

# 基于随机森林赋权和 TOPSIS-RSR 的目标威胁等级评估

霍润泽, 曹泽阳, 李威

(空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051)

**摘要** 针对目标威胁评估过程中现有赋权方法难以反映指标贡献和威胁等级划分过于主观化的不足, 提出了一种基于随机森林赋权和 TOPSIS-RSR 的目标威胁等级评估方法。该方法首先建立随机森林模型, 通过计算模型中指标与威胁值的相关性确定指标权重, 然后构建了基于 TOPSIS-RSR 的威胁等级评估模型, 通过对相对优劣距离进行编秩得到目标的威胁排序和威胁等级, 并通过 ANOVA 方差分析检验威胁等级划分结果的合理性。最后通过仿真实验和对比分析证明了所提方法的有效性。

**关键词** 防空作战; 随机森林; 威胁等级; TOPSIS; RSR

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.01.012

**中图分类号** N945.1 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2023)01-0082-07

## Target Threat Level Assessment Based on Random Forest Empowerment and TOPSIS-RSR

HUO Runze, CAO Zeyang, LI Wei

(Air and Missile Defense School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract** To address the shortcomings that the existing assignment methods in the target threat assessment process can hardly reflect the contribution of indicators and the threat level classification is too subjective, a target threat level assessment method based on random forest assignment and TOPSIS-RSR is proposed. The method first establishes a random forest model and determines the indicator weights by calculating the correlation between the indicators and the threat values in the model. Then a threat rank assessment model based on TOPSIS-RSR was constructed to obtain the threat ranking and threat level of the target by ranking the relative superiority and inferiority distances, and the reasonableness of the threat ranking results was tested by ANOVA analysis. Finally, the effectiveness of the proposed method is proved by simulation experiments and comparative analysis.

**Key words** air defense operations; random forest; threat level; TOPSIS; RSR

随着高技术局部战争的发展, 空袭与反空袭已经成为当前和未来一个时期的主要作战样式。而空袭目标威胁评估是反空袭作战中的重要环节, 根据对防空作战中战场多传感器收集到的空情数据, 对空袭目标的威胁程度进行准确有效的评估排序和等

级判断, 对于后续防空作战指挥决策中的作战计划制定和火力优化分配具有重要作用。

威胁评估模型中权重的确定对于目标威胁值的结果具有重要影响。当前, 赋权的方法主要包括主观赋权法和客观赋权法, 其中, 主观赋权法是专家根

收稿日期: 2022-10-10

作者简介: 霍润泽(1997—), 男, 山西临汾人, 硕士生, 研究方向为防空反导作战指挥。E-mail: danielhuo077@163.com

**引用格式:** 霍润泽, 曹泽阳, 李威. 基于随机森林赋权和 TOPSIS-RSR 的目标威胁等级评估[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(1): 82-88.  
HUO Runze, CAO Zeyang, LI Wei. Target Threat Level Assessment Based on Random Forest Empowerment and TOPSIS-RSR[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(1): 82-88.

据经验和主观偏好对指标重要性进行评价进而赋权的方法,包括层次分析法<sup>[1]</sup>(AHP)、环比评分法<sup>[2]</sup>、专家调查法和德尔菲法<sup>[3]</sup>等;客观赋权法是单纯利用客观数据进行赋权,主要包括熵权法<sup>[4]</sup>、因子分析法、CRITIC 法<sup>[5]</sup>和变异系数法<sup>[6]</sup>等。主观赋权法存在受决策者和专家的主观意愿影响较大,具有较大的主观随意性,同时也容易受到专家知识缺乏的影响。客观赋权法存在完全受客观数据的影响,往往忽略主观决策者的意见,且容易受到数据波动的影响。随机森林作为一种有监督的机器学习算法,能够通过决策树分裂对指标在模型中的重要程度进行评估,为指标权重的确定提供了新的解决思路。

目前威胁评估方法得到的评估结果基本以威胁排序的形式为主,而缺乏对威胁排序的分析和威胁等级的划分。威胁等级的划分能够在排序的基础上进一步对目标进行等级的判断,更加有利于后续的火力分配,但目前对于威胁等级的划分大都采取划分等级阈值、确定等级边界<sup>[7]</sup>和依据主观经验<sup>[8]</sup>等方式,具有较大的主观性。

