

# Avaliação de Ameaças com Decisão em Três Vias no Combate Aéreo Além do Alcance Visual

Humberto Baldessarini Pires<sup>1</sup>, Lamartine Nogueira Frutuoso Guimarães<sup>1</sup> e Sergio Rebouças<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos/SP - Brasil

**Resumo**— A Avaliação de Ameaças (TA) é crucial no contexto do combate aéreo Além do Alcance Visual (BVR). No entanto, os métodos tradicionais de TA predominantemente adotam um sistema binário de aceitação ou rejeição de alvos, tornando o processo decisório menos preciso, além de não considerarem a natureza dinâmica e incerta das informações. Diferentemente, o presente artigo propõe um método inteligente capaz de priorizar alvos baseado no conceito *fuzzy* intuicionista e de integrar o modo de decisão em três vias, permitindo a categorização eficiente desses alvos. Análises realizadas mostraram que o método proposto não apenas manteve a ordenação consistente das ameaças, como foi superior na distinção dos alvos quando comparado com um método recentemente introduzido na literatura, apresentando um tempo médio de execução de  $0,0069 \text{ s} \pm 0,0011 \text{ s}$ . Os resultados demonstram que o método proposto pode aperfeiçoar o processo de avaliação de ameaças no âmbito do combate aéreo BVR.

**Palavras-Chave**— Avaliação de ameaças, TOPSIS, combate aéreo.

## I. INTRODUÇÃO

O processo de tomada de decisão no combate aéreo Além do Alcance Visual (*Beyond Visual Range*, BVR) constitui uma tarefa complexa [1]. Nesse tipo de missão, os pilotos necessitam confiar plenamente nas informações fornecidas pela suíte de sensores embarcados a fim de determinar a posição e o estado da formação inimiga, viabilizando a avaliação das ameaças (*Threat Assessment*, TA). Isso determinará a sequência de manobras necessárias para ser estabelecida uma posição favorável para o lançamento dos mísseis ar-ar.

Tipicamente, os pilotos realizam a fusão das informações de forma manual e, à medida que o número de alvos na arena de combate aumenta e / ou a situação se torna mais crítica, o processamento do maior volume de dados disponíveis tende a sobrecarregá-los [1]. Nesse sentido, torna-se imprescindível o emprego de sistemas inteligentes de suporte à decisão.

Basicamente, a TA executada por sistemas inteligentes permite a quantificação das intenções dos alvos ao definir os seus respectivos valores de ameaça (*Threat Values*, TVs), facilitando a tomada de decisão no campo de batalha [2], o que implica a otimização da tarefa de alocação de armamento com o fito de maximizar o dano total esperado [3]. Tradicionalmente, esse processo é executado por meio das seguintes fases: (1) aquisição dos atributos das ameaças presentes no cenário; (2) processamento da informação adquirida, incluindo a conversão dos dados em uma representação matemática, como números *fuzzy*; (3) determinação dos valores de ameaça dos alvos usando um método de decisão; e (4) classificação dos alvos com base em seus respectivos TVs.

No entanto, a TA tradicional somente classifica as ameaças ao gerar uma lista simples de prioridade, exigindo que os operadores escolham quais alvos serão engajados dentro dessa lista. Esse método binário de decisão pode resultar em julgamentos errôneos [4] e proporcionar desperdício de um recurso limitado e precioso como os mísseis ar-ar que equipam as aeronaves. Diferentemente, o método de decisão em três vias [5] refina esses métodos binários ao categorizar as ameaças em três domínios distintos: positivo (POS), negativo (NEG) e limítrofe (*Boundary*, BND), representando aceitação, rejeição e não-compromisso, respectivamente [6].

Abordagens recentes relacionadas à TA compreendem a utilização de Redes Bayesianas [7] e Redes Neurais Artificiais (RNA) [8], [9]. Redes Bayesianas, no entanto, enfrentam desafios na formação de estruturas e na determinação dos TVs dos alvos [10], enquanto as RNA requerem extensos conjuntos de dados, o que pode ser problemático para o desenvolvimento de modelos relacionados ao combate aéreo BVR.

Dado que a TA é uma atividade dinâmica e caracterizada pela incerteza [11], uma vez que depende do processamento de informações advindas de diferentes tipos de sensores, muitos pesquisadores têm desenvolvido trabalhos na área sob a ótica *fuzzy* intuicionista, devido à adequabilidade de aplicação dessa abordagem em cenários marcados pela incerteza e pela variabilidade das informações [12], [13]. Como a TA é essencialmente um problema de tomada de decisão multi-atributo [14], essa tendência originou a Tomada de Decisão Multi-Atributo *Fuzzy* Intuicionista (*Intuitionistic Fuzzy Multi-Attribute Decision Making*, IFMADM).

A IFMADM envolve a escolha de uma opção ideal entre várias alternativas com base em diferentes atributos. Tal seleção é viabilizada por um método de decisão, como o TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*) [15], capaz de gerar classificações abrangentes de forma eficaz [11]. Isso é realizado por meio da análise comparativa das alternativas contra as soluções ideais positiva e negativa, objetivando identificar a alternativa mais próxima da solução ideal positiva e, ao mesmo tempo, mais distante da solução ideal negativa, de maneira a garantir um processo de tomada de decisão preciso e confiável [15].

