文章编号: 1001-0920(2019)03-0591-11 DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.1177

基于目标作战意图信息融合的威胁评估方法

常天庆†, 孔德鹏, 戴文君, 王全东, 孙皓泽

(陆军装甲兵学院 兵器与控制系，北京 100072)

摘 要: 针对不确定信息条件下目标威胁评估缺乏融合作战意图信息的现状,提出一种基于IFIOWA算子并融合目标作战意图信息的目标威胁评估方法. 首先,基于战场目标不确定信息,以直觉模糊集为基础,利用直觉模糊诱导有序加权平均算子(IFIOWA)进行信息集结;其次,利用灰色关联群决策方法将作战意图信息与指标值知识测度进行融合,作为IFIOWA算子诱导值;再次,通过最小二乘方法融合基于指标排序位置权重和基于评估信息权重,获得多类型融合的IFIOWA算子位置权重;最后,基于IFIOWA算子对指标信息进行集结,并利用理想解贴近度的方法计算目标威胁度. 威胁评估算例表明,所提方法能够融合目标作战意图信息,评估结果合理有效.

关键词: 作战意图；信息融合；直觉模糊集；威胁评估

中图分类号: C934 **文献标志码:** A

Threat assessment method based on the information fusion of target operation intention

CHANG Tian-qing†, *KONG De-peng*, *DAI Wen-jun*, *WANG Quan-dong*, *SUN Hao-ze*

(Weaponry and Control Department，Academy of Army Armored Forces，Beijing 100072，China)

Abstract: Aiming at the situation that target threat assessment lacks the fusion information of operation intention under the uncertain information condition, a method of target threat assessment based on the IFIOWA operator with operation intention information fusion is proposed. Based on the intuitionistic fuzzy set theory, the intuitionistic fuzzy induced ordered weighted averaging (IFIOWA) operator is used to aggregate information under the uncertain information of the battlefield target. Then the operation intention information and index value measurement of knowledge are fused as the induced value of the IFIOWA operator by using the grey correlation group decision making method. Multi type fusion weights for the IFIOWA operator are calculated using the least square method by fusing the weights based on the index ranking position and the weights based on the evaluation information. Finally, the IFIOWA operator is used to aggregate index information, and the closeness of ideal solution method is used to calculate target threat degree. The example of threat assessment illustrates that the method proposed can fuse target operator intention information, and the assessment result is reasonable and effective.

Keywords: operation intention；information fusion；intuitionistic fuzzy sets；threat assessment

0 引 言

随着新型信息化装备的广泛运用和信息化作战样式的逐步显现,地面作战呈现出对抗任务重、时效性强、不确定因素多等特点,准确评估战场目标威胁评估的难度增加[1-2]. 区别于空战场和海战场,地面作战目标的作战意图有多种情况,在不同的作战环境或态势下,目标作战意图因执行任务的特点而有所不同,如战场侦察、火力打击、转移机动等;在相同作战环境或态势下也可能不同,如打击目标A、打击目标B、掩护资源C等. 综上,目标作战意图根据战场作战指挥动态变化,目标威胁程度也随着变化. 地面目标威胁度主要基于目标类型、状态、距离、攻击角度、速度等参数计算得到,而作战意图是对目标执行作战任务可能性的一种概率描述,与类型、状态、距离等参数直接影响目标威胁不同,目标作战意图是一种全局影响因素,是以目标威胁评估的诸参数为基础,在参数因素之上对整体威胁度进行调节.

目前,许多战场目标威胁评估方法被提出,在特

收稿日期: 2017-09-07；**修回日期:** 2017-11-21.

基金项目: 总装院校创新工程项目(2015YY05).

责任编委: 李登峰.

作者简介: 常天庆(1963−), 男, 教授, 博士生导师, 从事火控系统及其智能化等研究；孔德鹏(1990−), 男, 博士生, 从事作战决策优化技术的研究.

†通讯作者. E-mail: changtianqing@263.net.

定的环境和任务下能够有效区分目标的威胁度. 但是,针对地面战场的多类型目标威胁评估仍然存在以下3点不足: 1) 基于贝叶斯推理、贝叶斯网络、证据推理、神经网络和模糊神经网络等进行目标意图识别已取得一系列研究成果[3-7],然而,目前目标威胁评估方法仍缺乏对作战意图的有效融合,威胁评估结果无法较好地体现目标作战意图; 2) 威胁评估结果需要基于目标的指标参数信息计算获得,但是,战场目标信息往往是不确定信息,有些方法忽略了信息的不确定性,使得评估结果的科学性降低; 3) 威胁评估算法的鲁棒性不高,部分参数的轻微变化造成评估结果差异较大,算法对不同类型目标的威胁区分度不高,评估结果容易出现与主观判断相违背的情况.

直觉模糊集(Intuitionistic fuzzy set, IFS)作为模糊集的推广,能够更加方便地处理模糊信息[8],在不确定信息多属性决策方面有着独特优势[9],是目前决策研究中一种广泛运用的方法[10-13],也逐渐被应用到目标威胁评估的不确定信息处理中[2,14-15]. 诱导有序加权平均(Induced ordered weighted averaging operator, IOWA)算子利用诱导变量对指标进行排序[16],具有单调性、幂等性和介值性等优良性质,是一种有效的多属性决策信息集结方式. 直觉模糊集和诱导有序加权平均算子都是信息处理的重要方式[17-18],将二者有效结合可以对战场目标威胁评估中的不确定信息进行处理和集结. 指标权重的计算是威胁评估的关键之一[19],多类型权重融合方法是解决多影响因素作用的有效赋权方法,能够兼顾多种决策目标的需求. 但是,如何处理目标的不确定信息,如何将目标作战意图信息合理地融合到威胁评估中,如何科学地确定评估指标的权重,这些都是获得合理评估结果的关键.

本文利用IFS处理威胁评估中的不确定信息,融合目标作战意图感知信息,利用多类型融合权重计算目标威胁度.

1 直觉模糊集

本文提出的威胁评估方法以直觉模糊集为基础,本节对直觉模糊集的定义、距离、直觉模糊熵、直觉模糊信息集结算子等知识进行简要介绍.

定义1[20] 给定论域$X=\{x_1,\ x_2,\ \cdots,x_n\}$,则$X$上的一个直觉模糊集$A$具有下列形式:

$$A=\{\langle x_i,\mu_A(x_i),\upsilon_A(x_i)\rangle|x_i\in X\},\tag{1}$$

其中$\mu_A(x_i):X\to[0,1]$和$\upsilon_A(x_i):X\to[0,1]$分别代表$A$的隶属函数和非隶属函数,且对于$A$上的所有$x_i\in X$, $0\leqslant\mu_A(x_i)+\upsilon_A(x_i)\leqslant 1$成立. 称$\pi_A(x_i)=1-\mu_A(x_i)-\upsilon_A(x_i)$为$A$犹豫度,$0\leqslant\pi_A(x_i)\leqslant 1$. 称$\alpha=(\mu_\alpha,\upsilon_\alpha)$为直觉模糊数(Intuitionistic fuzzy number, IFN), $\mu_\alpha,\upsilon_\alpha\in[0,1]$,且$\mu_\alpha+\upsilon_\alpha\leqslant 1$.

定义2[21] 对于实值函数$E:\mathrm{IFS}(X)\to[0,1]$,如果满足以下条件,则称$E$为直觉模糊集IFS$(X)$的直觉模糊熵:

1) 当A为脆集时, $E(A)=0$;

2) 当$\mu_A(x)=\upsilon_A(x), x\in X$时, $E(A)=1$;

3) 当A模糊性小于B时, $E(A)\leqslant E(B)$;

4) $E(A)=E(A^C)$,其中$A^C=\{(x,\upsilon_A(x),\mu_A(x))|x\in X\}$.

定义3[22] 设A、B为论域$x\in X$的直觉模糊集,定义A、B之间的距离$d(A,B)$为

$$d(A,B)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\Big(\frac{|\mu_A(x_i)-\mu_B(x_i)|+|\upsilon_A(x_i)-\upsilon_B(x_i)|}{4}+\frac{\max(|\mu_A(x_i)-\mu_B(x_i)|,|\upsilon_A(x_i)-\upsilon_B(x_i)|)}{2}\Big).\tag{2}$$

其中: $A=\{\langle x_i,\mu_A(x_i),\upsilon_A(x_i)\rangle|x_i\in X\}$, $B=\{\langle x_i,\mu_B(x_i),\upsilon_B(x_i)\rangle|x_i\in X\}$.