针对以上不足,本文提出了一种基于随机森林赋权和 TOPSIS-RSR (technique for order preference by similarity to an ideal solution-rank sum ratio) 的目标威胁等级评估方法。

## 1 威胁指标选取及量化处理

影响目标威胁度的因素很多,一般选取对威胁程度影响较大的因素作为威胁评估指标。本文选取目标类型、航路捷径、飞行高度、飞行速度和飞抵时间作为威胁评估指标<sup>[9-10]</sup>,较为全面地反映空袭目标的威胁程度。对于指标的量化处理一般通过计算各指标的隶属度函数得到威胁隶属度向量。

### 1.1 目标类型

根据空袭目标的 RCS 和其他传感器指标,防空作战中一般将空袭目标分为 5 类: TBM、大型目标、小型目标、武装直升机和诱饵。根据作战实际将 5 类空袭目标的威胁隶属度值分别定义为<sup>[11]</sup>: 0.92、0.85、0.55、0.43、0.04。

### 1.2 飞行速度

飞行速度与威胁程度成正比关系。选取飞行速度隶属度函数<sup>[12]</sup>为:

$$u(v) = 1 - e^{-\alpha v}, v > 0 \quad (1)$$

式中:  $\alpha = -0.005$ ,  $v$  为飞行速度。

### 1.3 飞抵时间

目标飞抵时间可分为临近飞行和离远飞行,临

近飞行时飞抵时间取正,离远飞行时取负。选取飞抵时间隶属度函数<sup>[12]</sup>为:

$$u(t) = \begin{cases} e^{-k_1 t^2}, & 0 \leq t \leq 1800 \text{ s}, k_1 > 0 \\ \frac{1}{1+k_2 t^3}, & -600 \text{ s} \leq t < 0, k_2 > 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $k_1 = 2 \times 10^{-6}$ ;  $k_2 = 10^{-7}$ ;  $t$  为飞抵时间。

### 1.4 航路捷径

航路捷径直接反映了空袭目标的作战意图,航路捷径越小则攻击意图越明显,威胁程度也越大。选取航路捷径隶属度函数<sup>[12]</sup>为:

$$\mu(p) = e^{-kp^2}, -30 \leq p \leq 30 \quad (3)$$

式中:  $k = 5 \times 10^{-3}$ ;  $p$  为航路捷径。

### 1.5 飞行高度

飞行高度可以在一定程度反映空袭目标的攻击战术手段,也影响我方发现目标的概率,高度越低则认为威胁程度越大。选取隶属度函数<sup>[12]</sup>为:

$$\mu(h) = \begin{cases} 1, & 0 \leq h \leq 1 \\ e^{-k(h-1)^2}, & 1 \leq h \leq 30, k \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $k = 10^{-8}$ ,  $h$  为飞行高度。

## 2 随机森林确定指标权重

通过随机森林确定指标权重进而对目标威胁等级判断方法的基本流程是:首先通过构建随机森林回归模型;然后将已有的数据代入模型进行训练,从指标与威胁值的相关性出发,通过计算指标对于模型的贡献度和指标变化对模型的影响度,分别计算指标权重,然后通过加权综合得到指标权重。

### 2.1 随机森林模型

随机森林<sup>[13]</sup>属于机器学习中的一种有监督的集成学习算法,其模型的构建流程为<sup>[14]</sup>:假设样本数据中有  $N$  个训练样本,  $M$  个指标。首先采用 Bootstrap 采样法从样本数据中有放回地随机抽取一个样本,重复  $N$  次,得到一个包含  $N$  个样本的新数据集。然后重复此方法  $T$  次得到  $T$  个采样集,基于每个采样集生成一棵最小二乘回归树进行训练。其中每棵树在分裂的过程中从  $M$  个指标中随机选取  $m$  个指标 ( $m < M$ ) 作为分裂指标集,最终得到一个规模为  $T$  棵决策树的随机森林模型。

### 2.2 随机森林赋权

随机森林赋权的基本思想是通过评估指标的重要性程度进而确定指标权重,相比于熵权法等客观赋权法,其能够在已有目标威胁值的目标威胁数据

库中深入挖掘指标与威胁值之间的关系,得到更加合理的指标权重。指标重要性程度可以从两个方面进行评估。

一方面,在模型的建立过程中,如果一个指标在随机森林中回归树的生长过程中所做的贡献越大,说明这个指标越重要,应赋予更大的权重,记权重为 $\alpha$ 。其计算方法为:

**Step 1** 计算每棵树上每一节点的均方误差,其中节点 $s$ 的均方误差为:

$$MSE_s = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (c_s - y_i)^2 \quad (5)$$

式中: $N_s$ 为节点样本个数; $c_s$ 为模型输出值; $y_i$ 为样本 $i$ 的真实值。

**Step 2** 计算每一指标的节点贡献率,将指标 $j$ 在节点 $s$ 处的贡献率用分支后父节点和子节点之间均方误差的差额来表示:

$$V_{js}^{MSE} = MSE_s - MSE_l - MSE_r \quad (6)$$

式中: $MSE_l$ 和 $MSE_r$ 分别为分支后2个子节点的均方误差。

**Step 3** 计算每一指标的累计贡献度,将指标 $j$ 的累计贡献度定义为:

$$V_{tj}^{MSE} = \sum_{s \in M} V_{js}^{MSE} \quad (7)$$

式中: $M$ 为指标 $j$ 在第 $t$ 棵回归树出现的节点集合。

**Step 4** 得到各指标的权重为:

$$\alpha_j = \frac{\sum_{t=1}^T V_{tj}^{MSE}}{\sum_{j \in m} \sum_{t=1}^T V_{tj}^{MSE}} \quad (8)$$

式中: $T$ 为森林中回归树的数量; $m$ 为分裂指标集合。

另一方面,从模型的结果出发,当随机森林模型训练完毕后,通过依次随机重置数据集中每一个指标的值,然后观察模型性能的变化,如果模型效果下降多,则该指标对目标值的影响作用明显,理应赋予更大的权重,记权重为 $\beta$ 。其计算方法为:

**Step 1** 对于训练完毕的随机森林模型选择 $R^2$ 作为模型性能的衡量指标,计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

式中: $f_i$ 为模型回归值; $y_i$ 是样本 $i$ 的真实值; $\bar{y}$ 为样本真实值的平均数。

**Step 2** 对指标 $j$ 的数据值进行随机重置排列,计算重置后的 $R^2$ ,作差得到 $j$ 的重要性得分为:

$$R_j = R_l^2 - R_e^2 \quad (10)$$

式中: $R_l^2$ 为重置前的性能得分; $R_e^2$ 为重置后的性能得分。

**Step 3** 遍历所有指标,得到每一指标的重要性得分。则指标 $j$ 的权重为:

$$\beta_j = \frac{R_j}{\sum_{i=1}^{m'} R_j} \quad (11)$$

式中: $m'$ 为指标个数; $R_j$ 为指标重要性得分。

最后将 $\alpha$ 和 $\beta$ 进行加权综合得到指标权重为:

$$\epsilon_j = \bar{\omega} \alpha_j + (1 - \bar{\omega}) \beta_j \quad (12)$$

式中: $\bar{\omega}$ 为调整系数,取值为 $0 \sim 1$ 。

### 3 基于 TOPSIS-RSR 的目标威胁等级评估模型

TOPSIS法是一种通过计算被评估目标与正、负理想解的欧式距离,通过与理想解的相对距离进行排序的方法,在威胁评估中得到了广泛应用;RSR法<sup>[15]</sup>是一种对指标进行编秩,以平均秩次作为基本单位的一种综合评价方法。然而, TOPSIS虽然能够有效度量目标的差异,但难以对目标进行威胁等级判断。RSR法在使用整次编秩时仅考虑数据之间的相对大小,无法体现数据之间的差异性,容易损失原始数据的信息。针对两种方法存在的不足,采用 TOPSIS 的方法代替编秩过程,将相对优劣距离作为 RSR 值进行后续威胁等级的评估。

具体流程为:

**Step 1** 通过隶属度函数确定威胁隶属度矩阵 $Z = (z_{ij})_{m \times n}$

**Step 2** 确定理想最优解 $z^+ = (z_1^+, z_2^+, \dots, z_n^+)$ 和理想最劣解 $z^- = (z_1^-, z_2^-, \dots, z_n^-)$

**Step 3** 分别计算各目标与理想最优解和理想最劣解的距离 $D_i^+$ 和 $D_i^-$ :

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n \epsilon_j (z_j^+ - z_{ij})^2} \quad (13)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n \epsilon_j (z_j^- - z_{ij})^2} \quad (14)$$