No combate aéreo BVR, muitos trabalhos aderem a metodologias tradicionais que empregam métodos de decisão em duas vias, bem como as informações disponíveis são processadas de maneira a desconsiderar a natureza dinâmica e incerta do cenário. Exemplos incluem [16], [17].

Com o propósito de tratar adequadamente a incerteza e a variabilidade das informações inerentes ao combate aéreo BVR, bem como proporcionar uma classificação eficaz das ameaças e a sua categorização em tipos de decisões, este artigo propõe um método inteligente que executa a avaliação

de ameaças de modo *fuzzy* intuicionista com decisão em três vias. Para isso, o método proposto utiliza uma versão do TOPSIS introduzida em [18], intitulada *Extended Weighted Intuitionistic Fuzzy* (IF) TOPSIS.

Como contribuições, a abordagem explorada aprimora os métodos tradicionais de TA no combate aéreo BVR ao: (1) adotar um modelo de obtenção dos TVs dos alvos baseado no processamento das informações sob o conceito *fuzzy* intuicionista; e (2) fornecer uma estrutura de decisão em três vias integrada ao método proposto, permitindo a categorização dos alvos para engajamento, não engajamento ou observação.

## II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### A. Conjuntos Fuzzy Intuicionistas

**Definição 1** [19], [20]. Um conjunto *fuzzy* intuicionista  $\tilde{A}$  pertencente a um conjunto finito e não vazio  $X$  pode ser expresso por (1).

$$\tilde{A} = \{ \langle x, \mu_{\tilde{A}}(x), \nu_{\tilde{A}}(x) \rangle \mid x \in X \}, \quad (1)$$

em que  $\langle \mu_{\tilde{A}}(x), \nu_{\tilde{A}}(x) \rangle \in [0, 1]$ , para  $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x) + \nu_{\tilde{A}}(x) \leq 1$ , representa os graus de pertinência e não pertinência, respectivamente, de um número *fuzzy*  $x$  em  $X$ . O grau de hesitação do elemento  $x$  é definido por  $\pi_{\tilde{A}}(x)$ , observando-se a condição  $\pi_{\tilde{A}}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x) - \nu_{\tilde{A}}(x)$ .

### B. Decisão em Três Vias Baseada na Teoria dos Conjuntos Aproximados Decisionais

**Definição 2.** Yao [5] introduziu a teoria dos conjuntos aproximados decisionais baseado na teoria dos conjuntos aproximados de Pawlak [21]. Tais conjuntos decisionais consistem em dois estados e três ações. Considerando os estados  $\Omega = \{C, \neg C\}$ , em que  $C$  representa um alvo pertencente a uma específica categoria, e  $\neg C$  denota um alvo não pertencente a essa mesma categoria, permita  $\mathcal{A}_C = \{a_P, a_B, a_N\}$  como o conjunto de ações, com  $a_P, a_B, a_N$  descrevendo cenário em que  $x \in \text{POS}(C)$ ,  $x \in \text{BND}(C)$  e  $x \in \text{NEG}(C)$ , respectivamente. Para essas condições, a Tabela I ilustra as correspondentes funções de perda no método de decisão em três vias [5].

TABELA I  
FUNÇÕES DE PERDA NO MÉTODO DE DECISÃO EM TRÊS VIAS [5].

|       | $C$            | $\neg C$       |
|-------|----------------|----------------|
| $a_P$ | $\lambda_{PP}$ | $\lambda_{PN}$ |
| $a_B$ | $\lambda_{BP}$ | $\lambda_{BN}$ |
| $a_N$ | $\lambda_{NP}$ | $\lambda_{NN}$ |

Na Tabela I, os conjuntos  $\{\lambda_{PP}, \lambda_{BP}, \lambda_{NP}\}$  e  $\{\lambda_{PN}, \lambda_{BN}, \lambda_{NN}\}$  descrevem as funções de perda de  $a_P, a_B$  e  $a_N$  quando um alvo pertence aos estados  $C$  e  $\neg C$ , respectivamente. Adicionalmente,  $\text{Pr}(C \mid x)$  e  $\text{Pr}(\neg C \mid x)$  significam as probabilidades condicionais (Pr) de os alvos pertencerem a esses dois estados. Neste trabalho, as probabilidades condicionais representam os TVs dos alvos. As funções de perda obedecem às desigualdades  $0 \leq \lambda_{PP} \leq \lambda_{BP} < \lambda_{NP}$  e  $0 \leq \lambda_{NN} \leq \lambda_{BN} < \lambda_{PN}$ .

De acordo com Jia *et al.* [22], a primeira etapa para a obtenção da decisão em três vias compreende o estabelecimento dos valores máximo e mínimo para cada atributo  $j$ .

Neste artigo, em que os atributos dos alvos são representados como números *fuzzy* intuicionistas, tais valores são definidos como  $z_{\max}^j = \langle 1, 0 \rangle$  e  $z_{\min}^j = \langle 0, 1 \rangle$ .