定义4[23] 直觉模糊集$A=\{\langle a_i,\mu_A(a_i),\upsilon_A(a_i)\rangle|a_i\in X\}$,直觉模糊数$a_i\in A$, $a_i=\langle\mu_{a_i},\upsilon_{a_i}\rangle$, $i=1,2,\cdots,n$; $W=(w_1,w_2,\cdots,w_n)$为加权向量,满足$\sum\limits_{j=1}^{n}w_j=1$, $w_j\in[0,1]$, $j=1,2,\cdots,n$; $(v_1,v_2,\cdots,v_n)$是直觉模糊数$(a_1,a_2,\cdots,a_n)$对应的诱导值,直觉模糊诱导有序加权平均算子IFIOWA是$\Theta^n\to\Theta$映射

$$\begin{aligned}&\mathrm{IFIOWA}(\langle v_1,a_1\rangle,\langle v_2,a_2\rangle,\cdots,\langle v_n,a_n\rangle)=\\&w_1a_{v\sigma(1)}\oplus w_2a_{v\sigma(2)}\oplus\cdots\oplus w_na_{v\sigma(n)}=\\&\Big\langle 1-\prod_{j=1}^{n}(1-\mu_{a_{v\sigma(j)}})^{w_j},\prod_{j=1}^{n}(\upsilon_{a_{v\sigma(j)}})^{w_j}\Big\rangle,\end{aligned}\tag{3}$$

其中$a_{v\sigma(j)}$是按照诱导值v_j进行排序的第j个直觉模糊数.

2 基于作战意图信息融合的诱导值确定算法

IFIOWA算子的诱导值是指标排序的依据,是影响评估结果的重要因素之一. 本节利用作战意图信息和指标知识测度信息融合的方法确定IFIOWA算子诱导值. 首先提出作战意图感知信息的定义及表示方法;然后介绍直觉模糊集的知识测度;最后利用灰色关联群决策方法将作战意图感知信息与指标知识测度信息融合作为IFIOWA算子诱导值.

2.1 目标作战意图感知信息

定义5 设有m个评估目标$T_1,T_2,\cdots,T_m$, n个评估指标$f_1,f_2,\cdots,f_n$,由目标的每个评估指标对评

估结果的敏感度所构成的矩阵称之为指标敏感度矩阵,记为

$$I=\begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} & \cdots & I_{1n} \\ I_{21} & I_{22} & \cdots & I_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{m1} & I_{m2} & \cdots & I_{mn} \end{bmatrix}.$$

其中: $I_{ij}\in[0,1], \sum_{j=1}^{n} I_{ij}=1, i=1,2,\cdots,m. I_{ij}$表示目标$T_i$的评估指标$f_j$对威胁评估结果的影响,可根据目标类型和目标特征由专家知识评估获得.

定义6 设q种作战意图构成的作战意图集为$\mathrm{TYPE}=\{\mathrm{TY}_1,\mathrm{TY}_2,\cdots,\mathrm{TY}_q\}$,$m$个目标对应每种作战意图的概率构成的矩阵称之为作战意图概率矩阵,记为

$$P_{\mathrm{TYPE}}=\begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1q} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1} & P_{m2} & \cdots & P_{mq} \end{bmatrix}.$$

其中: $P_{ij}\in[0,1], \sum_{j=1}^{q} P_{ij}=1. P_{ij}$可通过战场态势信息感知节点对目标作战意图的估计获得.

定义7 指标敏感度与作战意图之间的关联信息构成了指标——作战意图属性关联矩阵,简称为属性关联矩阵,定义如下:

$$R=\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1q} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nq}, \end{bmatrix},$$

其中$r_{ij}\in[-1,1]$表示指标f_i的敏感度受作战意图TY_j的影响程度. 如果指标f_i敏感度与作战意图TY_j完全负相关,则$r_{ij}=-1$;如果指标f_i敏感度不随作战意图TY_j的变化而变化,则$r_{ij}=0$;如果指标敏感度与作战意图TY_j完全正相关,则$r_{ij}=1$. r_{ij}可根据军事规则和军事专家知识获得.

作战中,指标敏感度会随着目标作战意图变化而发生改变. 如目标意图是占领有利地域,对敌方有生力量进行打击,则目标的机动和火力能力指标敏感度增加;如果目标意图是侦察预警,则目标侦察能力指标和指控能力指标的敏感度增加. 根据作战意图概率矩阵P_{TYPE}和属性关联矩阵R,按照下面方法对初始指标敏感度I_{ij}进行更新:

$$I'_{ij}=\frac{I_{ij}\cdot\sum_{k=1}^{q}P_{ik}\cdot \mathrm{e}^{r_{jk}}}{\sum_{j=1}^{n}\left(I_{ij}\cdot\sum_{k=1}^{q}P_{ik}\cdot \mathrm{e}^{r_{jk}}\right)},$$
$$j=1,2,\cdots,n,\ i=1,2,\cdots,m. \tag{4}$$

由于$r_{ij}\in[-1,1]$,则$\mathrm{e}^{r_{ij}}\in[\mathrm{e}^{-1},\mathrm{e}]$,将其与作战意图概率乘积的和作为调节因子,对指标敏感度进行更新,便获得了作战意图作用的指标敏感度向量I'_{ij}.

对于第$k\,(k=1,2,\cdots,m)$个目标,存在多个信息感知节点,每个节点都会根据获得的信息对目标i的指标敏感度进行计算,获得最终的指标敏感度向量$I'_k=[I'_{k1},I'_{k2},\cdots,I'_{kn}]$. 设共有$l$个评估节点根据战场态势对指标敏感度进行了有效判断,则可获得l个指标敏感度向量I'_k,并构成多信息感知节点的指标敏感度矩阵.

定义8 经作战意图概率作用后,l个信息感知节点对目标k的指标敏感度向量所构成的矩阵,称其为作战意图感知矩阵,表示为

$$H^{(k)}=\begin{bmatrix} h_{11}^{(k)} & h_{12}^{(k)} & \cdots & h_{1n}^{(k)} \\ h_{21}^{(k)} & h_{22}^{(k)} & \cdots & h_{2n}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{ln}^{(k)} & h_{ln}^{(k)} & \cdots & h_{ln}^{(k)} \end{bmatrix}.$$

其中: $h_{ij}^{(k)}$表示由第i个信息感知节点的第k个目标计算的第j个指标的指标敏感度,$h_{ij}^{(k)}\in[0,1], i=1,2,\cdots,l, k=1,2,\cdots,m, j=1,2,\cdots,n$.

2.2 直觉模糊集知识测度

直觉模糊集知识测度是一种对直觉模糊集所包含知识的测度,在直觉模糊熵测度的基础上考虑了犹豫度的作用,能够克服直觉模糊熵在决策中的不足,更加符合决策的需要. 因此,本文利用直觉模糊集的知识测度计算诱导值.

定义9[24] 设IFS $A=\{\langle x_i,\mu_A(x_i),\upsilon_A(x_i)\rangle|x_i\in X\}$,$A$中元素$x_i$的知识测度定义为该元素与最模糊的值$\langle 0,0\rangle$之间的欧氏距离.

$$K_F(x_i)=\frac{1}{\sqrt{2}}((\mu_A(x_i)-0)^2+(\mu_A(x_i)-0)^2+(\pi_A(x_i)-1)^2)^{\frac{1}{2}}. \tag{5}$$

对于直觉模糊集A,其知识测度为

$$K_F(A)=\frac{1}{n\sqrt{2}}\sum_{i=1}^{n}((\mu_A(x_i))^2+(\upsilon_A(x_i))^2+(\mu_A(x_i)+\upsilon_A(x_i))^2)^{\frac{1}{2}}. \tag{6}$$

设有m个评估目标,n个评估指标,以直觉模糊集表示的各指标值为$X=(x_{ij})_{m\times n}$,其中x_{ij}为直觉模糊数$\{\langle x_{ij},\mu_A(x_{ij}),\upsilon_A(x_{ij})\rangle|x_{ij}\in X, i=1,2,\cdots,m, j=1,2,\cdots,n\}$,则$x_{ij}$的知识测度为

$$K_{ij}=\frac{1}{\sqrt{2}}((\mu_A(x_{ij}))^2+(\upsilon_A(x_{ij}))^2+(\mu_A(x_{ij})+\upsilon_A(x_{ij}))^2)^{\frac{1}{2}}. \tag{7}$$

对于目标k,其指标的知识向量为$K_k=[K_{k1},$

$K_{k2},\cdots,K_{kn}]$. 为了方便进行信息融合,需要将知识测度进行标准化,有

$$K'_{ki}=K_{ki}\Big/\sum_{j=1}^{n}K_{kj}. \tag{8}$$

2.3 基于灰色关联群决策的诱导值融合

不同信息感知节点获得的作战意图感知信息不同,需要将多节点的信息进行融合,可以看作多节点的群决策过程. 灰色关联群决策方法[25]是一种基于不同决策者之间的关联度确定属性权重的方法,可实现多决策者信息的有效融合. 基于直觉模糊集知识测度信息和作战意图感知信息融合,可以同时考虑指标值和当前时刻目标作战意图对诱导值的共同影响,使获得的诱导值更加符合战场实际.