式中: $\epsilon_j$ 为第 $j$ 个指标的权重,由所提基于随机森林的赋权方法得到。

**Step 4** 得到相对优劣距离为:

$$S_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (15)$$

**Step 5** 将 2.2 节中求出的相对优劣距离作为 RSR 值,编制 RSR 分布表,列出各 RSR 的频数 $f$ ,计算累计频数 $\sum f$ 。

**Step 6** 对 RSR 值编秩并计算平均秩次  $\bar{R}$  和累计频率  $\bar{R}/n$ 。

**Step 7** 将累计频率换算为概率单位 *Probit*, *Probit* 为累计频率对应的标准正态离差加 5。

**Step 8** 以 *Probit* 为自变量,RSR 值为因变量,计算直线回归方程:

$$RSR = a + b \times Probit \quad (16)$$

**Step 9** 将 *Probit* 代入回归方程,计算 RSR 校正正值并进行排序,按照合理分档原则对目标威胁等级进行划分,并通过 ANOVA 方差分析进行,即检验各等级之间保持方差齐性且具有明显差异。

得到基于随机森林赋权和 TOPSIS-RSR 的目标威胁等级评估流程如图 1 所示。

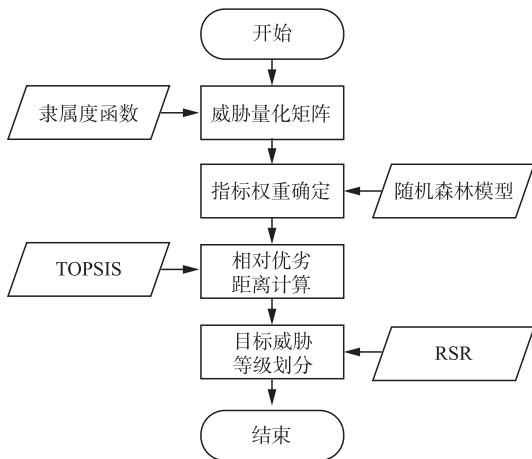


图 1 目标威胁等级评估流程

## 4 仿真实例

### 4.1 仿真实验

假设在一次反空袭作战中,我方战场传感器获得了 6 批空袭目标的信息,假设目标的空情数据为文献[16]中的数据,见表 1。

表 1 空情数据

目标序号	目标类型	飞行速度/(m/s)	飞抵时间/s	航路捷径/km	飞行高度/m
1	TBM	1 600	180	8	3 000
2	武装直升机	620	350	18	270
3	诱饵	300	784	15	7 300
4	小型机	700	-252	11	2 800
5	小型机	420	1 500	12	8 500
6	大型机	300	820	15	7 200

注:飞抵时间为负,表示该空袭目标飞离空袭点。

由式(1~4)得到隶属度矩阵为

$$Z = \begin{bmatrix} 0.92 & 1.00 & 0.94 & 0.73 & 0.96 \\ 0.43 & 0.95 & 0.78 & 0.20 & 1.00 \\ 0.04 & 0.78 & 0.29 & 0.32 & 0.67 \\ 0.55 & 0.97 & 0.38 & 0.55 & 0.97 \\ 0.55 & 0.88 & 0.01 & 0.49 & 0.32 \\ 0.85 & 0.78 & 0.26 & 0.32 & 0.68 \end{bmatrix}$$

根据 2.1 节的方法构建规模为 50 棵回归树的随机森林模型,选择文献[17]中的数据作为目标威胁数据库中的训练样本数据,由式(5)~(8)得到基于指标贡献度的权重  $\alpha$  为:

$$\alpha = (0.112\ 2, 0.349\ 2, 0.316\ 6, 0.141\ 7, 0.080\ 3)$$

遍历所有指标,对每个指标值进行随机重置,由式(9)~(10)得到每次重置后指标重要性得分见表 2。

表 2 指标重置重要性得分

重置次数	目标类型	飞行速度	飞抵时间	航路捷径	飞行高度
1	0.053 9	0.191 7	0.171 8	0.047 4	0.014 3
2	0.107 4	0.391 8	0.395 6	0.055 2	0.032 4
3	0.075 8	0.211 6	0.106 8	0.038 8	0.018 6
4	0.075 8	0.342 0	0.175 4	0.038 3	0.016 3
5	0.076 1	0.272 3	0.244 1	0.046 1	0.012 4
均值	0.077 8	0.281 9	0.218 7	0.045 2	0.018 8