No contexto da TA, a matriz das funções de perda inerentes a um atributo  $j$  de um alvo  $i$  é detalhada por (2).

$$\lambda_{ij} = \begin{pmatrix} \lambda_{PP}^{ij} & \lambda_{PN}^{ij} \\ \lambda_{BP}^{ij} & \lambda_{BN}^{ij} \\ \lambda_{NP}^{ij} & \lambda_{NN}^{ij} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & d(z_{ij}, z_{\max}^j) \\ \sigma d(z_{ij}, z_{\min}^j) & \sigma d(z_{ij}, z_{\max}^j) \\ d(z_{ij}, z_{\min}^j) & 0 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

em que  $\sigma$  é o coeficiente de aversão ao risco, restrito a  $0 \leq \sigma < 0.5$ , enquanto  $d(z_{ij}, z_{\max}^j)$ , por exemplo, indica a distância entre os números *fuzzy* intuicionistas  $z_{ij}$  e  $z_{\max}^j$ . O coeficiente  $\sigma$  é diretamente proporcional ao nível de consciência situacional no campo de batalha [4].

Contudo, um mesmo alvo  $i$ , ou seja,  $T_i$  possui mais de um atributo  $j$ , ou seja,  $A_j$ . A integração de todos os atributos de  $T_i$  é realizada por (3), de maneira a originar a matriz integrada das funções de perda do alvo.

$$\lambda_i = \begin{pmatrix} \lambda_{PP}^i & \lambda_{PN}^i \\ \lambda_{BP}^i & \lambda_{BN}^i \\ \lambda_{NP}^i & \lambda_{NN}^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_j w_j \lambda_{PP}^{ij} & \sum_j w_j \lambda_{PN}^{ij} \\ \sum_j w_j \lambda_{BP}^{ij} & \sum_j w_j \lambda_{BN}^{ij} \\ \sum_j w_j \lambda_{NP}^{ij} & \sum_j w_j \lambda_{NN}^{ij} \end{pmatrix}, \quad (3)$$

em que  $w_j$  indica o peso do atributo  $j$ .

A partir de (3), torna-se possível calcular limiares de decisão (*thresholds*) que possibilitarão a divisão do conjunto finito e não vazio  $X$  em três regiões distintas. Isso é realizado por (4) e (5).

$$\alpha_i = \frac{(\lambda_{PN}^i - \lambda_{BN}^i)}{(\lambda_{PN}^i - \lambda_{BN}^i) + (\lambda_{BP}^i - \lambda_{PP}^i)} \quad (4)$$

$$\beta_i = \frac{(\lambda_{BN}^i - \lambda_{NN}^i)}{(\lambda_{BN}^i - \lambda_{NN}^i) + (\lambda_{NP}^i - \lambda_{BP}^i)} \quad (5)$$

Uma vez definido o  $TV_i$  de um alvo  $i$ , as decisões podem ser obtidas conforme detalhado na Tabela II, adaptada de [11]. Para um dado momento  $t$ , se  $TV_i \geq \alpha$ , então  $T_i \in \text{POS}(C)$ , indicando que o alvo deve ser engajado; se  $\beta < TV_i < \alpha$ , então  $T_i \in \text{BND}(C)$ , significando que a exigência de engajamento não pode ser determinada e uma observação adicional é necessária; finalmente, quando  $T_i \in \text{NEG}(C)$ , o alvo ainda não constitui uma ameaça. Convém ressaltar que o método de decisão em três vias, baseado na análise das informações disponíveis, atua como uma ferramenta de auxílio para os tomadores de decisão.

TABELA II  
TIPOS DE DECISÕES PARA A AVALIAÇÃO DE AMEAÇAS.

| Probabilidade               | Categorias                         | Decisão     |
|-----------------------------|------------------------------------|-------------|
| $TV_i \geq \alpha_i$        | $\text{POS}(C)$ : ameaça           | Engajar     |
| $\beta_i < TV_i < \alpha_i$ | $\text{BND}(C)$ : potencial ameaça | Observar    |
| $TV_i \leq \beta_i$         | $\text{NEG}(C)$ : não ameaça       | Não engajar |

### C. IFMADM

Considere um conjunto de alvos aéreos, representado por  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ , com um total de  $m$  alvos, enquanto  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$  significa o conjunto de  $n$  atributos que caracterizam um alvo. O vetor dos pesos desses atributos pode ser definido como  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ , com  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ .

Na IFMADM, os atributos dos alvos devem ser convertidos em números *fuzzy* intuicionistas. Nesse processo, os valores dos atributos devem ser primeiramente normalizados, o que pode ser realizado de acordo com (6).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_{1 \leq i \leq m}(x_{ij})}, \quad (6)$$

em que  $r_{ij}$  representa o valor normalizado, e  $x_{ij}$  o valor de  $A_j$  para  $T_i$ .

Realizada a normalização dos valores dos atributos, os graus de pertinência ( $\mu_{ij}$ ) e não pertinência ( $\nu_{ij}$ ) do alvo  $T_i \in T$  com relação ao atributo  $A_j \in A$  podem ser obtidos usando-se (7) e (8), respectivamente.

$$\mu_{ij} = \frac{r_{ij}}{\min_{1 \leq i \leq m}(r_{ij}) + \max_{1 \leq i \leq m}(r_{ij})} \quad (7)$$

$$\nu_{ij} = \frac{\min_{1 \leq i \leq m}(r_{ij}) \max_{1 \leq i \leq m}(r_{ij})}{r_{ij} [\min_{1 \leq i \leq m}(r_{ij}) + \max_{1 \leq i \leq m}(r_{ij})]} \quad (8)$$

Então, a matriz de decisão  $Z$  é gerada sob a forma  $(z_{ij})_{m \times n}$ , em que  $z_{ij}$  indica o valor de  $A_j$  para  $T_i$ .