设有m个目标,n个评估指标,直觉模糊集表示的评估值矩阵为$X=(x_{ij})_{m\times n}$,指标知识向量$K'_k=[K'_{k1},K'_{k2},\cdots,K'_{kn}]$,$k=1,2,\cdots,m$. 以第$k\,(k=1,2,\cdots,m)$个目标为例,采用灰色关联的群决策方法将指标值信息熵信息和作战意图感知矩阵进行融合,以指标知识测度向量为参考序列. 为描述方便,K'_k记为$V=[V_1,V_2,\cdots,V_n]$,以作战意图感知矩阵$H^{(k)}$中的每一个行向量$[h_{i1}^{(k)},h_{i1}^{(k)},\cdots,h_{in}^{(k)}]$,$i=1,2,\cdots,l$作为比较序列,按照如下步骤进行融合.

Step 1: 计算作战意图感知矩阵的元素$h_{ij}^{(k)}$和第k个目标指标知识测度信息V_j的关联系数

$$r_{0i}(j)=\frac{\min\limits_{i}\min\limits_{j}|V_j-h_{ij}^{(k)}|+\rho\max\limits_{i}\max\limits_{j}|V_j-h_{ij}^{(k)}|}{|V_j-h_{ij}^{(k)}|+\rho\max\limits_{i}\max\limits_{j}|V_j-h_{ij}^{(k)}|}. \tag{9}$$

其中: $i=1,2,\cdots,l,j=1,2,\cdots,n,\rho\in[0,1]$为分辨系数.

Step 2: 计算调整后的权值w'_i. 设l个作战意图感知节点的初始权重为$w=[w_1,w_2,\cdots,w_l]$,进行战场态势信息和指标知识信息的融合,按下式调整权值:

$$w'_i=\frac{w_i\sum\limits_{j=1}^{n}r_{0i}(j)}{\sum\limits_{i=1}^{l}w_i\cdot\Big(\sum\limits_{j=1}^{n}r_{0i}(j)\Big)}. \tag{10}$$

其中: $i=1,2,\cdots,l,j=1,2,\cdots,n$.

Step 3: 计算调整后的参考序列

$$V'(j)=\sum_{i=1}^{m}w'_ih_{ij}^{(k)},\ j=1,2,\cdots,n. \tag{11}$$

Step 4: 计算参考序列的决策距离

$$D(V',V)=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(V'(j)-V(j))^2}. \tag{12}$$

设定阈值δ,如果$D(V',V)\leqslant\delta$,则权值调整结束,得到最终的权值$w''_j(j=1,2,\cdots,n)$;否则,按Step 1 ~ Step 3继续权值调整.

Step 5: 计算最终的诱导值

$$v_{kj}=\sum_{i=1}^{m}h_{ij}^{(k)}w''_i,\ j=1,2,\cdots,n, \tag{13}$$

其中w''_i是经过自动调整的最终各作战意图感知节点的权值,$\sum\limits_{i=1}^{m}w''_i=1$. 于是,可获得最终的诱导值$V=(v_{ij})_{m\times n}$.

3 IFIOWA算子位置权重确定方法

3.1 基于指标排序位置的权重确定算法

1) 无决策者主观偏好的算子权重W_1.

$$w_j=b_j^{\alpha}\Big/\sum_{j=1}^{n}b_j^{\alpha},\ j=1,2,\cdots,n. \tag{14}$$

其中: $\alpha\in(-\infty,+\infty)$, b_j为指标集$\{f_i|i=1,2,\cdots,n\}$知识测度中的第j个数据.

2) 基于高斯分布的算子权重W_2. IOWA算子的加权向量为位置加权向量,因此从正态分布出发,求出位置的加权向量w. 设$w=(w_1,w_2,\cdots,w_n)$为排序后算子位置权重向量,则w定义为

$$w_i=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{(k-u)^2}{2\sigma^2}},\ i=1,2,\cdots,n. \tag{15}$$

其中

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{n}((1-\mu)^2+(2-\mu)^2+\cdots+(n-\mu)^2)},$$

$$\mu=\frac{1}{n}(1+2+\cdots+n),$$

μ和σ分别为初始位置向量$w=(1,2,\cdots,m)$的期望和标准差. 对权重向量进行归一化

$$w_k{}'=w_k\Big/\sum_{k=1}^{n}w_k, \tag{16}$$

则最终IOWA算子的位置权重向量为$w'=(w'_1,w'_2,\cdots,w'_n)$.

3.2 基于评估信息的权重确定算法

1) 基于模糊语义量化的权重W_3建立模糊语言量化函数Q,有

$$Q(r)=\begin{cases}0,\ r<a;\\ \dfrac{r-a}{b-a},\ a\leqslant r\leqslant b;\\ 1,\ r>b.\end{cases} \tag{17}$$

其中: $a,b,r\in[0,1]$, $Q(r)$为非递减函数. 则IOWA算子位置权重为

$$w_i=Q\Big(\frac{i}{n}\Big)-Q\Big(\frac{i-1}{n}\Big),\ i=1,2,\cdots,n. \tag{18}$$

2) 基于评估指标直觉模糊熵的权重W_4,设有m

个目标, n 个评估指标, 直觉模糊集表示的指标集为 $A=\{\langle x_{ij},\mu_A(x_{ij}),\upsilon_A(x_{ij})\rangle|x_{ij}\in X\}$. 指标 j 的直觉模糊熵为

$$E_j=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\frac{\pi_A(x_{ij})^2+1-(\mu_A(x_{ij})^2,\upsilon_A(x_{ij})^2)}{2}. \tag{19}$$

建立求解位置权重的非线性规划模型

$$\begin{aligned}&\min\ \sum_{i=1}^{n}(w_j)^2E_j;\\&\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{n}w_j=1,\ w_j\geqslant 0,\ j=1,2,\cdots,n.\end{aligned} \tag{20}$$

则指标集的位置权重为

$$w_j=\frac{1/E_j}{\sum\limits_{j=1}^{n}(1/E_j)}=\frac{1}{E_j\sum\limits_{j=1}^{n}(1/E_j)}. \tag{21}$$

3.3　基于最小二乘的多类型权重融合算法

由以上分析, 权重确定方法主要有两类: 基于排序位置相关的权重, 如无主观决策权重 W_1 和基于高斯分布权重 W_2; 基于评估信息的权重, 如模糊语义量化权重 W_3 和基于直觉模糊熵的权重 W_4. 为了兼顾指标排序位置与评估信息的共同作用, 利用基于最小二乘的方法[26], 将两类权重进行融合.

设有 m 个目标, n 个评估指标, 直觉模糊集表示的评估值矩阵为 $X=(x_{ij})_{m\times n}, i=1,2,\cdots,n, j=1,2,\cdots,m$. 按照如下步骤计算融合的位置权重.

