

# Abordagem Multicritério para o Problema de Associação de Dados

Cleber Almeida de Oliveira, Karl Heinz Kienitz e Mischel Carmen Neyra Belderrain

Instituto Tecnológico de Aeronáutica. Praça Marechal Eduardo Gomes, 50 – Vila das Acácias – São José dos Campos –SP-Brasil

**Resumo** — Este artigo propõe uma abordagem multicritério baseada em decisão nebulosa para a associação das observações dos alvos de superfície provenientes de múltiplos sensores no cenário marítimo. Esta abordagem conjuga as técnicas de janela (*gating*) e a estrutura conceitual de decisão em ambientes nebulosos para a solução do problema de associação de dados considerando quatro atributos. Observou-se uma significativa redução da complexidade computacional quando comparado com a abordagem baseada no algoritmo de conglomerados *fuzzy*.

**Palavras-chaves** — Decisão Nebulosa, Associação de Dados, Janela.

## I. INTRODUÇÃO

O Radar (*Radio Detection And Ranging*) tem sido utilizado como elemento primário de detecção desde o seu emprego inicial na segunda guerra mundial. O resultado final das etapas de conversão do sinal recebido pelo Radar é apresentado no visor de plano de indicação posicional (*Positional Plan Indicator* - PPI), possibilitando a plotagem e a extração da distância e azimute dos objetos detectados em relação à posição do sensor. Quando se atrela uma grade cartesiana ao PPI é possível obter as coordenadas de grade ( $x$ ,  $y$ ) e derivar os vetores de velocidade ( $v_x$ ,  $v_y$ ) do objeto monitorado. O problema de decisão, neste caso, consiste em associar ou não uma nova informação Radar a um rastro já existente de um determinado objeto, baseado nas dimensões obtidas na varredura daquele sensor. Este tipo de problema é abordado na literatura como um problema monocritério multidimensional de estado.

Contudo, se for considerado um problema de associação de objetos monitorados por múltiplos sensores nem sempre será possível formular o problema de associação considerando as dimensões envolvidas com a mesma importância relativa. Notadamente, na associação de um objeto monitorado pelo Radar e pelo equipamento de Medida de Apoio à Guerra Eletrônica (MAGE), que fornece o azimute e a potência do sinal recebido do Radar do objeto monitorado, a dimensão azimute possui uma importância relativa muito maior que a dimensão distância. Na associação de um objeto monitorado pelo Radar com a informação da posição de uma plataforma disseminada pelo setor de inteligência, as dimensões de posição, coordenadas de grade do objeto ( $x$ ,  $y$ ), terão importância relativa maior que os vetores de velocidade daquele objeto informados pelo Radar.

Neste contexto, a tomada de decisão para a associação é melhor estruturada utilizando-se uma abordagem multicritério. As dimensões envolvidas no problema passam

a ser os critérios para a associação dos objetos monitorados pelos sensores A e B e as alternativas são representadas pelos objetos monitorados pelo sensor B candidatos à associação com um dos objetos monitorados pelo sensor A.

O estudo de [1] sugere pela primeira vez na literatura uma abordagem para o problema de associação de dados baseado em dois critérios: o clássico critério de estado e o critério de identificação. As dimensões do critério de estado estão na forma de informações de cinemática tais como azimute, distância, elevação ou posição de grade [2]. O critério de identificação foi inserido de modo a considerar o tamanho do alvo no processo de associação.

Este artigo propõe uma abordagem multicritério baseada em decisão nebulosa, para a associação das observações dos alvos de superfície provenientes de múltiplos sensores no processo de construção do quadro tático marítimo. Esta abordagem conjuga as técnicas de formação de janela (*gating*) e a estrutura conceitual de decisão em ambientes nebulosos, sugerida por [3] para a solução do problema de associação de dados. A técnica de *gating* visa a eliminar a comparação par-a-par de observações inapropriadas, criando uma janela em torno da posição do objeto a ser comparado [4]. Na estrutura conceitual de decisão nebulosa, a decisão é obtida por meio da confluência dos objetivos e das restrições, ambos representados por conjuntos nebulosos. Além disso, esta abordagem visa a reduzir a complexidade computacional, quando comparado com a abordagem baseada no algoritmo de conglomerados, mantendo um desempenho superior no processo de associação dos dados.