### III. AVALIAÇÃO DE AMEAÇAS NO COMBATE AÉREO BVR

O problema abordado neste artigo concentra-se na avaliação de múltiplas ameaças no domínio do combate aéreo BVR, em que os dados sobre esses alvos são processados para determinar os seus respectivos TVs, bem como a sua categorização em três tipos de decisões. Para isso, uma série de etapas precisam ser detalhadas.

#### A. Cálculo dos pesos dos atributos

O cálculo dos pesos dos atributos é essencial na IFMADM. Neste trabalho, isso é realizado por meio de uma abordagem objetiva, em que os pesos são obtidos utilizando-se o método CIFE (*Cosine Intuitionistic Fuzzy Entropy*) [23] e o modelo de programação não-linear, ambos especificados em (9) e (10), respectivamente. Uma maior entropia para um atributo, indicada por  $E_j$ , significa um aumento na incerteza das informações relativas a esse atributo, o que reduz a eficácia dos dados de avaliação e resulta na definição de um peso menor para o atributo em questão.

$$E_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos \left[ \frac{(\mu_{ij} - \nu_{ij})(1 - \pi_{ij})\pi}{2} \right] \quad (9)$$

$$\begin{cases} \min & \sum_{j=1}^m (w_j)^2 E_j \\ \text{s. t.} & \sum_{j=1}^m w_j = 1 \end{cases} \quad (10)$$

### B. O Extended Weighted IF TOPSIS

O *Extended Weighted IF TOPSIS* é executado da seguinte maneira:

#### 1) Calculando as soluções ideais

A Solução Ideal Positiva (*Positive Ideal Solution*, PIS) e a Solução Ideal Negativa (*Negative Ideal Solution*, NIS) são calculadas conforme (11) e (12), respectivamente.

$$Z^+ = (Z_1^+, \dots, Z_n^+) = (\langle \mu_1^+, \nu_1^+ \rangle, \dots, \langle \mu_n^+, \nu_n^+ \rangle), \quad (11)$$

em que  $\mu_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m}(\mu_{ij})$ ,  $\nu_j^+ = \min_{1 \leq i \leq m}(\nu_{ij})$  e  $Z^+$  constitui a avaliação do estado  $C$ .

$$Z^- = (Z_1^-, \dots, Z_n^-) = (\langle \mu_1^-, \nu_1^- \rangle, \dots, \langle \mu_n^-, \nu_n^- \rangle), \quad (12)$$

em que  $\mu_j^- = \min_{1 \leq i \leq m}(\mu_{ij})$ ,  $\nu_j^- = \max_{1 \leq i \leq m}(\nu_{ij})$  e  $Z^-$  representa o estado menos desejado ( $-C$ ).

#### 2) Computando as distâncias normalizadas

A distância entre dois números *fuzzy* intuicionistas  $a = \langle \mu_a, \nu_a \rangle$  e  $b = \langle \mu_b, \nu_b \rangle$  pode ser quantificada por (13) a (17). Essa medida é essencial para a determinação da proximidade entre os atributos dos alvos e as soluções ideais, o que permitirá a classificação dos alvos.

$$d(a, b) = \sqrt{[(\tilde{\mu}_a - \tilde{\mu}_b) + (\tilde{\nu}_a - \tilde{\nu}_b)]/2}, \quad (13)$$

em que:

$$\tilde{\mu}_a = \mu_a \left[ 1 + \frac{2}{3} \pi_a (1 + \pi_a) \right] \quad (14)$$

$$\tilde{\nu}_a = \nu_a \left[ 1 + \frac{2}{3} \pi_a (1 + \pi_a) \right] \quad (15)$$

$$\tilde{\mu}_b = \mu_b \left[ 1 + \frac{2}{3} \pi_b (1 + \pi_b) \right] \quad (16)$$

$$\tilde{\nu}_b = \nu_b \left[ 1 + \frac{2}{3} \pi_b (1 + \pi_b) \right] \quad (17)$$

As distâncias de cada um dos alvos para a PIS e a NIS são obtidas de acordo com (18) e (19).

$$d(z_i, z^+) = \sum_{j=1}^n w_j d(z_{ij}, z^+) \quad (18)$$

$$d(z_i, z^-) = \sum_{j=1}^n w_j d(z_{ij}, z^-) \quad (19)$$

As distâncias normalizadas de cada um dos alvos para a PIS e a NIS são definidas por (20) e (21).

$$D_i^+ = \frac{d(z_i, z^+)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [d(z_i, z^+)]^2}} \quad (20)$$

$$D_i^- = \frac{d(z_i, z^-)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [d(z_i, z^-)]^2}} \quad (21)$$

### 3) Estimando as probabilidades condicionais dos alvos

A proximidade relativa (*Relative closeness*,  $R_c$ ) de um alvo  $T_i$  em relação à PIS e à NIS pode ser estimada por (22).

$$R_c(T_i) = \frac{D_i^-}{D_i^- + D_i^+} \quad (22)$$

É importante notar que  $R_c(T_i)$  representa a probabilidade de  $T_i$  pertencer ao estado desejado  $C$ . Consequentemente, a probabilidade condicional de  $T_i$ , ou seja,  $TV_i$ , é definido por (23).

$$\Pr(C | T_i) = TV_i = R_c(T_i) \quad (23)$$

Uma vez que as probabilidades condicionais de todos os alvos, indicada por  $\Pr(C | T)$ , são conhecidas, o processo de decisão em três vias, para a categorização dos alvos, é realizado conforme descrito na Subsecção II-B.