Step 1: 计算各指标值的计分值. 直觉模糊数 x_{ij} 的计分值为

$$\begin{aligned}&z_{ij}=\\&\mu_A(x_{ij})+\mu_A(x_{ij})(1-\mu_A(x_{ij})-\upsilon_A(x_{ij})).\end{aligned} \tag{22}$$

由式(22)可以计算指标值 $X=(x_{ij})_{m\times n}$ 的计分值矩阵, 记为

$$Z=\begin{bmatrix}z_{11}&z_{12}&\cdots&z_{1n}\\z_{21}&z_{22}&\cdots&z_{2n}\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\z_{m1}&z_{m2}&\cdots&z_{mn}\end{bmatrix}.$$

Step 2: 构建基于最小二乘的权值融合模型. 设有两类共 q 种权重进行融合, 第1类为 p 种, 第2类为 $q-p$ 种. 不同方法确定的权重记为 $u_k=(u_{k1},u_{k2},\cdots,u_{kn}), k=1,2,\cdots,q$, 其中 $\sum\limits_{j=1}^{m}u_{kj}=1,\ u_{kj}\geqslant 0$. 设融合后的指标权重表示为 $w=(w_1,w_2,\cdots,w_n)^{\mathrm{T}}$, 定义决策偏差为

$$d_i^k=\sum_{j=1}^{n}[(w_j-u_{ij})z_{ij}]^2,\ i=1,2,\cdots,q. \tag{23}$$

根据整体决策偏差最小, 构造基于最小二乘的权值融合模型

$$\begin{aligned}&\min J=\\&\mu\sum_{k=1}^{p}\alpha_k\Big(\sum_{i=1}^{n}d_i^k\Big)+(1-\mu)\sum_{k=p+1}^{q}\alpha_k\Big(\sum_{i=1}^{n}d_i^k\Big);\\&\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{m}w_i=1,\ w_i\geqslant 0,\ i\in M.\end{aligned} \tag{24}$$

其中: J 表示整体决策偏差; μ 表示两类权重算法的偏好因子, $\mu\in[0\quad 1]$; $\alpha_k(k=1,2,\cdots,p)$ 和 $\alpha_k(k=p+1,p+2,\cdots,q)$ 分别表示基于位置特征方法和基于评估信息方法的权系数. 本文考虑两类4种权重的融合: 与排序位置相关的权重 W_1、W_2, 与指标属性和主观决策相关的权重 W_3、W_4.

Step 3: 计算融合权重. 求解目标函数可得融合的指标权重

$$w_i=\mu\sum_{k=1}^{p}a_ku_{ki}+(1-\mu)\sum_{k=p+1}^{q}a_ku_{ki}, \tag{25}$$

其中 $i=1,2,\cdots,n$.

4　基于目标作战意图信息融合的威胁评估算法

设有 m 个评估目标, n 个评估指标, 直觉模糊集表示的各指标值为 $X=(x_{ij})_{m\times n}$, 其中 $x_{ij}=\langle\mu_A(x_{ij}),\upsilon_A(x_{ij})\rangle$ 为直觉模糊数. 目标的指标敏感度矩阵 $I=(I_{ij})_{m\times n}$, 属性关联矩阵 $R=(r_{ij})_{n\times q}$, l 个战场态势信息感知节点评估的 q 种作战意图矩阵为 $P_{\mathrm{TYPE}}^{(1)},P_{\mathrm{TYPE}}^{(2)},\cdots,P_{\mathrm{TYPE}}^{(l)}$, 其中 $P_{\mathrm{TYPE}}^{(i)}=(P_{ij}^{(i)})_{m\times q}$. 基于目标作战意图信息融合的威胁评估算法流程如图1所示.

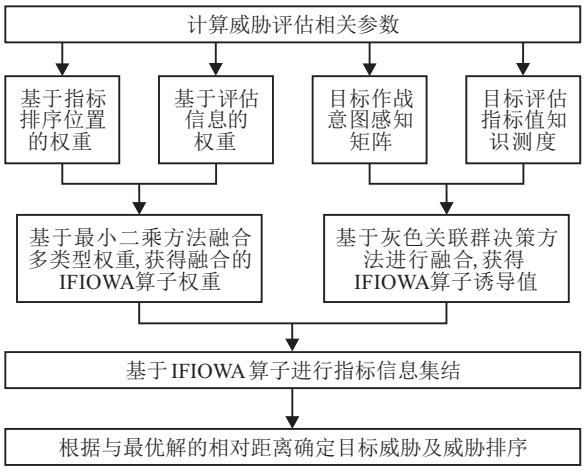

图1　基于作战意图信息的目标威胁评估算法流程

按照如下步骤评估 m 个目标的威胁度.

Step 1: 计算融合诱导值.

1) 根据指标敏感度矩阵、一个作战意图概率矩阵 $P_{\mathrm{TYPE}}^{(1)}$, $P_{\mathrm{TYPE}}^{(2)}$, $\cdots$, $P_{\mathrm{TYPE}}^{(l)}$ 和属性关联矩阵

$R=(r_{ij})_{n\times q}$,通过式(4)计算每个目标的战场作战意图感知矩阵为

$$H^{(k)}=\begin{bmatrix} h_{11}^{(k)} & h_{12}^{(k)} & \cdots & h_{1n}^{(k)} \\ h_{21}^{(k)} & h_{22}^{(k)} & \cdots & h_{2n}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{ln}^{(k)} & h_{ln}^{(k)} & \cdots & h_{ln}^{(k)} \end{bmatrix};$$

2) 通过式(7)计算指标值$X=(x_{ij})_{m\times n}$的直觉模糊知识测度,获得目标的指标标准化知识向量$K'=(K'_{ij})_{m\times n}$;

3) 利用灰色关联群决策的方法,通过式(9)～(13)计算融合诱导值$V=(v_{ij})_{m\times n}$.

Step 2: 计算IFIOWA算子的位置权重.

1) 按照3.1节的方法计算无主观决策权重W_1和基于高斯分布权重W_2,按照3.2节的方法计算基于模糊语义量化的权重W_3和基于直觉模糊熵的权重W_4;

2) 根据式(25)计算融合的位置权重$W=[w_1, w_2,\cdots,w_n]$.

Step 3: 利用IFIOWA算子进行指标信息集结. 根据融合诱导值$V=(v_{ij})_{m\times n}$和算子的位置权重W,利用式(3)的IFIOWA算子对指标值$X=(x_{ij})_{m\times n}$进行集结,获得集结的指标值$X_f=(x_i)_{1\times m}$,其中$x_i=\langle\mu_A(x_i),\upsilon_A(x_i)\rangle$.

Step 4: 计算威胁度及排序. 根据集结指标值$X_f=(x_i)_{1\times m}$,设定最优解G^+和最劣解G^-,计算各目标与最优解和最劣解之间的距离为

$$\begin{cases} d_i^+=d(x_i,G^+), \\ d_i^-=d(x_i,G^-). \end{cases} \tag{26}$$

距离$d(x_i,G^+)$和$d(x_i,G^-)$由式(2)计算得到, $i=1,2,\cdots,m$. 根据目标与最优解和最劣解之间的距离相对关系,由下式计算目标的威胁度:

$$p_i=\frac{d_i^-}{d_i^-+d_i^+}, i=1,2,\cdots,m. \tag{27}$$

5 目标威胁评估算例

战场上共有6个待评估威胁目标: 目标1、2为坦克,目标3、4为步战车、目标5为武装直升机、目标6为单兵火箭筒. 评估指标$f_1\sim f_8$分别为目标类型威胁度、目标状态威胁度、火力能力威胁度、指控能力威胁度、目标速度威胁度、攻击角度威胁度、敌我距离威胁度、环境指标威胁度. 目标各指标的值已经处理为直觉模糊数形式,且统一转化为效益型指标,如表1所示,各目标的指标敏感度如表2所示. 考虑4种作战意图$\mathrm{TY}_1\sim\mathrm{TY}_4$,有4个信息感知节点获取了目标的作战意图信息. 属性关联矩阵R根据指标与作战意图之间的关系设定为

$$R=\begin{bmatrix} 0.8 & 0.7 & -0.5 & -0.9 \\ 0.6 & 0.8 & -0.1 & 0.5 \\ 1 & 0.6 & -1 & -1 \\ 0.8 & 0.5 & 0.4 & 0.4 \\ 0.5 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.7 & -0.3 & 0.5 & 0.7 \\ 1 & 0.5 & -1 & -1 \end{bmatrix}.$$