## II. FUSÃO DE DADOS

No escopo deste estudo, o processo de fusão de dados visa a transformar os acompanhamentos de um mesmo objeto físico observado e reportado, no cenário marítimo, para o sistema por diferentes dispositivos de entrada (Radar e outros sensores) em um único acompanhamento resultante. Além disso, possibilita a realização de inferências e a obtenção de mais informações sobre o objeto em comparação à análise dos acompanhamentos reportados pelos sensores isoladamente. A combinação de dados de múltiplos sensores tem o benefício adicional da redundância, na qual a falha de um sensor pode não comprometer a vigilância da área. A etapa de associação dos dados possui uma importância relevante neste processo, haja vista que depende de duas qualidades do algoritmo de associação empregado, sugeridas por [5]: a simplicidade (possibilidade de extrair respostas rápidas em ambiente denso); e a eficiência (mostrar alto desempenho na ocorrência de múltiplos objetos). Depois de

realizada a associação das observações, há a necessidade de se estimar o vetor final do acompanhamento resultante. Na literatura especializada da área em questão, [4]-[6]-[7], descreve-se diversas maneiras para a estimação do vetor final. Neste trabalho, entretanto, as observações do sensor com a menor elipse de incerteza serão escolhidas para a estimação do vetor final do acompanhamento resultante. A vantagem desta abordagem de estimação é de que nenhuma composição ou nenhuma fusão estimada é realizada, reduzindo, assim, o tempo de processamento.

A Fig. 1 ilustra um cenário com sete objetos físicos sendo monitorados pelos sensores A e B de um navio, no instante  $t_i$ . A camada de informação produzida por meio da varredura de cada sensor constitui o grau de percepção do ambiente monitorado pelos sensores. Observa-se que há redundância de informações de determinados contatos e que existem contatos só observáveis por um determinado sensor. Na situação ilustrada, o contato 1 é observado apenas pelo sensor B e o contato 6 é observado apenas pelo sensor A. Os sensores A e B possuem determinado grau de incerteza referente às informações de posição dos seus contatos que podem ser representados por elipses. A resultante do processo de fusão de dados considerando as camadas de informações produzidas por meio da varredura de cada sensor é mostrada na parte direita da Fig. 1, denominada de estado  $T_i$ . Torna-se possível, então, a visualização de todos os objetos em uma única camada de informação.

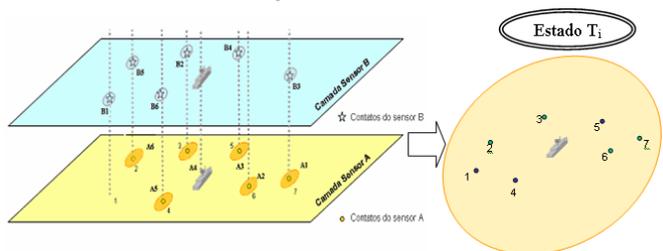


Fig. 1 - Representação de Contatos nas Camadas dos Sensores

A Fig. 2, adaptado de [8], apresenta, genericamente, um modelo da etapa de associação do sistema de fusão de dados. A associação dos dados provenientes dos múltiplos sensores ocorre de forma hierárquica nos vários nós de cada interação. As linhas tracejadas representam as influências dos erros provenientes dos registros das observações e do alinhamento dos dados em cada um dos nós onde é realizada a etapa de associação. Os vetores de entrada dos nós são os dados das fontes (sensores, banco de dados ou os dados de saída do nó antecessor).