由式(11)得到基于指标值重置的权重  $\beta$  为:

$$\beta = (0.121\ 1, 0.438\ 8, 0.340\ 5, 0.070\ 3, 0.029\ 2)$$

取调整系数  $\omega$  为 0.5,由式(12)得到指标权重为: $\epsilon = (0.116\ 6, 0.394\ 0, 0.328\ 6, 0.106\ 0, 0.054\ 8)$ 。

通过隶属度矩阵得到理想最优解和理想最劣解分别为:

$$z^+ = (0.92, 1.00, 0.94, 0.73, 1.00)$$

$$z^- = (0.04, 0.78, 0.01, 0.20, 0.32)$$

由式(13)计算各目标与理想最优解的距离为:

$$D^+ = (0.009\ 4, 0.259\ 2, 0.521\ 5, 0.350\ 5, 0.567\ 5, 0.441\ 6)$$

由式(14)计算各目标与理想最劣解的距离为:

$$D^- = (0.657\ 0, 0.483\ 8, 0.166\ 8, 0.333\ 6, 0.207\ 8, 0.315\ 0)$$

由式(15)计算得到各目标的相对优劣距离为:

$$S = (0.985\ 9, 0.651\ 2, 0.242\ 4, 0.487\ 6, 0.268\ 0, 0.416\ 3)$$

将相对优劣解作为 RSR 值,得到 RSR 分布见表 3。



表3 RSR分布表

目标序号	RSR	$f$	$\sum f$	$\bar{R}$	$R/n$	标准正态离差	Probit
3	0.242 4	1	1	1	0.166 7	-0.967 4	4.032 6
5	0.268 0	1	2	2	0.333 3	-0.430 7	4.569 3
6	0.416 3	1	3	3	0.500 0	0.000 0	5.000 0
4	0.487 6	1	4	4	0.666 7	0.430 7	5.430 7
2	0.651 2	1	5	5	0.833 3	0.967 4	5.967 4
1	0.985 9	1	6	6	0.958 3 *	1.731 7	6.731 7

注: \* 的向下累计频率使用  $1 - \frac{1}{4n}$  进行修正。

得到直线回归方程和回归检验结果见图 2。

回归直线方程为:  $y = 0.27767216769889713 \text{ Probit} - 0.9599333395941974$

OLS Regression Results

```

=====
Dep. Variable:   Probit   R-squared:       0.947
Model:          OLS      Adj. R-squared:  0.934
Method:        Least Squares   F-statistic:    72.17
Date:          Wed, 15 Sep 2021   Prob (F-statistic): 0.00105
Time:          17:21:25         Log-Likelihood: 1.0323
No. Observations: 6           AIC:            1.935
Df Residuals:  4             BIC:            1.519
Df Model:       1
Covariance Type: nonrobust
=====
               coef   std err   t    P>|t|   [0.025   0.975]
-----+-----
const        -1.4467   0.228    -6.338   0.003   -2.081   -0.813
RSR           3.4122   0.402    8.495   0.001   2.297   4.527
=====
Omnibus:            nan   Durbin-Watson:    1.550
Prob(Omnibus):      nan   Jarque-Bera (JB): 0.680
Skew:               -0.603   Prob(JB):         0.712
Kurtosis:           1.875   Cond. No.         5.02
=====

```

图2 直线回归检验结果

可以看出,相关系数  $R^2$  为 0.947,  $F$  检验统计量为 72.17,  $F$  检验的结果为 0.001 05,  $t$  检验的结果为 0.003, 回归方程具有统计意义。

将  $Probit$  代入回归方程得到校正的 RSR 值, 即目标威胁值为:

(0.909 3, 0.697 1, 0.159 8, 0.548 0, 0.308 8, 0.428 4)

最终得到空袭目标的威胁度排序为  $T_1 > T_2 > T_4 > T_6 > T_5 > T_3$ 。

按照传统经验,一般将目标威胁程度划分为极高、高、中等、低 4 个等级,便于指挥员的指挥决策。根据合理分档原则<sup>[18]</sup>得到威胁等级划分表,见表 4。