表 1 目标威胁评估指标

	f_1	f_2	f_3	f_4
T_1	$\langle 0.7, 0.15\rangle$	$\langle 0.7, 0.15\rangle$	$\langle 0.8, 0.15\rangle$	$\langle 0.8, 0.15\rangle$
T_2	$\langle 0.7, 0.15\rangle$	$\langle 0.65, 0.1\rangle$	$\langle 0.8, 0.1\rangle$	$\langle 0.65, 0.25\rangle$
T_3	$\langle 0.5, 0.2\rangle$	$\langle 0.6, 0.15\rangle$	$\langle 0.7, 0.25\rangle$	$\langle 0.7, 0.15\rangle$
T_4	$\langle 0.7, 0.15\rangle$	$\langle 0.6, 0.3\rangle$	$\langle 0.8, 0.1\rangle$	$\langle 0.45, 0.35\rangle$
T_5	$\langle 0.9, 0.05\rangle$	$\langle 0.8, 0.1\rangle$	$\langle 0.9, 0.05\rangle$	$\langle 0.9, 0.05\rangle$
T_6	$\langle 0.1, 0.75\rangle$	$\langle 0.2, 0.75\rangle$	$\langle 0.3, 0.65\rangle$	$\langle 0.23, 0.55\rangle$

	f_5	f_6	f_7	f_8
T_1	$\langle 0.36, 0.45\rangle$	$\langle 0.64, 0.18\rangle$	$\langle 0.56, 0.36\rangle$	$\langle 0.7, 0.2\rangle$
T_2	$\langle 0.49, 0.33\rangle$	$\langle 0.70, 0.15\rangle$	$\langle 0.60, 0.15\rangle$	$\langle 0.5, 0.25\rangle$
T_3	$\langle 0.51, 0.25\rangle$	$\langle 0.69, 0.19\rangle$	$\langle 0.56, 0.06\rangle$	$\langle 0.8, 0.1\rangle$
T_4	$\langle 0.61, 0.25\rangle$	$\langle 0.58, 0.26\rangle$	$\langle 0.5, 0.16\rangle$	$\langle 0.7, 0.15\rangle$
T_5	$\langle 0.8, 0\rangle$	$\langle 0.80, 0.1\rangle$	$\langle 0.7, 0.1\rangle$	$\langle 0.2, 0.7\rangle$
T_6	$\langle 0.25, 0.71\rangle$	$\langle 0.54, 0.08\rangle$	$\langle 0.36, 0.06\rangle$	$\langle 0.2, 0.55\rangle$

表 2 评估目标的指标敏感度

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
T_1	0.15	0.05	0.15	0.12	0.16	0.13	0.18	0.04
T_2	0.22	0.16	0.11	0.08	0.10	0.16	0.11	0.06
T_3	0.08	0.19	0.12	0.06	0.19	0.09	0.16	0.12
T_4	0.14	0.09	0.14	0.07	0.09	0.16	0.15	0.16
T_5	0.13	0.12	0.16	0.16	0.06	0.12	0.09	0.17
T_6	0.08	0.09	0.25	0.10	0.10	0.16	0.16	0.07

5.1 几种作战意图情况下的目标威胁度及排序

5.1.1 作战意图完全不确定的情况

为了验证算法对数据处理的有效性,考虑态势意图完全不确定情况,设置作战意图概率在0.1～1之间随机产生,如表3所示.

表 3 目标作战意图

	L_1				L_2			
	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4
T_1	0.32	0.19	0.37	0.12	0.28	0.29	0.24	0.19
T_2	0.19	0.21	0.29	0.31	0.10	0.08	0.55	0.28
T_3	0.07	0.17	0.35	0.41	0.17	0.50	0.23	0.10
T_4	0.18	0.29	0.08	0.45	0.13	0.61	0.12	0.14
T_5	0.23	0.32	0.29	0.16	0.10	0.21	0.31	0.37
T_6	0.28	0.24	0.32	0.17	0.14	0.24	0.20	0.43

	L_3				L_4			
	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4
T_1	0.35	0.07	0.33	0.24	0.26	0.41	0.20	0.14
T_2	0.10	0.17	0.26	0.47	0.19	0.31	0.36	0.14
T_3	0.12	0.27	0.30	0.31	0.19	0.26	0.34	0.20
T_4	0.26	0.47	0.16	0.10	0.22	0.26	0.35	0.18
T_5	0.26	0.21	0.23	0.30	0.19	0.29	0.23	0.30
T_6	0.06	0.30	0.16	0.48	0.27	0.28	0.31	0.13

Step 1: 计算融合诱导值. 首先, 由表3中的数据和关联矩阵R, 根据式(4)计算目标作战意图感知信息, 结果如表4所示.

表 4　目标作战意图感知信息

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
T_1	0.13	0.05	0.13	0.13	0.21	0.13	0.18	0.04
	0.13	0.05	0.14	0.13	0.20	0.12	0.18	0.04
	0.11	0.05	0.12	0.13	0.22	0.13	0.20	0.04
	0.15	0.06	0.15	0.13	0.18	0.12	0.16	0.04
T_2	0.18	0.18	0.08	0.09	0.15	0.14	0.13	0.04
	0.14	0.17	0.06	0.10	0.20	0.14	0.15	0.03
	0.15	0.19	0.07	0.09	0.18	0.14	0.14	0.04
	0.20	0.18	0.09	0.09	0.14	0.14	0.11	0.05
T_3	0.05	0.20	0.06	0.06	0.31	0.07	0.18	0.06
	0.08	0.22	0.11	0.06	0.20	0.08	0.13	0.11
	0.06	0.21	0.08	0.06	0.27	0.07	0.17	0.08
	0.06	0.20	0.09	0.06	0.25	0.08	0.16	0.09
T_4	0.12	0.11	0.12	0.08	0.12	0.15	0.17	0.13
	0.16	0.11	0.15	0.08	0.09	0.14	0.12	0.15
	0.15	0.10	0.15	0.08	0.09	0.15	0.13	0.16
	0.12	0.09	0.12	0.09	0.12	0.16	0.16	0.13
T_5	0.12	0.13	0.15	0.18	0.08	0.11	0.09	0.15
	0.10	0.14	0.12	0.20	0.11	0.11	0.11	0.12
	0.11	0.13	0.14	0.18	0.08	0.11	0.10	0.14
	0.11	0.14	0.14	0.18	0.08	0.11	0.09	0.14
T_6	0.07	0.09	0.22	0.11	0.13	0.15	0.17	0.06
	0.06	0.11	0.18	0.11	0.15	0.14	0.19	0.05
	0.06	0.12	0.18	0.12	0.15	0.13	0.19	0.05
	0.07	0.10	0.23	0.11	0.12	0.15	0.16	0.06

然后, 计算标准化指标知识测度K', 得到所有指标的知识测度, 如表5所示.

表 5　标准化指标知识测度

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
T_1	0.12	0.12	0.14	0.14	0.11	0.12	0.13	0.13
T_2	0.13	0.12	0.14	0.13	0.12	0.13	0.11	0.11
T_3	0.11	0.12	0.15	0.13	0.11	0.14	0.10	0.15
T_4	0.13	0.13	0.14	0.12	0.13	0.12	0.10	0.13
T_5	0.13	0.12	0.13	0.13	0.12	0.12	0.11	0.12
T_6	0.14	0.15	0.15	0.12	0.15	0.10	0.07	0.12

最后, 根据式(9)～(13)计算融合诱导值V, 如表6所示.

Step 2: 计算IFIOWA算子的位置权重. 根据3.1节和3.2节的方法, 基于两类算法的偏好因子和4种算法的权系数$\alpha = [0.6, 0.4, 0.4, 0.6]$, 计算出4种算法的位置权重$W_1 \sim W_4$; 然后根据式(26)计算最终

表 6　基于作战意图感知信息融合的诱导值

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
T_1	0.13	0.05	0.14	0.13	0.20	0.12	0.18	0.04
T_2	0.17	0.18	0.08	0.09	0.16	0.14	0.13	0.04
T_3	0.06	0.21	0.09	0.06	0.26	0.08	0.16	0.09
T_4	0.13	0.10	0.13	0.08	0.11	0.15	0.15	0.14
T_5	0.11	0.14	0.14	0.18	0.09	0.11	0.10	0.14
T_6	0.07	0.10	0.21	0.11	0.13	0.15	0.18	0.06

融合的算子位置权重W, 结果如表7所示. 在模糊语义量化权重W_3确定算法中, $a = 0.1, b = 0.9$.

