	0.1719	0.1645	0.1618
	$\omega_5$	0.1936	0.1602	0.1261	0.1259

表 6 综合威胁度

Table 6 The comprehensive threat degrees

目标	我 $1T_{\beta}$	我 $2T_{\beta}$	我 $3T_{\beta}$
敌 1	0.3388	0.4326	0.4382
敌 2	0.4369	0.7453	0.7082
敌 3	0.6886	0.6427	0.7457
敌 4	0.4437	0.3753	0.6655

根据测试样本, 利用结构熵法得到期望威胁度和通过 PSO-RBF 网络得到的预测威胁度比较, 如表 7、图 3 所示。

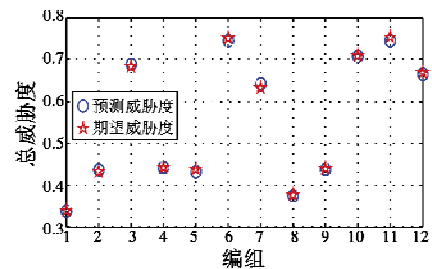


图 3 PSO-RBF 网络预测结果和结构熵决策结果

Fig. 3 The results based on PSO-RBF network and structure entropy weight

表 7 PSO-RBF 网络预测结果和结构熵决策结果  
Table 7 The results based on PSO-RBF network  
and structure entropy weight

编 组	期望 威胁度	预测 威胁度	编 组	期望 威胁度	预测 威胁度
我 1VS 敌 1	0.3396	0.3388	我 2VS 敌 3	0.6320	0.6427
我 1VS 敌 2	0.4332	0.4369	我 2VS 敌 4	0.3769	0.3753
我 1VS 敌 3	0.6836	0.6886	我 3VS 敌 1	0.4398	0.4382
我 1VS 敌 4	0.4421	0.4437	我 3VS 敌 2	0.7092	0.7082
我 2VS 敌 1	0.4381	0.4326	我 3VS 敌 3	0.7537	0.7457
我 2VS 敌 2	0.7504	0.7453	我 3VS 敌 4	0.6687	0.6655

由表 7 和图 3 可得基于 PSO-RBF 的威胁排序由大到小为  $T_{33} > T_{22} > T_{23} > T_{31} > T_{43} > T_{32} > T_{41} > T_{13} > T_{21} > T_{12} > T_{42} > T_{11}$ 。排序结果与根据结构熵法得到的期望威胁排序结果一致且误差均小于 0.008, 从而验证了 PSO-RBF 算法能有效地解决空战目标威胁评估问题。另外, 由表 5 可知, 近距作战时敌我距离分别为 3 km, 9 km, 角度威胁和高度威胁对威胁评估的作用较大, 其权值也相应较大; 超视距空战敌我距离分别为 65 km, 78 km, 90 km, 100 km, 战机性能与距离威胁将起主要作用。这也充分验证了本文提出的动态权值方法的合理性。

#### 4 结束语

本文以无人机空战为背景, 研究多机协同攻击威胁评估方法。首先, 通过选择威胁评估中的主要威胁因素, 构建了威胁评估模型。然后, 针对威胁评估模型中静态权值的不足与层次分析法的主观性, 采用结构熵值法优化权值并将其作为训练参数, 设计了基于 PSO-RBF 神经网络的动态权值生成器。最后, 通过算例仿真验证了结构熵优化权值的合理性以及采用 PSO-RBF 算法进行威胁评估的正确性和有效性。因此, 本文提出的方法可以较好地解决威胁排序问题, 为目标和火力的分配提供有效支持。

#### 参 考 文 献

- [1] 王宏飞, 姚仲舒, 杨成梧. 基于 Lanchester 方程的威胁评估模型[J]. 火力与指挥控制, 2003, 28(1): 47-50.  
WANG H F, YAO Z S, YANG C W. A model for threat assessment based on Lanchester equation[J]. Fire Control & Command Control, 2003, 28(1): 47-50.
- [2] BLADON P, HALL R J, WRIGHT W A. Situation assessment using graphical models[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion, 2002: 886-893.
- [3] OKELLO N, THORNS G. Threat assessment using Bayesian networks[C]//Proceedings of the 6th International Conference of Information Fusion, 2003: 1102-1109.
- [4] 蔡佳, 胡杰, 黄长强. 协调优势粗糙集方法及其在UCAV 目标威胁估计中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(6): 1377-1584.  
CAI J, HU J, HUANG C Q. A consistent dominance rough sets method and its application in threat assessment of UCAV's targets[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2012, 32(6): 1377-1584.
- [5] 张涛, 周中良, 苟新禹, 等. 基于信息熵和 TOPSIS 法的目标威胁评估及排序[J]. 电光与控制, 2012, 19(11): 35-38.  
ZHANG T, ZHOU Z L, GOU X Y, et al. Threat assessment and sorting of aerial targets based on information entropy and TOPSIS method[J]. Electronics Optics & Control, 2012, 19(11): 35-38.
- [6] LUO D L, SHEN C L. Decision-making for air combat dog-flight[J]. Journal of Applied Sciences, 2006, 24(1): 89-93.
- [7] 刘正敏, 姜长生, 陈志伟. 多机协同空战中的威胁排序[J]. 电光与控制, 2011, 18(2): 30-33.  
LIU Z M, JIANG C S, CHEN Z W. Threat sequencing cooperative for multi-aircraft air combat[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(2): 30-33.
- [8] 冯璐, 高晓光. 层次分析法在多目标攻击逻辑与决策中的应用[J]. 西北工业大学学报, 1999, 17(4): 515-519.  
FENG L, GAO X G. An application of analytic hierarchy process to the multi-target attacking decision[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 1999, 17(4): 515-519.
- [9] 邱宛华. 管理决策与应用熵学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.  
QIU W H. Management decision-making study and application of entropy[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.
- [10] 程启月. 评测指标权重确定的结构熵权法[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(7): 1225-1228.  
CHENG Q Y. Structure entropy weight method to confirm the weight of evaluating index[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2010, 30(7): 1225-1228.
- [11] 高晶, 白剑林. 一种 C<sup>4</sup>ISR 系统的结构熵评价方法[J]. 电光与控制, 2007, 14(2): 85-88.  
GAO J, BAI J L. Evaluation of the C<sup>4</sup>ISR system based on structure entropy[J]. Electronics Optics & Control, 2007, 14(2): 85-88.
- [12] CHEN J Y, QIN Z, JIA J. A PSO-based subtractive clustering technique for designing RBF neural networks[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2008: 2047-2052.
- [13] 夏轩, 许伟明. 改进的粒子群算法对 RBF 神经网络的优化[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(5): 37-40.  
XIA X, XU W M. Improved particle swarm optimization on RBF neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(5): 37-40.