### C. O método proposto

A Fig. 1 mostra o processo de avaliação executado pelo método proposto para um dado momento  $t$ .

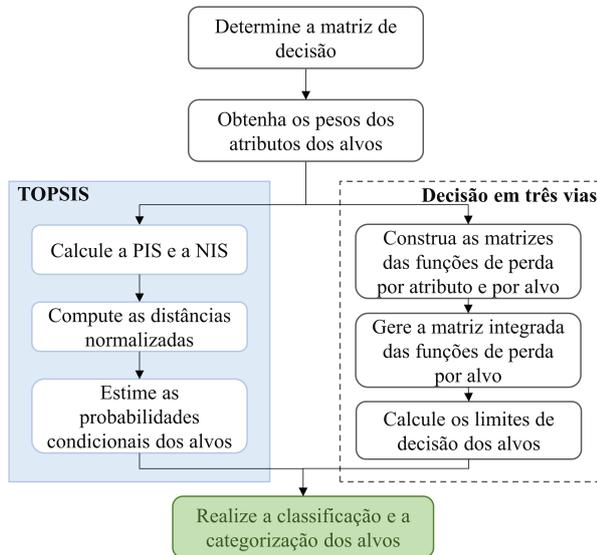


Fig. 1. O método proposto.

Com base na Fig. 1, o método proposto pode ser delineado em uma série de passos:

**Passo 1.** Em função da incerteza e da variabilidade desse tipo de cenário, os valores dos atributos dos alvos necessitam ser convertidos em números *fuzzy* intuicionistas. Isso é realizado por (6) a (8), culminando na matriz de decisão  $Z$ .

**Passo 2.** Os pesos dos atributos são obtidos pela aplicação do método CIFE e do modelo de programação não-linear, detalhados em (9) e (10), respectivamente. Tal processo origina o vetor de pesos  $W$ .

**Passo 3.** O *Extended Weighted IF TOPSIS* é iniciado, sendo realizados os seguintes procedimentos:

- A PIS e a NIS são calculadas conforme (11) e (12).
- As distâncias normalizadas dos alvos para a PIS e para a NIS são computadas usando-se (13) a (21).

c) A proximidade relativa dos alvos é estimada por (22), refletindo a probabilidade de alinhamento de cada alvo com a PIS. De acordo com (23), esse valor representa a probabilidade condicional do alvo e determina o TV de cada alvo dentro do intervalo  $[0, 1]$ .

**Passo 4.** O processo de decisão em três vias é iniciando, englobando:

a) A construção da matriz das funções de perda por atributo e por alvo, como definido por (2).

b) A geração da matriz integrada das funções de perda por alvo, como especificado por (3).

c) O cálculo dos limiares de decisão dos alvos, de acordo com (4) e (5).

**Passo 5.** Os TVs dos alvos são comparados com os seus respectivos limiares de decisão  $\alpha$  e  $\beta$ , sendo possível categorizá-los como passíveis de engajamento, observação ou não engajamento, como definido na Tabela II.

Os passos que definem o método proposto são executados pelo algoritmo cujo pseudocódigo é apresentado na Tabela III.

TABELA III  
PSEUDOCÓDIGO DO MÉTODO PROPOSTO.

**Algoritmo 1:** Avaliação de Ameaças em Combate Aéreo BVR com Decisão em Três Vias

- Determine  $Z$  de acordo com (6) a (8)
- Obtenha  $W$  usando (9) e (10)
- Calcule PIS e NIS conforme (11) e (12)
- para**  $i$  em  $z_{ij} \in Z_{m \times n}$  **faça**
- Compute  $D_i^+$  e  $D_i^-$  por (13) a (21)
- Estime  $\Pr(C | T_i)$  com (22) e (23)
- para**  $j$  em  $z_{ij} \in Z_{m \times n}$  **faça**
- Construa a matriz  $\lambda_{ij}$  para  $T_i$  sob  $A_j$  de acordo com (2)
- fim para**
- Gere a matriz integrada  $\lambda_i$  usando (3)
- Calcule  $\alpha$  e  $\beta$  por meio de (4) e (5)
- Categorize  $T_i$  conforme a Tabela II
- fim para**
- Retorne  $\Pr(C | T)$  e a categorização dos alvos

## IV. ESTUDO DE CASO

### A. O cenário

Com o objetivo de comparar e analisar a eficácia e a adequabilidade do método proposto, o estudo de caso selecionado para este trabalho baseou-se no cenário explorado em [24], conforme mostrado na Fig. 2. Esse cenário simula o combate aéreo 1v4, ou seja, uma aeronave amiga (em azul) contra quatro alvos inimigos (em vermelho), representados pelo conjunto de alvos  $T = \{T_1, T_2, T_3, T_4\}$ , correspondendo às aeronaves F-16C, F-16C, F-5E e F-15E, respectivamente.