表4 威胁等级划分表

威胁等级	百分位数 $P$	概率单位 $Y$	威胁值
低	[0, 6.681)	[0, 3.5)	[0, 0.011 9)
中等	[6.681, 50)	[3.5, 5)	[0.011 9, 0.428 4)
高	[50, 93.319)	[5, 6.5)	[0.428 4, 0.844 9)
极高	[93.319, 100]	[6.5, 10]	[0.844 9, 1]

最终得到目标 1 的威胁等级为极高, 目标 2、目

标 4、目标 6 的威胁等级为高, 目标 5 和目标 3 的威胁等级为中等。

利用 SPSS 软件对等级划分结果进行 ANOVA 方差分析, 结果见表 5 和表 6。

表5 方差齐性检验

	莱文统计	自由度 1	自由度 2	显著性
基于平均值	0.098	1	3	0.774
基于中位数	0.053	1	3	0.833
基于中位数并具有调整后自由度	0.053	1	2	0.839
基于剪除后平均值	0.095	1	3	0.778

表6 ANOVA 检验

	平方和	自由度	均方	$F$	显著性
组间	0.320	2	0.160	10.041	0.047
组内	0.048	3	0.016		
总计	0.368	5			

通过表 5 可以看出方差齐性检验的显著性为 0.774, 大于 0.05, 说明各等级之间具有方差齐性。通过表 6 可以看出, 显著性为 0.047, 小于 0.05, 说明可以认为各等级之间存在明显差异。因此, 6 批目标的威胁等级划分具有统计性意义, 结果具有科学性和合理性。

## 4.2 对比分析

### 4.2.1 赋权方法对比分析

为了验证随机森林赋权方法的有效性, 采用文献[16]中的熵权法对本文案例进行目标威胁评估, 得到的指标权重为:

$$\epsilon = (0.303 9, 0.008 4, 0.508 0, 0.140 1, 0.039 7)$$

威胁排序结果为:

$$T_1 > T_4 > T_2 > T_6 > T_5 > T_3。$$

与本文方法得到的指标权重和威胁排序的对比分别见图 3 和图 4。

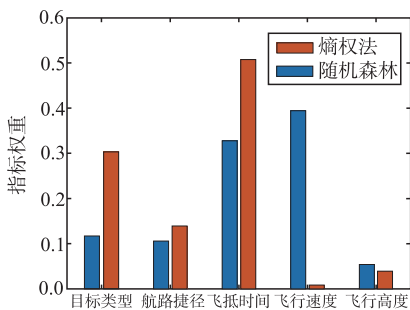


图 3 指标权重对比

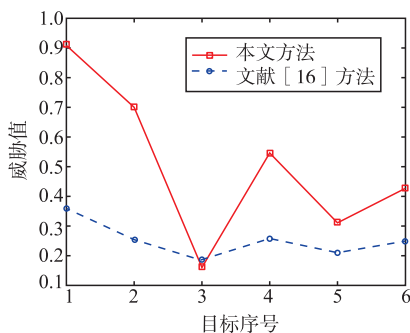


图 4 威胁评估结果对比

可以看出,两种方法的威胁排序结果基本一致,证明了该方法的有效性,但在目标 2 和目标 4 上略有区别。分析目标 2 和目标 4 的空情数据可以看出,两者的飞行速度和航路捷径相差不大,但目标 4 的飞抵时间为负,说明目标 4 为离远飞行,而目标 2 为临近飞行;另一方面,目标 2 的飞行高度为 270 m,远远低于目标 4 的飞行高度 2 800 m,因此通过对比分析来看,目标 2 的威胁程度理应比目标 4 的威胁程度更大。因此,相比于文献[16],本文通过随机森林模型能够充分挖掘出指标与威胁程度的相关关系,充分反映指标间的差异,得到的指标权重更加符合战场实际,提高了威胁评估结果的科学性。而且从图 3 可以看出,本文方法的排序结果与文献[16]相比具有更加明显的区分度,也更有利于后续的目标威胁等级划分。

4.2.2 等级划分方法对比

为了验证本文方法在目标威胁等级划分的有效性,采用等距划分<sup>[19]</sup>和梯形划分<sup>[20]</sup>这两种常用的等级划分方法对目标进行威胁等级评定,等级划分结果对比如表 7 所示。