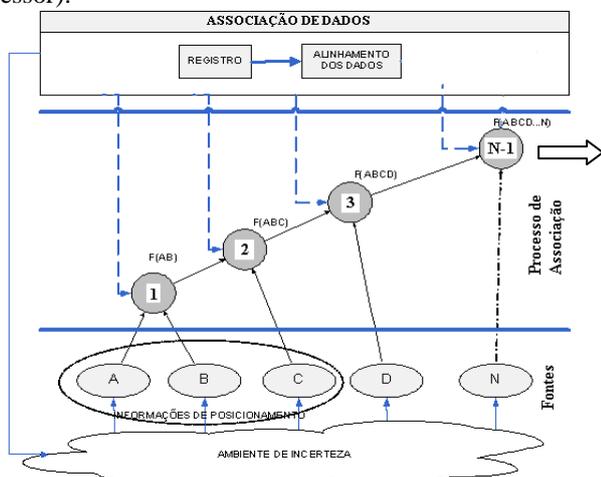


Fig. 2 - Representação Genérica de uma Associação de Dados

A forma hierárquica provém da maneira como são ordenados os dados das fontes. Na situação ilustrada os dados da fonte A dominam os dados da fonte B. Os dados de  $F(AB)$ , resultantes do processo de associação das fontes A e B, dominam os dados da fonte C, e assim sucessivamente.

As referências [4]-[6] descrevem diversas técnicas de *gating* (janelas retangulares, janelas elípticas etc.) visando a eliminar a comparação par a par de observações inapropriadas. Neste estudo será utilizada a técnica mais simples de *gating* que consiste na criação de uma janela retangular em torno das variáveis de posição reportadas do objeto a ser comparado. Assim, utilizando o cenário reportado da Fig. 1, seria possível construir uma matriz global (Fig. 3) que represente as observações de B que estejam dentro da janela de cada observação do sensor A. O valor 1 na matriz indica que há um objeto físico de B candidato a associar-se com o objeto observado pelo sensor A. Esta janela seria definida a partir da seguinte relação:

$$|VA_i - VB_j| = \text{Erro} \leq \text{Filtro}$$

onde,  $VA_i$  e  $VB_j$  representam os atributos de posição das observações  $A_i$  e  $B_j$ , respectivamente. O filtro representa uma constante pré-determinada.

	B1	B2	B3	B4	B5	B6
A1	0	0	1	0	0	0
A2	0	0	0	0	0	0
A3	0	0	0	1	0	0
A4	0	1	0	0	1	0
A5	0	0	0	0	0	1
A6	0	1	0	0	1	0

Fig. 3- Matriz Global Construída a partir da Técnica de Janela Retangular (*gating*)

Analisando o resultado da matriz, pode-se inferir que os objetos físicos B1 e A2 não possuem candidatos para associação, pois suas respectivas colunas e linhas estão zeradas. Portanto, os objetos físicos B1 e A2 não possuem informações redundantes, sendo monitorados apenas por um dos sensores. Observa-se que mesmo após a aplicação da técnica de janela retangular existem duas observações do sensor B (B2 e B5) que são candidatas para a associação com a observação A4 do sensor A, conforme ilustrado na Fig. 4.

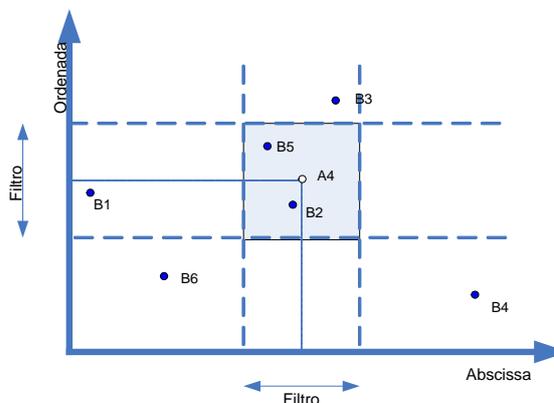


Figura 4 - Janela Retangular

Em situações em que mais de uma observação do sensor B pertença à janela construída em torno de determinada observação do sensor A ou a observação do sensor B

pertencer às janelas de mais de uma observação do sensor A, há a necessidade de complementar a técnica de janela retangular com outra metodologia, que será abordada na próxima seção, para apoiar o processo de escolha da observação candidata.