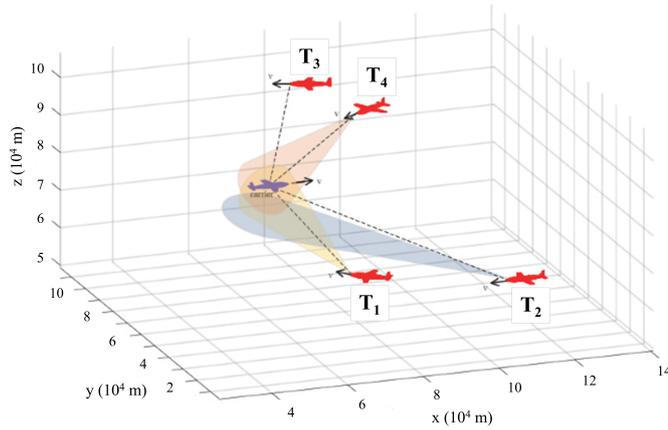


Fig. 2. O cenário (adaptado de [24]).

Com base nos parâmetros de emprego e na informação situacional das aeronaves, disponíveis em [24], foi possível obter a matriz de atributos das ameaças, detalhada na Tabela IV. O conjunto de atributos  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_7\}$  indicam, respectivamente: Ângulo de Azimute, Ângulo de Aspecto, Distância Relativa, Altura Relativa, Velocidade, Índice de Intenção e Índice de Evento.

 TABELA IV  
 ATRIBUTOS DOS ALVOS.

|       | $A_1$  | $A_2$  | $A_3$  | $A_4$  | $A_5$  | $A_6$  | $A_7$  |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| $T_1$ | 0,9937 | 0,8007 | 0,6300 | 0,3235 | 0,7621 | 0,8000 | 0,5000 |
| $T_2$ | 0,9937 | 0,8825 | 0,4232 | 0,2647 | 0,9845 | 0,3000 | 0,2000 |
| $T_3$ | 0,9860 | 0,8465 | 0,4094 | 0,9770 | 0,9355 | 0,8000 | 0,7322 |
| $T_4$ | 0,9983 | 0,8825 | 0,7071 | 0,4765 | 0,7925 | 0,5000 | 0,5000 |

## B. Resultados

O método proposto foi iniciado mediante a normalização e a conversão dos valores em números *fuzzy* intuicionistas, conforme (6) a (8). Isso tornou possível determinar a matriz de decisão do problema, mostrada na Tabela V.

 TABELA V  
 MATRIZ DE DECISÃO TRANSPOSTA  $Z^{-1}$ .

|       | $T_1$          | $T_2$          | $T_3$          | $T_4$          |
|-------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| $A_1$ | (0,501; 0,499) | (0,501; 0,499) | (0,497; 0,503) | (0,503; 0,497) |
| $A_2$ | (0,476; 0,524) | (0,524; 0,476) | (0,503; 0,496) | (0,524; 0,476) |
| $A_3$ | (0,564; 0,412) | (0,379; 0,612) | (0,367; 0,633) | (0,633; 0,367) |
| $A_4$ | (0,260; 0,644) | (0,213; 0,787) | (0,787; 0,213) | (0,384; 0,437) |
| $A_5$ | (0,436; 0,564) | (0,564; 0,436) | (0,536; 0,459) | (0,454; 0,542) |
| $A_6$ | (0,727; 0,273) | (0,273; 0,727) | (0,727; 0,273) | (0,455; 0,436) |
| $A_7$ | (0,537; 0,314) | (0,214; 0,786) | (0,786; 0,214) | (0,537; 0,314) |

No Passo 2, os pesos dos atributos foram obtidos utilizando-se (9) e (10), originando o vetor de pesos  $W = (0,127; 0,127; 0,136; 0,164; 0,129; 0,155; 0,161)$ .

Finalizado o Passo 3, as probabilidades condicionais dos alvos, ou seja, os seus TVs, foram estimadas como se segue:

$$\Pr(C | T) = (0,545; 0,074; 0,854; 0,581)$$

Com base nos TVs calculados, os alvos foram classificados da seguinte maneira, em ordem decrescente de prioridade:  $T_3 > T_4 > T_1 > T_2$ .

A realização dos Passos 4 e 5 do método proposto culminaram na definição dos limiares de decisão  $\alpha$  e  $\beta$  conforme a Tabela VI, para  $\sigma = 0,42$ .