表 7 等级划分方法对比

划分方法	极高	高	中等
等距法	$T_1, T_2$	$T_4, T_6$	$T_3, T_5$
梯形法	$T_1$	$T_2, T_4$	$T_3, T_5, T_6$
本文方法	$T_1$	$T_2, T_4, T_6$	$T_3, T_5$

可以看出,3 种方法得到的威胁等级结果有一些不同,主要体现在  $T_2$  和  $T_6$  上。等距法将  $T_1$  和  $T_2$  的威胁等级定为极高,但观察  $T_1$  和  $T_2$  的威胁值可以发现,  $T_2$  的威胁值远小于  $T_1$ ,与  $T_4$  和  $T_6$  较为接近,等距法得到的等级结果缩小了  $T_1$  和  $T_2$

威胁值的差距,显然不符合实际。梯形法认为  $T_6$  的威胁等级为中等,放大了  $T_6$  和  $T_2, T_4$  的差别,等级划分结果也不够合理。而本文方法得到的威胁等级结果与目标威胁值的分布基本一致,能够充分反映不同目标的威胁差别,且满足统计学要求,得到的目标威胁等级结果更加符合战场实际。

5 结语

为准确评估防空作战中来袭目标的威胁等级,本文提出了一种基于随机森林赋权和 TOPSIS-RSR 的目标威胁等级评估方法。

1)所构建的随机森林模型能够充分挖掘基于专家打分的数据集中指标与威胁的作用关系,所得权重能够充分反映指标在威胁评估中的重要性程度。同时,将所得权重信息与科学的威胁等级评估数学模型相结合能够在保留专家打分中有效信息的同时克服了专家打分所导致的威胁评估结果主观性过强的不足。

2)所构建的基于 TOPSIS-RSR 的威胁等级评估模型能够克服 TOPSIS 难以划分威胁等级和 RSR 法中整次编秩不合理的不足,从统计学的角度分析威胁值的分布,对目标进行合理的等级划分,得到了具有统计意义的等级区分结果。

3)仿真实验表明,所提方法不仅能够得到更加科学合理的威胁排序结果,还能进一步在排序的基础上将目标进行合理的等级划分,说明该方法能够为指挥员的防空作战决策和后续目标分配提供更加科学的数据支撑。

4)所提基于随机森林的威胁评估指标赋权方法主要基于目标空情数据和专家打分所构成的训练样本数据,而专家的打分结果往往具有一定的主观性,因此在实际的威胁评估过程中,可以采用多个专家共同打分的群决策方式克服此不足,同时可采用聚类分析等方式对专家能力经验和给定问题的认识度进行评判,从而通过专家权重与专家打分加权得到更加合理的打分结果,将目标数据和所得打分结果存放于目标威胁数据库中,作为随机森林模型的训练样本数据,进而提高指标赋权和威胁评估的科学性和实用性。

利用随机森林赋权的过程中可能出现数据噪声的干扰影响权重确定的情况,在下一步的研究将注意对噪声数据的处理,进一步完善上述方法。

参考文献

[1] PEKO I, GJELDUM N, BILIC B. Application of AHP, Fuzzy AHP and PROMETHEE Method in Solving Additive Manufacturing Process Selection