### III DECISÃO NEBULOSA

Na estrutura conceitual de decisão em ambiente nebuloso sugerido por [3], os objetivos e restrições são representados por conjuntos nebulosos. Da mesma forma, a decisão, que deve satisfazer simultaneamente os objetivos e as restrições, é também um conjunto nebuloso. Portanto, se o objetivo e a restrição forem representados por conjuntos nebulosos  $G$  e  $C$ , respectivamente, em um espaço de alternativas  $X$ , então a decisão  $D$  é formada pela conjunção de  $G$  e  $C$  (1).

$$D = G \cap C \quad (1)$$

Generalizando um problema com  $n$  objetivos e  $m$  restrições, então a decisão resultante é a intersecção destes objetivos e destas restrições, ou seja:

$$D = G_1 \cap G_2 \cap \dots \cap G_n \cap C_1 \cap C_2 \cap \dots \cap C_m \quad (2)$$

Este conceito pode ser aplicado no problema de decisão, que envolve a etapa de associação de dados, que consiste em escolher ou não um dos objetos físicos monitorados pelo sensor B que possa ser associado a um determinado objeto monitorado pelo sensor A (Fig. 1).

Assim, se o conjunto  $X = \{x\}$  representar os objetos físicos monitorados pelo sensor B denotado genericamente por  $x$ , pode-se definir os conjuntos nebulosos  $C_i$  como os conjuntos de pares ordenados  $C_i = \{(x, \mu_{C_i}(x)) | x \in X\}$ , onde  $\mu_{C_i}(x)$  é o grau de pertinência, com valores entre 0 e 1, definido para cada elemento de  $x$  pertencente ao conjunto  $X$ . A função de pertinência  $\mu_{C_i}(x)$  indica o grau de compatibilidade entre  $x$  e o conceito expresso por  $C_i$ , que neste contexto representa o grau de semelhança entre o atributo  $C_i$  com o objeto físico monitorado pelo sensor A. Assim,  $\mu_{C_i}(x) = 1$ , indica que  $x$  é completamente compatível com  $C_i$ ;  $\mu_{C_i}(x) = 0$ , indica que  $x$  é completamente incompatível com  $C_i$ ; e se  $0 < \mu_{C_i}(x) < 1$ , indica que  $x$  é parcialmente compatível com  $C_i$ , com grau  $\mu_{C_i}(x)$ .

Os atributos reportados que no escopo deste estudo influenciaram a etapa de associação dos dados de um mesmo objeto físico foram as coordenadas de grade em abscissa e ordenada, rumo e velocidade. Podem-se, então, estabelecer restrições para descrever os erros dos atributos obtidos na comparação par a par com os seguintes enunciados: a) os erros de abscissa e de ordenada devem ser aproximadamente entre -200 e +200 unidades métricas; b) o erro de rumo deve ser aproximadamente entre -2° e 2° graus; e c) o erro de velocidade deve ser aproximadamente entre -1 e +1 nó.

Os enunciados descritos anteriormente poderiam ser representados por conjuntos nebulosos  $C_{ex}$ ,  $C_{ey}$ ,  $C_r$  e  $C_v$ , cujas funções de pertinência poderiam ser expressas da seguinte forma:

$$\mu_{C_{ex}}\{x\} = (1 + 0,2 * (x/100)^2)^{-1} \quad (3)$$

$$\mu_{C_{ey}}\{x\} = (1 + 0,2 * (x/100)^2)^{-1} \quad (4)$$

$$\mu_{C_r}\{x\} = (1 + 0,25 * (x)^2)^{-1} \quad (5)$$

$$\mu_{C_v}\{x\} = (1 + (x)^2)^{-1} \quad (6)$$

Da mesma forma é possível estabelecer um objetivo nebuloso para o problema de decisão com o seguinte enunciado: “ $x$  deve ser substancialmente maior que 0,5”. Pode-se definir o conjunto nebuloso  $G$  como o conjunto de pares ordenados  $G = \{(x, \mu_G(x)) | x \in X\}$ , onde  $\mu_G(x)$  é o grau de pertinência, com valores entre 0 e 1, definido para cada elemento de  $x$  pertencente ao conjunto  $X$ . Esta função de pertinência poderia ser expressa da seguinte forma:

$$\mu_G(x) = \begin{cases} 0, & x < 0,5 \\ (1 + (x/0,5)^{-6})^{-1}, & x \geq 0,5 \end{cases} \quad (7)$$

Assim,  $D$  é um conjunto nebuloso, definido como o conjunto de pares ordenados  $D = \{(x, \mu_D(x)) | x \in X\}$ ,

onde  $D = G \cap C_{ex} \cap C_{ey} \cap C_r \cap C_v$ . Isto significa que

$\mu_D(x) = \mu_G(x) \wedge \mu_{C_{ex}}(x) \wedge \mu_{C_{ey}}(x) \wedge \mu_{C_r}(x) \wedge \mu_{C_v}(x)$  é o grau de pertinência, com valores entre 0 e 1, definido para cada elemento de  $x$  pertencente ao conjunto  $X$ .

Esta definição de decisão como uma intersecção de objetivos e restrições reflete a tradução do conectivo “and”. Se esta interpretação for considerada nebulosa de modo a se conotar uma confluência de objetivos e restrições, então é possível considerar outros implicadores como o produto algébrico, soma algébrica etc. Entretanto, nestas situações, assume-se que todos os objetivos e restrições possuam a mesma importância para o processo decisório. Existem algumas situações em que algumas restrições venham a ter mais importância que as demais. Nestes casos,  $D$  pode ser expresso como a combinação convexa de objetivos e restrições, com os coeficientes de pesos  $\alpha$  e  $\beta$  refletindo a relativa importância dos termos constituintes [3]. Pode-se, então, expressar  $\mu_D(x)$  como:

$$\mu_D(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i(x) \mu_{G_i}(x) + \sum_{j=1}^m \beta_j(x) \mu_{C_j}(x) \quad (8)$$

$$\text{onde, } \sum_{i=1}^n \alpha_i(x) + \sum_{j=1}^m \beta_j(x) \equiv 1$$

No cenário marítimo, os objetos físicos navegando em baixa velocidade ou realizando guinadas geralmente geram significativas variações de rumo no rastreamento pelos sensores. Nesta situação, a equação (8) é muito útil de modo a reduzir a importância relativa do rumo e da velocidade nas restrições.

Uma vez definido o conjunto  $D$ , cuja decisão nebulosa é representada pela função de pertinência  $\mu_D(x)$ , então a alternativa a ser associada será a que obtiver o grau de pertinência máximo.

### IV-ABORDAGEM PROPOSTA

A abordagem proposta visa a reduzir a complexidade computacional no processo de associação dos dados por meio da conjunção da técnica de formação de janelas retangulares (*gating*) e da estrutura conceitual de decisão em ambientes nebulosos, sugerida por [3] para a solução do problema de associação de dados. Supõe-se, também, que o cenário foi