 TABELA VI  
 LIMIARES DE DECISÃO ( $\sigma = 0,42$ ).

|          | $T_1$ | $T_2$ | $T_3$ | $T_4$ |
|----------|-------|-------|-------|-------|
| $\alpha$ | 0,560 | 0,704 | 0,463 | 0,552 |
| $\beta$  | 0,401 | 0,555 | 0,312 | 0,392 |

Uma vez determinados os limiares de decisão, as decisões sobre cada um dos alvos puderam ser conhecidas. Conforme as regras do modelo, os alvos foram categorizados como:

$$\begin{aligned} \text{POS}(C) &= \{T_3, T_4\} \rightarrow \text{ENGAJAR} \\ \text{BND}(C) &= \{T_1\} \rightarrow \text{OBSERVAR} \\ \text{NEG}(C) &= \{T_2\} \rightarrow \text{NÃO ENGAJAR} \end{aligned}$$

Essas decisões são condizentes com a situação verificada na Fig. 2. O não engajamento de  $T_2$  tem relação com os baixos valores dos atributos Índices de Intenção e de Evento ( $A_6$  e  $A_7$ ) definidos para esse alvo em [24].

No combate aéreo BVR, a categorização dos alvos terá como vantagem a redução da carga de trabalho dos pilotos ao definir as potenciais ameaças e otimizar o emprego dos armamentos, disponíveis em quantidade limitada no mundo real. Convém ressaltar que a classificação dos alvos será dinâmica, portanto dependente dos parâmetros dessas aeronaves no momento da avaliação. Para isso, torna-se imprescindível que todo o processo seja executado em tempo real.

Nesse contexto, o tempo médio de resposta do método proposto, para 200 execuções, foi de  $0,0069 \text{ s} \pm 0,0011 \text{ s}$ . Com base nesse resultado, e considerando o intervalo de confiança de 95% obtido ( $0,0058 \text{ s}$  a  $0,0080 \text{ s}$ ), é possível afirmar que, para o cenário avaliado, o método proposto atende ao importante requisito de resposta em tempo real.

Para a obtenção dos tempos de resposta, as simulações foram realizadas em um computador equipado com um processador *Intel Core i7 10750H*, com seis núcleos com frequência de 2,60 GHz, e 16 Gb de memória. O algoritmo foi programado em linguagem Python.

## C. Análises comparativas

O método proposto foi comparado com o método *Grey Relational Analysis* (GRA) detalhado em [24]. As probabilidades condicionais dos alvos obtidas pelo método GRA foram  $[0,493; 0,359; 0,555; 0,527]$ , retornando a mesma classificação ( $T_3 > T_4 > T_1 > T_2$ ) gerada pelo método proposto, destacando a sua adequabilidade para a classificação dos alvos.

A diferença entre os TVs estabelecidos pelo método é crucial para a quantificação de sua precisão. Quanto maior a diferença entre os TVs de dois alvos classificados consecutivamente, maior será a eficiência desse método, garantindo uma tomada de decisão mais efetiva [11]. O parâmetro utilizado para essa análise é a Diferença de Superioridade (*Superiority Difference*, SD), representado por (24).

$$SD_{ij} = \frac{\zeta_i - \zeta_j}{\zeta_i}, \quad (24)$$

em que  $\zeta_i$  e  $\zeta_j$  são os TVs dos alvos consecutivos  $i$  e  $j$ . As diferenças de superioridade de cada um dos métodos comparados podem ser visualizadas na Fig. 3.

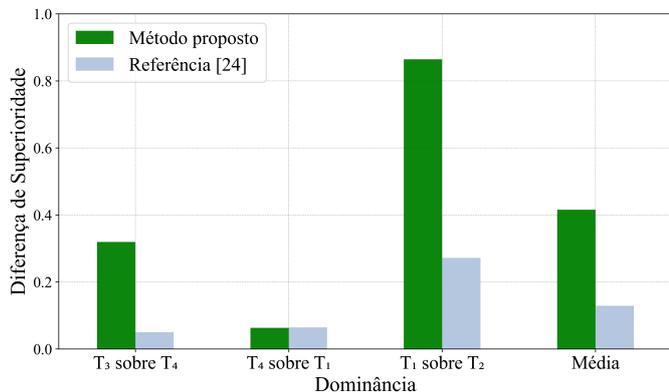


Fig. 3. Diferença de superioridade entre os métodos comparados.

A disposição das informações mostradas na Fig. 3 é importante porque quantifica a variação entre os TVs calculados pelos modelos comparados para alvos consecutivos. Modelos que produzem TVs muito próximos não diferenciam suficientemente os alvos, podendo levar a classificações precipitadas e, dessa forma, comprometendo o processo decisório. Por outro lado, modelos que geram uma gama mais ampla de valores entre os alvos são mais robustos e confiáveis.

A superioridade média do método proposto foi 3,22 vezes maior que a do método GRA, resultado que enfatiza a maior eficiência do método proposto na distinção entre os alvos, proporcionando uma classificação mais precisa das ameaças.

## V. CONCLUSÕES

O presente estudo explora a atividade de avaliação de múltiplas ameaças no cenário do combate aéreo BVR. Para isso, é proposto um método que utiliza uma versão do método TOPSIS com o intuito de classificar prioritariamente os alvos em função dos seus valores de ameaça. Adicionalmente, o conceito de decisão em três vias é integrado ao método, permitindo a categorização dos alvos nas ações de engajamento, observação e não engajamento, refinando a precisão da tomada de decisão.

O método proposto foi comparado com o método GRA (*Grey Relational Analysis*), introduzido recentemente na literatura. Como resultado, ambos os métodos retornaram uma classificação idêntica dos alvos, o que confirma a consistência do método proposto para uma adequada ordenação das ameaças. Também, o método proposto demonstrou um desempenho 3,22 vezes superior na diferenciação entre os alvos, provando ser mais eficiente ao viabilizar a classificação dos alvos de forma mais precisa e confiável.