表 7　4种权重及融合权重

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
W_1	0.16	0.13	0.13	0.13	0.12	0.12	0.12	0.08
W_2	0.07	0.11	0.15	0.18	0.18	0.15	0.11	0.07
W_3	0.03	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16	0.03
W_4	0.13	0.12	0.19	0.13	0.11	0.11	0.08	0.12
W	0.11	0.13	0.16	0.15	0.14	0.13	0.11	0.08

Step 3: 利用IFIOWA算子进行指标信息集结. 根据获得的诱导值V和位置权重W, 利用IFIOWA算子(式(3)所示)计算信息集结结果, 可得

$$g = \{\langle 0.69, 0.20\rangle,\ \langle 0.65, 0.17\rangle,\ \langle 0.66, 0.15\rangle,\ \langle 0.65, 0.19\rangle,\ \langle 0.81, 0\rangle,\ \langle 0.30, 0.35\rangle\}.$$

Step 4: 计算威胁度及排序. 取最优解为$G^+ = \langle 1, 0\rangle$, 最劣解为$G^- = \langle 0, 1\rangle$, 根据式(27)计算出目标的威胁度及威胁排序, 结果如表8所示.

表 8　作战意图信息完全不确定下的目标威胁度及排序

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
d^+	0.28	0.31	0.30	0.31	0.14	0.61
d^-	0.77	0.78	0.80	0.77	0.95	0.56
p	0.73	0.72	0.73	0.71	0.87	0.48
排序	2	4	2	5	1	6

表8中: d^+表示目标与最优解之间的距离, d^-表示目标与最劣解之间的距离, p表示目标与最优解的相对距离; 目标T_5为武装直升机, 目标T_6为单兵武器, 目标$T_1 \sim T_4$为装甲装备. 通过结果可以看出, 目标T_5的威胁度最大, 目标T_6的威胁度最小, 目标$T_1 \sim T_4$的威胁度在T_5和T_6之间, 威胁评估结果与实际相符, 因此本文算法能够获得合理有效的评估结果.

5.1.2　获取的5种作战意图信息的情况

考虑目标作战意图发生变化, 4个信息感知节点$L_1 \sim L_4$获得了目标作战意图信息. 为了验证算法性能, 考虑如表9所示的5种作战意图信息$S_1 \sim S_5$.

表 9 目标作战意图

		L_1				L_2				L_3				L_4			
		TY_1	TY_2	TY_3	TY_4	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4	TY_1	TY_2	TY_3	TY_4
S_1	T_1	0.76	0.08	0.07	0.09	0.82	0.08	0.05	0.05	0.72	0.11	0.08	0.09	0.74	0.09	0.06	0.10
	T_2	0.74	0.10	0.10	0.06	0.78	0.04	0.09	0.09	0.84	0.07	0.05	0.04	0.80	0.06	0.07	0.07
	T_3	0.78	0.12	0.05	0.05	0.76	0.11	0.08	0.05	0.80	0.06	0.04	0.10	0.77	0.06	0.10	0.07
	T_4	0.81	0.06	0.05	0.08	0.81	0.07	0.07	0.05	0.82	0.04	0.05	0.09	0.79	0.08	0.04	0.08
	T_5	0.81	0.05	0.08	0.06	0.84	0.06	0.04	0.06	0.82	0.05	0.09	0.04	0.77	0.08	0.05	0.11
	T_6	0.81	0.04	0.08	0.07	0.78	0.08	0.07	0.07	0.77	0.06	0.07	0.10	0.75	0.08	0.09	0.08
S_2	T_1	0.05	0.80	0.06	0.09	0.06	0.85	0.04	0.05	0.03	0.84	0.06	0.07	0.05	0.81	0.05	0.09
	T_2	0.03	0.84	0.08	0.05	0.07	0.74	0.09	0.10	0.09	0.82	0.05	0.04	0.09	0.75	0.08	0.08
	T_3	0.03	0.89	0.04	0.04	0.04	0.85	0.07	0.04	0.05	0.81	0.04	0.10	0.07	0.77	0.10	0.07
	T_4	0.07	0.80	0.05	0.08	0.06	0.82	0.07	0.05	0.10	0.74	0.06	0.10	0.05	0.84	0.04	0.07
	T_5	0.07	0.79	0.08	0.06	0.07	0.83	0.04	0.06	0.08	0.79	0.09	0.04	0.05	0.81	0.04	0.10
	T_6	0.10	0.72	0.10	0.08	0.07	0.80	0.06	0.07	0.07	0.76	0.07	0.10	0.06	0.78	0.09	0.08
S_3	T_1	0.05	0.07	0.79	0.09	0.07	0.09	0.78	0.06	0.04	0.10	0.78	0.08	0.05	0.09	0.76	0.10
	T_2	0.03	0.08	0.84	0.05	0.06	0.04	0.82	0.08	0.09	0.08	0.79	0.04	0.09	0.06	0.77	0.08
	T_3	0.04	0.11	0.80	0.05	0.04	0.10	0.82	0.04	0.05	0.07	0.78	0.10	0.06	0.06	0.82	0.06
	T_4	0.08	0.06	0.77	0.09	0.06	0.07	0.82	0.05	0.10	0.05	0.75	0.10	0.05	0.08	0.78	0.08
	T_5	0.06	0.05	0.83	0.06	0.07	0.06	0.80	0.07	0.07	0.05	0.85	0.03	0.05	0.08	0.76	0.11
	T_6	0.09	0.04	0.80	0.07	0.08	0.08	0.77	0.07	0.06	0.06	0.78	0.10	0.05	0.07	0.80	0.08
S_4	T_1	0.05	0.07	0.06	0.82	0.06	0.08	0.05	0.81	0.03	0.10	0.07	0.80	0.05	0.08	0.05	0.82
	T_2	0.04	0.09	0.09	0.78	0.06	0.04	0.08	0.82	0.10	0.08	0.06	0.76	0.09	0.06	0.07	0.77
	T_3	0.04	0.11	0.05	0.80	0.05	0.11	0.08	0.76	0.04	0.05	0.03	0.88	0.07	0.06	0.10	0.77
	T_4	0.07	0.06	0.05	0.82	0.06	0.07	0.08	0.79	0.08	0.04	0.05	0.83	0.05	0.07	0.04	0.84
	T_5	0.06	0.05	0.08	0.81	0.07	0.06	0.04	0.83	0.08	0.06	0.10	0.76	0.04	0.07	0.04	0.85
	T_6	0.09	0.04	0.09	0.78	0.07	0.08	0.07	0.78	0.06	0.05	0.07	0.82	0.05	0.07	0.08	0.79
S_5	T_1	0.05	0.80	0.06	0.09	0.06	0.85	0.04	0.05	0.03	0.84	0.06	0.07	0.05	0.81	0.05	0.09
	T_2	0.03	0.08	0.84	0.05	0.06	0.04	0.82	0.08	0.09	0.08	0.79	0.04	0.09	0.06	0.77	0.08
	T_3	0.78	0.12	0.05	0.05	0.76	0.11	0.08	0.05	0.80	0.06	0.04	0.10	0.77	0.06	0.10	0.07
	T_4	0.07	0.06	0.05	0.82	0.06	0.07	0.08	0.79	0.08	0.04	0.05	0.83	0.05	0.07	0.04	0.84
	T_5	0.06	0.05	0.83	0.06	0.07	0.06	0.80	0.07	0.07	0.05	0.85	0.03	0.05	0.08	0.76	0.11
	T_6	0.10	0.72	0.10	0.08	0.07	0.80	0.06	0.07	0.07	0.76	0.07	0.10	0.06	0.78	0.09	0.08

按照上述流程和方法计算不同作战意图下的目标威胁度,结果如表10所示. 从表10可以看出,目标作战意图对目标的威胁度有一定的影响,目标的威胁度在小范围内进行变化,算法整体的评估结果比较稳定,不会产生与决策者主观判断相违背的情况. 目标的威胁度能够随作战意图的变化而变化,威胁度相近的目标的威胁排序可能发生变化,说明威胁相近的目标可以根据不同任务而具有不同威胁度,较好地反映了战场态势对目标威胁度的影响. 由于不同类型目标的威胁度差距较大,虽然威胁度随作战意图变化而变化,但不同类型目标之间的威胁度排序结果没有变化,从而保证评估算法具有较好的鲁棒性.