construído a partir da detecção, em determinado instante  $t$ , de  $k$  e  $n$  objetos físicos pelos sensores A e B, respectivamente. A intenção, portanto, é decidir sobre a associação de cada observação  $B_j$  ( $j=1, 2, \dots, n$ ) com um dos  $k$  objetos físicos  $A_i$  ( $i=1, 2, \dots, k$ ), formando a matriz  $F(AB)$ , resultante do processo de associação das fontes A e B. Esta decisão é derivada da construção da regra composicional do objetivo e restrições do problema. As funções de pertinência para as restrições podem ser expressas por (3), (4), (5) e (6). O objetivo pode ser representado pela função de pertinência  $\mu_G(x) = 1$  para todo  $x$ , pois a princípio todas as observações do sensor B dentro da janela poderiam ser associadas à observação do sensor A. A regra composicional usada é definida por meio de uma média ponderada, conforme proposto em [3]-[9]. As dimensões de posição foram consideradas de maior importância relativa e os seguintes pesos foram atribuídos:

$$\mu_D(x) = (\mu_G + 2 * \mu_{C_{ex}}(x) + 2 * \mu_{C_{ey}}(x) + \mu_{C_r}(x) + \mu_{C_v}(x)) / 7$$

Os seguintes passos foram necessários para a consecução da abordagem proposta de associação de dados:

1. Definir as funções de pertinência para os resíduos das dimensões utilizadas no processo de associação e a matriz  $F(AB)$ ;
2. Definir o filtro a ser aplicado na técnica da janela retangular;
3. Considerando cada observação  $A_i$ , aplicar a técnica de janela retangular, considerando as coordenadas de grade de abscissa e ordenada, de modo a construir uma matriz global que represente as observações de B que esteja dentro da janela de cada objeto físico do sensor A. Esta matriz teria  $k$  linhas e  $n$  colunas representando os objetos físicos observados por cada sensor e seria preenchida por 0 e 1. O valor 1 indicaria que há um objeto físico de B candidato à associar-se com o objeto observado pelo sensor A;
4. Uma vez montada a matriz global, procurar por linhas e colunas que possuam apenas zeros. A linha apenas com zeros significa que aquele objeto físico observado está sendo monitorado apenas pelo sensor A. A coluna apenas com zeros significa que o objeto físico está sendo monitorado apenas pelo sensor B. Neste caso, inclui-se o objeto  $B_j$  na matriz  $F(AB)$ , acrescentando-se mais uma linha no final desta matriz com os dados daquele objeto;
5. Obter a matriz local, calculando o grau de pertinência  $\mu_D(x)$  de todos os elementos com o valor 1 na matriz global. Neste caso, é necessário calcular o grau de pertinência dos resíduos de cada variável por meio da determinação da diferença entre as leituras das dimensões de cada sensor. Aplicar a regra composicional de inferência sobre os valores de pertinência obtidos.
6. Procurar pelo maior grau de pertinência  $\mu_{ij-\max}$  na matriz local. Se  $\mu_{ij-\max} > Threshold$ , então considerar e indicar a associação de  $A_i$  com  $B_j$  na matriz resultante  $F(AB)$ . Zerar a linha  $i$  e a coluna  $j$  da matriz local. Caso contrário vá para o passo 8;
7. Se matriz local estiver zerada vá para passo 10. Caso contrário, repetir o passo 6;
8. Embora a matriz local não esteja zerada o grau de pertinência para aquela associação de  $A_i$  com  $B_j$  não supera o limiar estabelecido para considerar as duas observações provenientes do mesmo objeto. Portanto, passa-se a

considerar tais observações como sendo de objetos distintos. Neste caso, inclui-se o objeto  $B_j$  na matriz  $F(AB)$ , acrescentando-se mais uma linha no final desta matriz com os dados daquele objeto. Zerar a linha  $i$  e a coluna  $j$  da matriz local;

9. Se matriz local estiver zerada vá para passo 10. Caso contrário, repetir o passo 6;
10. Obter a matriz  $F(AB)$ .

Para explicar os passos descritos da abordagem proposta com a ajuda de um exemplo, considera-se o mesmo cenário descrito na Fig. 1 com sete objetos físicos sendo monitorados pelos sensores A e B, no instante  $t_i$ . Uma vez definidos os passos 1 e 2, que neste caso poderiam ser representados pelas equações (3), (4), (5) e (6), constrói-se a matriz global (Fig. 3).