Finalmente, é imprescindível que todo o processo de avaliação de ameaças seja executado em tempo real. Durante as simulações realizadas, o método proposto apresentou um tempo médio de execução de  $0,0069 \text{ s} \pm 0,0011 \text{ s}$ . Os resultados obtidos neste artigo permitem aos autores concluir que o método proposto apresenta o potencial de maximizar o processo de avaliação de ameaças no âmbito do combate aéreo BVR.

## REFERÊNCIAS

- [1] P. N. Rao, S. K. Kashyap, G. Gopalratnam, and D. Mandal, "Situation and threat assessment in bvr combat," in *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference 2011*, 2011.
- [2] L. Peng, T. Zhang, X. Zhang, and X. Zhou, "Threat assessment for aerial targets based on three-way multi-criteria decision making," in *2021 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, vol. 1, 2021, pp. 1–6.
- [3] L. H. Macedo, R. A. Scarpel, and H. C. Marques, "Utilização da heurística extremal optimization para alocação coordenada de múltiplos alvos em combate aéreo bvr," *Aplicações Operacionais em Áreas de Defesa*, vol. 23, 2022.
- [4] Y. Gao, D. S. Li, and H. Zhong, "A novel target threat assessment method based on three-way decisions under intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making environment," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 87, 2020.
- [5] Y. Yao, "Three-way decision: An interpretation of rules in rough set theory," in *Rough Sets and Knowledge Technology*, P. Wen, Y. Li, L. Polkowski, Y. Yao, S. Tsumoto, and G. Wang, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 642–649.
- [6] J. Wu, Z. Huang, J. Li, and D. Liu, "Three-way multi-attribute decision-making with multiple decision makers in heterogeneous incomplete decision systems," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 14, 2023.
- [7] L. Huang, G. Cai, H. Yuan, and J. Chen, "A hybrid approach for identifying the structure of a bayesian network model," *Expert Systems with Applications*, vol. 131, 2019.
- [8] Y. Feng, M. Li, Y. Pei, X. Huang, H. Wang, and P. Li, "Research on threat assessment evaluation model based on improved cnn algorithm," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 83, 2024.
- [9] L. Sheng, L. Li, H. Wu, and P. Wang, "Target threat assessment in air combat with bp neural network for uav," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2506, 2023, pp. 1–8.
- [10] Y. Gao and N. Lyu, "A new multi-target three-way threat assessment method with heterogeneous information and attribute relevance," *Mathematics*, vol. 12, 2024.
- [11] Y. Yin, R. Zhang, and Q. Su, "Threat assessment of aerial targets based on improved gra-topsis method and three-way decisions," *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 20, 2023.
- [12] A. Memari, A. Dargi, M. R. A. Jokar, R. Ahmad, and A. R. A. Rahim, "Sustainable supplier selection: A multi-criteria intuitionistic fuzzy topsis method," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 50, 2019.
- [13] R. Zhao, F. Yang, and L. Ji, "An extended fuzzy cpt-todim model based on possibility theory and its application to air target dynamic threat assessment," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 21 655–21 669, 2022.
- [14] X. Liu, J. Yao, X. Lu, H. Guo, and W. Wu, "Threat evaluation of air targets based on the generalized lambda-shapley choquet integral of giffs," *Aerospace*, vol. 8, 2021.
- [15] C. Hwang and K. Yoon, "Multiple attribute decision making methods and applications a state-of-the-art survey," *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, vol. 186, 1981.
- [16] Y. Cao, Y. X. Kou, A. Xu, and Z. F. Xi, "Target threat assessment in air combat based on improved glowworm swarm optimization and elm neural network," *International Journal of Aerospace Engineering*, vol. 2021, 2021.
- [17] Y. Li, Q. Li, and Z. Liu, "Research on target assignment strategy of multi-fighter and multi-target air combat," in *2022 5th International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering, RCAE 2022*, 2022.
- [18] H. B. Pires and L. N. F. Guimarães, "Dynamic multi-target three-way threat assessment in the context of air defense," *submitted for publication*, 2024.
- [19] K. Atanassov, "Intuitionistic fuzzy sets. fuzzy sets syst," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 20, pp. 87–96, 12 1986.
- [20] K. T. Atanassov, "More on intuitionistic fuzzy sets," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 33, 1989.
- [21] Z. Pawlak, "Rough sets," *International Journal of Computer and Information Sciences*, vol. 11, pp. 341–356, 1982.
- [22] X. Jia, W. Li, and L. Shang, "A multiphase cost-sensitive learning method based on the multiclass three-way decision-theoretic rough set model," *Information Sciences*, vol. 485, 2019.
- [23] S. Fu, H. Zhou, and Y. Z. Xiao, "Optimum selection of energy service company based on intuitionistic fuzzy entropy and vikor framework," *IEEE Access*, vol. 8, 2020.
- [24] X. Wang, Z. Yang, X. Li, H. Piao, J. Huang, and D. Zhou, "A beyond visual range air combat integrated threat assessment method based on target intention and event," in *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 845 LNEE, 2023.