- Problem [J]. Tehnicki Vjesnik-Technical Gazette, 2018, 25(2):453-461.
- [2] 候思尧,李永光,陈思静,等. 利用主客观集成赋权法的多目标威胁评估[J]. 电讯技术, 2019, 59(8):956-961.
- [3] 张庆东,蒋晓瑜. 一种基于德尔菲法和模糊综合评价的侦察装备运用效能评估方法[J]. 信息通信, 2020(11):161-163.
- [4] 杨璐,刘付显,张涛,等. 基于组合赋权 TOPSIS 法的舰艇编队空中目标威胁评估模型[J]. 电光与控制, 2019, 26(8):6-11.
- [5] WANG S Q, WEI G W, LU J P, et al. GRP and CRITIC Method for Probabilistic Uncertain Linguistic MAGDM and Its Application to Site Selection of Hospital Constructions[J]. Soft Computing, 2021, 26(1):237-251.
- [6] 周灿辉,朱允帅. 基于变异系数的 TOPSIS 无人机空战威胁评估方法[J]. 信息化研究, 2016, 42(6):16-19.
- [7] 陈田,刘正彬. 信息不完全条件下基于改进 TOPSIS 法的目标威胁评估方法[J]. 电子信息对抗技术, 2019, 34(6):65-69.
- [8] 贾滨,孙杰,冯正超. 一种改进的空袭目标威胁等级评估模型[J]. 指挥控制与仿真, 2011, 33(4):25-28.
- [9] 娄寿春. 地空导弹射击指挥控制模型[M]. 北京:国防工业出版社, 2009.
- [10] 李为民,辛永平,赵全习,等. 防空作战运筹分析[M]. 北京:解放军出版社, 2013.
- [11] 冯卉,邢清华,宋乃华. 一种基于区间数的空中目标威胁评估技术[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(8):1201-1203.
- [12] 申卯性,曹泽阳,周林. 现代军事运筹[M]. 北京:国防工业出版社, 2014.
- [13] MISHINA Y, MURATA R, YAMAUCHI Y, et al. Boosted Random Forest[J]. Ieice Transactions on Information and Systems, 2015, E98D(9):1630-1636.
- [14] 李航. 统计学习方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2019.
- [15] 田凤调. 秩和比法极其应用[J]. 中国医师杂志, 2002, 4(2):115-119.
- [16] 周弘波,张金成. 基于组合权重的灰色目标威胁评估[J]. 火力与指挥控制, 2014, 36(4):697-701.
- [17] 刘雁兵,刘付显. 基于模糊神经网络的空袭目标威胁评估[J]. 战术导弹技术, 2005(3):09-12.
- [18] 田凤调. RSR 法中的分档问题[J]中国卫生统计, 1993, 10(2):26-28.
- [19] 兰春延,刘益辰,杨格. 基于 TOPSIS 的辐射源威胁等级排序方法[J]. 舰船电子对抗, 2020, 43(6):87-91.
- [20] 冯晓楠,李加朋,张建东,等. 公路模板支架工程施工安全指标体系构建及权重等级划分[J]. 公路交通技术, 2022, 38(2):71-79.

(编辑:刘勇)

## (上接第 31 页)

- [12] ZHAO G H, SHEN F F, LIN J, et al. Fast ISAR Imaging Based on Enhanced Sparse Representation Model [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2017, 65(10): 5453-5461.
- [13] ZHANG S H, LIU Y X, LI X. Fast Sparse Aperture ISAR Autofocusing and Imaging via ADMM Based Sparse Bayesian Learning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 3213-3226.
- [14] GUO C, LIU Y, XIONG M, et al. General-Purpose Quantum Circuit Simulator with Projected Entangled-Pair States and the Quantum Supremacy Frontier[J]. Physical Review Letters, 2019, 123(19): 190501.
- [15] MONTANARO A. Quantum Algorithms: An Overview[J]. Npj Quantum Information, 2016, 2: 15023.
- [16] FARHI E, GOLDSTONE J, GUTMANN S. A Quantum Approximate Optimization Algorithm[Z]. ArXiv:1411.4028v1.
- [17] JORDAN S. Quantum Algorithm Zoo[EB/OL]. <https://quantumalgorithmzoo.org/>.
- [18] BIAMONTE J, WITTEK P, PANCOTTI N, et al. Quantum Machine Learning [J]. Nature, 2017, 549: 195-202.
- [19] SHAO C P. Quantum Algorithms to Matrix Multiplication[Z]. ArXiv:1803.01601v2.
- [20] REBENTROST P, STEFFENS A, LLOYD S. Quantum Singular Value Decomposition of Non-Sparse Low-Rank Matrices [J]. Physical Review A, 2018, 97: 012327.
- [21] LIU E, TEMLYAKOV V N. Orthogonal Super Greedy Algorithm and Applications in Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(4): 2040-2047.
- [22] DE PAIVA N M, MARQUES E C, DE BARROS NAVINER L A. Sparsity Analysis Using a Mixed Approach with Greedy and LS Algorithms on Channel Estimation [C]//International Conference on Frontiers of Signal Processing. Paris, France: IEEE, 2017: 91-95.
- [23] SUN L, FAN Z, FU X, et al. A Deep Information Sharing Network for Multi-Contrast Compressed Sensing MRI Reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(12): 6141-6153.
- [24] KANG L, LUO Y, ZHANG Q, et al. 3-D Scattering Image Sparse Reconstruction via Radar Network [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022: 60: 5100414.

(编辑:徐敏)