Apenas analisando o resultado da matriz global, no passo 4, pode-se inferir que os objetos físicos  $B1$  e  $A2$  não possuem candidatos para associação, pois suas respectivas colunas e linhas estão zeradas. Insere-se, então a informação do objeto  $B1$  na matriz  $F(AB)$ , acrescentando-se mais uma linha no final desta matriz com os dados daquele objeto (Tabela 1).

No passo 5, monta-se a matriz local (Fig. 5), calculando-se o grau de pertinência  $\mu_D(x)$  de todos os elementos que possuam o valor 1 na matriz global.

	B1	B2	B3	B4	B5	B6
A1	0	0	0,9810	0	0	0
A2	0	0	0	0	0	0
A3	0	0	0	0,9356	0	0
A4	0	0,9830	0	0	0,4538	0
A5	0	0	0	0	0	0,9524
A6	0	0,4286	0	0	0,9619	0

Figura 5 – Matriz Local

Nesta matriz local, observa-se que  $\mu_{ij-\max} = \mu_{42} = 0,9830$ , portanto a observação  $B2$  deve ser associada ao objeto observado por  $A4$ . Zera-se a coluna 2 e a linha 4, obtendo-se nova matriz local (Fig. 6):

	B1	B2	B3	B4	B5	B6
A1	0	0	0,9810	0	0	0
A2	0	0	0	0	0	0
A3	0	0	0	0,9356	0	0
A4	0	0	0	0	0	0
A5	0	0	0	0	0	0,9524
A6	0	0	0	0	0,9619	0

Figura 6 – Matriz Local após primeira iteração

Neste caso,  $\mu_{ij-\max} = \mu_{13} = 0,9810$ , portanto a observação  $B3$  deve ser associada ao objeto observado por  $A1$ . Zera-se a coluna 3 e a linha 1, obtendo-se nova matriz local (Fig. 7):

	B1	B2	B3	B4	B5	B6
A1	0	0	0	0	0	0
A2	0	0	0	0	0	0
A3	0	0	0	0,9356	0	0
A4	0	0	0	0	0	0
A5	0	0	0	0	0	0,9524
A6	0	0	0	0	0,9619	0

Figura 7 – Matriz Local após segunda iteração

Nas próximas iterações seriam associadas as observações B5 a A6, B6 a A5 e B4 a A3, nesta seqüência.

Uma vez zerada a matriz local, obtém-se a matriz resultante F(AB) ilustrada na Tabela 1.

TABELA 1 - MATRIZ RESULTANTE F(AB)

	x	y	Rumo	Veloc	Associado
<b>A1</b>	800	0	45°	8'	B3
<b>A2</b>	500	0	180°	5'	
<b>A3</b>	300	400	90°	12'	B4
<b>A4</b>	-150	350	75°	8'	B2
<b>A5</b>	-100	-300	55°	10'	B6
<b>A6</b>	-300	200	45°	6'	B5
<b>B1</b>	-400	-300	181°	10'.3	

A partir da matriz F(AB) é possível visualizar todos os objetos presentes no cenário em uma única camada de informação, conforme apresentado na Fig. 8.