表 10 5种不同作战意图下目标威胁度

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
S_1	0.72	0.73	0.73	0.71	0.88	0.48
S_2	0.72	0.73	0.72	0.70	0.87	0.48
S_3	0.73	0.73	0.73	0.69	0.86	0.47
S_4	0.73	0.72	0.73	0.69	0.86	0.47
S_5	0.72	0.73	0.73	0.69	0.88	0.48

5.2 对比方法1 —— 基于IFS的TOPSIS方法

采用基于IFS多属性决策TOPSIS方法进行目标威胁评估[27]. TOPSIS方法是一种常用且具有良好效果的多属性决策方法,通过目标与正负理想解之间的距离关系进行决策. 很多学者对其进行研究并将

其应用到目标威胁评估中,获得了较好的评估效果. 对于 m 个方案 $\{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$, n 个属性 $\{C_1, C_2, \cdots, C_n\}$ 的多属性决策问题,设决策值矩阵为 $D = (d_{ij})_{m\times n} = (\langle \mu_{ij}, v_{ij}\rangle)_{m\times n}$,则计算步骤如下.

Step 1: 计算正理想解 $\alpha^+ = (\alpha_1^+, \alpha_2^+, \cdots, \alpha_n^+)$ 和负理想解 $\alpha^- = (\alpha_1^-, \alpha_2^-, \cdots, \alpha_n^-)$ 为

$$\alpha_j^+ = \begin{cases} \langle \max\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\mu_{ij}\}, \min\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\nu_{ij}\}\rangle = \langle \mu_j^+, \nu_j^+\rangle,\ C_j \in F_1; \\ \langle \min\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\mu_{ij}\}, \max\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\nu_{ij}\}\rangle = \langle \mu_j^+, \nu_j^+\rangle,\ C_j \in F_2; \end{cases}$$

$$\alpha_j^- = \begin{cases} \langle \min\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\mu_{ij}\}, \max\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\nu_{ij}\}\rangle = \langle \mu_j^-, \nu_j^-\rangle,\ C_j \in F_1; \\ \langle \max\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\mu_{ij}\}, \min\limits_{1\leqslant i\leqslant m}\{\nu_{ij}\}\rangle = \langle \mu_j^-, \nu_j^-\rangle,\ C_j \in F_2. \end{cases}$$

其中: F_1 是效益型指标, F_2 是成本型指标.

Step 2: 计算各指标值与正、负理想解的相似度 g_{ij}^+、g_{ij}^- 为

$$g_{ij}^+ = s(d_{ij}, \alpha_j^+) = 1 - \frac{|2(\mu_j^+ - \mu_{ij}) - (\nu_j^+ - \nu_{ij})|}{3} \times \left(1 - \frac{\pi_j^+ + \pi_{ij}}{2}\right) - \frac{|2(\nu_j^+ - \nu_{ij}) - (\mu_j^+ - \mu_{ij})|}{3} \times \left(\frac{\pi_j^+ + \pi_{ij}}{2}\right),$$

$$g_{ij}^- = s(d_{ij}, \alpha_j^-) = 1 - \frac{|2(\mu_j^- - \mu_{ij}) - (\nu_j^- - \nu_{ij})|}{3} \times \left(1 - \frac{\pi_j^- + \pi_{ij}}{2}\right) - \frac{|2(\nu_j^- - \nu_{ij}) - (\mu_j^- - \mu_{ij})|}{3} \times \left(\frac{\pi_j^- + \pi_{ij}}{2}\right).$$

其中: π_j^+ 和 π_j^- 是正负理想解的犹豫度, $\pi_j^+ = 1 - \mu_j^+ - \nu_j^+$, $\pi_j^- = 1 - \mu_j^- - \nu_j^-$; $g_{ij}^+, g_{ij}^- \in [0, 1]$.

Step 3: 计算各决策方案的加权相似度 S_i^+ 和 S_i^- 为

$$\begin{cases} S_i^+ = \sum\limits_{j=1}^{n} w_j \times g_{ij}^+, \\ S_i^- = \sum\limits_{j=1}^{n} w_j \times g_{ij}^-. \end{cases}$$

其中: $1 \leqslant i \leqslant m, 1 \leqslant j \leqslant n, w_j \in [0, 1], \sum\limits_{j=1}^{n} w_j = 1$. 利用信息熵方法计算指标权重

$$w_j = \frac{1 - E_j}{n - \sum\limits_{j=1}^{n} E_j},$$

E_j 由式(19)计算得到.

Step 4: 计算相对贴近度

$$T(x_i) = \frac{S_i^+}{S_i^+ + S_i^-}.$$

按照 Step 1 ~ Step 4 进行计算,可得评估结果如表11所示.

表 11 基于TOPSIS方法的威胁评估结果

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
S^+	0.83	0.83	0.83	0.80	0.92	0.45
S^-	0.59	0.59	0.59	0.61	0.50	0.96
T	0.59	0.58	0.59	0.57	0.65	0.32
排序	2	4	2	5	1	6

由表8和表11对比可以看出,在未获得有效的目标作战意图信息的情况下,本文所提方法获得目标威胁排序与基于IFS的TOPSIS方法相同,根据目标类型特点可以看出两种方法的威胁评估结果与实际相符,说明本文所提方法能够兼顾无法获得目标作战意图信息的情况. 结合表10中不同作战意图下的结果,可以看出本文的方法能够适应目标作战意图信息变化的需要,而基于IFS的TOPSIS方法却无法获得相应的结果. 此外,本文的方法由多种权重融合获得最终权重,而基于IFS的TOPSIS方法仅利用信息熵计算得到,权重的稳定性较差;本文方法采用基于IFIOWA算子进行信息集结,相对于基于IFS的TOPSIS方法利用相似度加权方法,能够避免特殊值的影响,提高评估结果的稳定性.

5.3 对比方法2——基于风险态度排序的方法

Wan等[12]提出了一种新的基于风险态度的排序方法,该方法基于直觉模糊集信息,融合了决策者的风险态度,能够较为准确地进行方案排序. 该方法步骤如下.

Step 1: 确定评估方案集 A 和属性集 X.

Step 2: 获得直觉模糊决策矩阵 R.

Step 3: 根据属性重要性确定属性权重偏好.

Step 4: 根据下面的模型计算属性权重:

$$\max\ Z = \sum_{i=1}^{m} \frac{\sum\limits_{j=1}^{n} w_j(\mu_{ij} + 1 - \nu_{ij} + \pi_{ij})}{2\sum\limits_{j=1}^{n} w_j(1 + \pi_{ij})};$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{j=1}^{n} w_j = 1,\ w_j \geqslant \varepsilon,\ j = 1, 2, \cdots, n.$$

取 $\varepsilon = 0.1$,则求解模型可得属性权重 $w = [0.10\ \ 0.10\ \ 0.20\ \ 0.10\ \ 0.10\ \ 0.20\ \ 0.10\ \ 0.10]$.

Step 5: 根据直觉模糊加权平均算子计算集结的

评估值$\tilde{r}_i(i=1,2,\cdots,m)$

$$\tilde{r}_i=\mathrm{IFWA}_w(\tilde{r}_{i1},\tilde{r}_{i2},\cdots,\tilde{r}_{in})=\Big\langle 1-\prod_{j=1}^{n}(1-\mu_{ij})^{w_j},\prod_{j=1}^{n}{\nu_{ij}}^{w_j}\Big\rangle. \tag{28}$$

经过计算可得

$$\tilde{r}=\{\langle 0.69,0.20\rangle,\ \langle 0.67,0.16\rangle,\ \langle 0.66,0.17\rangle\ \langle 0.65,0.19\rangle,\ \langle 0.82,0\rangle,\ \langle 0.32,0.34\rangle\}.$$

Step 6: 计算风险态度值测度$P_Q(I(\tilde{r}_i),\lambda)$,并根据该测度对方案进行排序. 取BUM方程为$Q(s)=s^t(t>0)$,则$\lambda=\dfrac{1}{1+t}$.

$$P_Q(I(\tilde{r}_i),\lambda)=\frac{t}{1+t}\Big(\frac{1-\nu_i}{1+\pi_i}\Big)+\frac{1}{1+t}\Big(1-\Big(\frac{1}{2}\Big)\pi_i^2\Big);$$

$$\begin{cases}0<t<1,\ \text{风险追求};\\ t=1,\ \text{风险中立};\\ t>1,\ \text{风险厌恶}.\end{cases}$$

分别取$t=0.5,1,2$,则评估结果如表12所示.