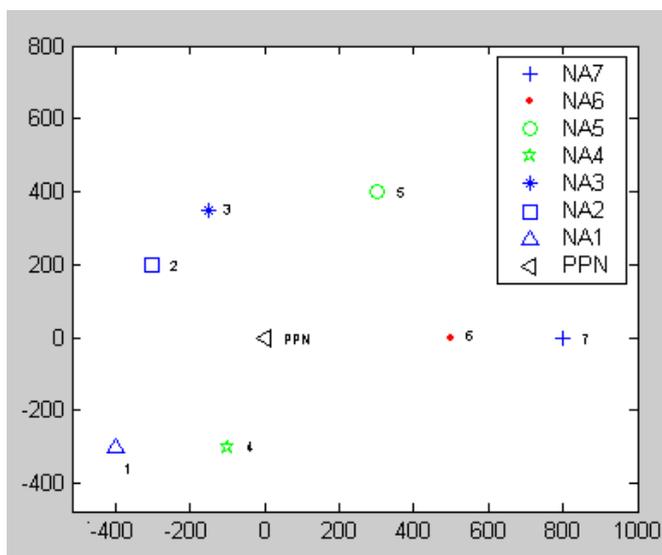


Figura 8 – Visualização em única camada

### V ESTUDO COMPARATIVO

O estudo foi realizado comparando as diversas etapas necessárias para resolver o problema com a abordagem proposta ou utilizando a abordagem de conglomerados *fuzzy* sugerida por [5]. A Tabela 2 apresenta uma visão comparativa entre as duas abordagens:

TABELA 2 - VISÃO COMPARATIVA ENTRE AS ABORDAGENS

	Abordagem conglomerados <i>fuzzy</i>	Abordagem proposta
Necessita padronização das variáveis para a aplicação da abordagem.	sim	não
Possibilidade de aplicação de <i>gating</i> e produzir uma matriz global.	não	sim
Número de elementos calculados na matriz local para a ilustração apresentada	Calcular o grau de pertinência de todos os elementos da matriz = 36.	Calcular o grau de pertinência de apenas 7 elementos da matriz.
Extrapolação da ilustração apresentada para o caso de 20 objetos no cenário.	Calcular o grau de pertinência de todos os elementos da matriz = 400.	Calcular o grau de pertinência de 40 elementos (máx) da matriz local.

Baseado nas observações da Tabela 2 se pode afirmar que a abordagem proposta atende às qualidades de simplicidade e eficiência. Além disso, requer menos complexidade computacional do que a abordagem por conglomerados *fuzzy*.

### VI-CONCLUSÕES

Uma abordagem multicritério baseada em decisão nebulosa foi proposta para a associação das observações dos alvos de superfície provenientes de múltiplos sensores no cenário marítimo. Conclui-se que esta nova proposta atende às qualidades de simplicidade e eficiência. Além disso, requer menos complexidade computacional quando comparada com a abordagem de conglomerados *fuzzy*. Para trabalhos futuros, sugere-se realizar uma análise de desempenho desta nova abordagem, empregando dados reais e compará-la com os resultados obtidos empregando a abordagem de conglomerados *fuzzy*.

### REFERÊNCIAS

- [1] H. Hugot, D. Vanderpooten, and J. M. Vanpeperstraete, "A bi-criteria approach for the data association problem". *Annals of operations research*, 147 (1), pp. 217-234, 2006.
- [2] K. R. Pattipati, S. Deb, Y. Bar-Shalom, and R. B. Washburn, "A new relaxation algorithm and passive sensor data association". *IEEE Transactions on Automatic Control*, 37 (2), pp. 198-213, 1992.
- [3] R. E. Bellman, and L. A. Zadeh, "Decision-making in a fuzzy environment", *Management Science*, 17(4), B141-164, 1970.
- [4] S. S. Blackman, "Multiple-Target Tracking with Radar Application", Artech House, Norwood, MA, 1986.
- [5] A. M. Aziz, M. Tummala, and R. Cristi, "Fuzzy logic data correlation approach in multisensor-multitarget tracking systems", *Signal Processing*, 76, 195-209, 1999.
- [6] Y. Bar-Shalom, and W. D. Blair, *Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and Advances Vol.III*, Artech House radar library, Los Angeles, 2000.
- [7] D. L. Hall, and S. A. H. McMullen, *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Artech House Publishers, Boston, 2004.
- [8] R. Luo, and M. Kay, "Multisensor integration and fusion in intelligent systems", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 19(5), 901-931, 1989.
- [9] L. H. Tsoukalas, and R. E. Uhrig, *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, Wiley-Interscience Publication, New York, 1996.