表 12 基于风险态势排序方法的威胁评估结果

t	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
0.5	0.90	0.90	0.89	0.89	0.94	0.79
1	0.86	0.85	0.85	0.84	0.92	0.72
2	0.81	0.81	0.80	0.79	0.89	0.64

对比表8、表10和表12可以发现,威胁度最大的都是目标T_5,威胁度最小的都是目标T_6,$T_1\sim T_4$的威胁度相近,两种算法的威胁评估结果整体上一致,结合目标类型可以看出两种方法的评估结果都合理有效. 对比算法利用决策者的风险态度进行评估,考虑了风险态度对结果的影响,但没有从目标作战意图的角度进行考虑. 本文算法能够有效利用目标作战意图信息,根据目标作战意图动态调整目标威胁排序. 从结果可以看出,本文算法能够对不同类型的目标威胁度进行有效区分,只有威胁相近目标的威胁排序有所不同,算法的稳定性较高.

与对比算法相比,本文算法增加了基于作战意图融合的诱导值计算和权重融合计算环节,算法整体的计算量有所增加. 在诱导值计算中,计算量主要体现在基于灰色关联群决策的诱导值调整方面,对于l个信息感知节点,基于灰色关联群决策方法可以在有限步ST内完成,则该部分的计算复杂度为$O(l\cdot\mathrm{ST})$. 在融合权重计算方面,可按照式(25)进行计算,计算复杂度为$O(n)$. 因为$O(n)\ll O(l\cdot\mathrm{ST})$,所以算法整体增加的时间复杂度为$O(l\cdot\mathrm{ST})$.

6 结 论

本文针对战场目标的威胁评估问题,以直觉模糊信息处理为基础,利用直觉模糊诱导有序加权算子IFIOWA进行信息集结. 定义了作战意图感知矩阵,利用基于灰色关联群决策的方法,将作战意图信息和指标值知识测度信息融合,计算信息集结的诱导值,使得目标的作战意图信息作用于信息集结算子IFIOWA. 利用最小二乘方法融合基于排序位置的权重和基于指标信息的权重,得到算子融合的位置权重,权重的因素考虑得更加全面,提高了信息集结的科学性. 通过与基于IFS的TOPSIS方法和基于风险态度排序的方法进行对比,结果表明本文算法获得的目标威胁度合理有效,算法能够有效融合目标作战意图,使得目标威胁度根据目标作战意图信息进行动态调整,提高了目标威胁评估结果的准确性.

参考文献(References)

[1] 武华, 苏秀琴. 基于群广义直觉模糊软集的空袭目标威胁评估方法[J]. 控制与决策, 2015, 30(8): 1462-1468.
(Wu H, Su X Q. Threat assessment of aerial targets based on group generalized intuitionistic fuzzy soft sets[J]. Control and Decision, 2015, 30(8): 1462-1468.)

[2] 张堃, 王雪, 张才坤, 等. 基于IFE动态直觉模糊法的空战目标威胁评估[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(4): 697-701.
(Zhang K, Wang X, Zhang C K, et al. Evaluating and sequencing of air target threat based on IFE anddynamic intuitionistic fuzzy sets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(4): 697-701.)

[3] 陈浩, 任卿龙, 滑艺, 等. 基于模糊神经网络的海面目标战术意图识别[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(8): 1847-1853.
(Chen H, Ren Q L, Hua Y, et al. Fuzzy neural network based on the tactical intention recognition for sea targets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(8): 1847-1853.)

[4] 赵福均, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于置信规则库和证据推理的空中目标意图识别方法[J]. 电光与控制, 2017, 24(8): 15-19.
(Zhao F J, Zhou Z J, Hu C H, et al. Aerial target intention recognition approach based on belief-rule-base and evidential reasoning[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(8): 15-19.)

[5] Johansson F, Falkman G. Implementation and integration of a Bayesian network for prediction of tactical intention into a ground target simulator[C]. Int Conf on Information

Fusion. Florence: IEEE, 2007: 1-7.

[6] 王昊冉, 老松杨, 白亮, 等. 基于MEBN的战术级空中目标意图识别[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(10): 133-138.
(Wang H R, Lao S Y, Bai L, et al. Tactical air target intention recognition based on multi-entities bayesian network[J]. Fire Control & Command Control, 2012, 37(10): 133-138.)

[7] 张肃, 程启月, 解瑶, 等. 不确定空情信息条件下的意图识别方法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2008, 9(3): 50-53.
(Zhang S, Cheng Q Y，Xie Y, et al. A method of Inference Intention with Uncertain Aerial Information[J]. J of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2008, 9(3): 50-53.)

[8] Atanassov K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets & Systems, 1986, 20(1): 87-96.

[9] Li D F. Multiattribute decision making models and methods using intuitionistic fuzzy sets[J]. J of Computer and System Sciences, 2005, 70(1): 73-85.

[10] Wan S P, Wang F, Dong J Y. A preference degree for intuitionistic fuzzy values and application to multi-attribute group decision making[J]. Information Sciences, 2016, 370/371: 127-146.

[11] Wan S P, Wang F, Dong J Y. A novel group decision making method with intuitionistic fuzzy preference relations for RFID technology selection[J]. Applied Soft Computing, 2016, 38: 405-422.

[12] Wan S P, Wang F, Dong J Y. A novel risk attitudinal ranking method for intuitionistic fuzzy values and application to MADM[J]. Applied Soft Computing, 2016, 40: 98-112.

[13] Wan S P, Wang F, Dong J Y. Additive consistent interval-valued Atanassov intuitionistic fuzzy preference relation and likelihood comparison algorithm based group decision making[J]. European J of Operational Research, 2017, 263(2): 571-582.

[14] 杜源, 王永春, 徐永杰. 基于IFHPOWA算子的空中目标威胁评估变权模型[J]. 电光与控制, 2014, 21(3): 23-28.
(Du Y, Wang Y C, Xu Y J. A Variable Weight Model Based on IFHPOWA Operator for Air Target Threat Evaluation[J]. Electronics Optics& Control, 2014, 21(3): 23-28.)

[15] 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 assessment method with uncertain attribute weight based on intuitionistic fuzzy multi-attribute decision[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(12): 2509-2514.)

[16] Yager R R, Filev D P. Induced ordered weighted averaging operators[J]. IEEE Trans on Systems, Man, & Cybernetics Part B, 1999, 29(2): 141-150.

[17] Xu Z S. Intuitionistic fuzzy aggregation operators[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2007, 15(6): 1179-1187.

[18] Li D F. Multiattribute decision making method based on generalized OWA operators with intuitionistic fuzzy sets[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 8673-8678.

[19] Satyajit D, Bapi D, Debashree G. Weight computation of criteria in a decision-making problem by knowledge measure with intuitionistic fuzzy set and interval-valued intuitionistic fuzzy set[J]. Soft Computing, 2015, 20(9): 3421-3442.

[20] Atanassov K, Georgi Gargov. Interval valued intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1989, 31(3): 343-349.

[21] Wen-Liang Hung, Miin-Shen Yang. Fuzzy entropy on intuitionistic fuzzy sets[J]. Int J of Intelligent Systems, 2006, 21(4): 443-451.

[22] Zhang H M，Yu L Y. New distance measures between intuitionistic fuzzy sets and interval-valued fuzzy sets[J]. Information Sciences, 2013, 245: 181-196.

[23] Liang X, Wei C P, Chen Z M. An intuitionistic fuzzy weighted OWA operator and its application[J]. Int J of Machine Learning and Cybernetics, 2013, 4(6): 713-719.

[24] Hoang Nguyen. A new knowledge-based measure for intuitionistic fuzzy sets and its application in multiple attribute group decision making[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(22): 8766-8774.

[25] 陈志旺, 杨七, 白锌, 等. 基于灰色关联求解权重未知的区间直觉模糊集多属性群决策[J]. 模糊系统与数学, 2015, 29(6): 64-75.
(Chen Z W, Yang Q, Bai X, et al. Based on grey relational analysis method the multiple attribute group decision making of interval-valued intuitionistic fuzzy sets with unknown weights[J]. Fuzzy Systems and Mathematic, 2015, 29(6): 64-75.)

[26] Byeong Seok Ahn, Haechurl Park. Least-squared ordered weighted averaging operator weights[J]. Int J of Intelligent Systems, 2008, 23(1): 33-49.

[27] Shyi-Ming Chen, Shou-Hsiung Cheng, Tzu-Chun Lan. Multicriteria decision making based on the TOPSIS method and similarity measures between intuitionistic fuzzy values[J]. Information Sciences, 2016, 367/368: 279-295.

(责任编辑：齐　霁)