

Rastreamento de alvos aéreos com dois sensores passivos de medidas de ângulos

Renato Vianna Silva^{1,2}, José Fernando Basso Bancalioni¹ e David Fernandes²

¹EMBRAER – Rod. Presidente Dutra, Km 134 – São José dos Campos – SP – CEP 12247-820

²Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA) - Praça Mal Eduardo Gomes, 50 – Vila das Acácias – São José dos Campos – SP – CEP 12.228-900

Resumo — Em um cenário de conflito, informações concretas, de fácil entendimento e precisão são peças-chaves na tomada de decisão. Informações de vários sensores vindas de várias locais e com formatos diferentes devem ser apresentadas de forma clara e objetiva para quem tomará uma decisão crucial para tornar uma missão, bem sucedida. Utilizando sensores passivos e ativos é possível obter um rastreamento de alvos com maior precisão e com mais informações para ajudar no aumento da consciência situacional do espaço aéreo.

Este trabalho apresenta uma técnica de rastreamento passivo de alvos utilizando dois sensores passivos que medem azimute e elevação de um sinal eletromagnético emitido por um alvo. Estes ângulos são usados para fazer a triangulação da localização do alvo no espaço tridimensional. Para o rastreamento é utilizado um filtro de Kalman estendido. Os resultados de simulações são analisados em termos do erro de predição da trajetória em função das características de manobrabilidade do alvo e em termos da precisão de medida dos sensores.

Palavras-Chave — Sensores passivos, Rastreamento, Comando e Controle

I. INTRODUÇÃO

Em um sistema de vanguarda de comando e controle (C2), usado por várias forças armadas do mundo, uma rede de sensores fornece informações nas mais variadas formas possíveis para melhorar a precisão da localização de alvos e aumentar a consciência situacional do cenário tático. Nestes centros, sensores passivos como *Electronic Support Measures (ESM)*, *Radar Warning Receivers (RWR)* entre outros são comumente usados para melhorar a acurácia de sistemas que usam sensores ativos. Os dados fornecidos pelos sensores ativos e passivos são combinados através de técnicas de fusão de dados, que possibilitam o aumento de precisão da medida final.

O problema do rastreamento de alvos, abordado em inúmeras publicações [1] [2] [3] [4], é amplamente conhecido e é solucionado através da utilização de métodos matemáticos específicos [5] [6]. Tipicamente um sistema de rastreamento tem suas características vinculadas ao sensor utilizado.

Hoje, o sensor de rastreamento mais comum é o radar, apesar de existirem também outros tipos de sensores que diferem do radar na maneira pela qual fazem a obtenção dos dados do alvo a ser rastreado [4]. O radar utiliza ondas eletromagnéticas emitidas por seu transmissor que ao atingirem a superfície de um alvo são refletidas e retornam ao radar para serem utilizadas em processadores de detecção e rastreamento. Sensores passivos, não emitem nenhum tipo de sinal para detecção do alvo, eles utilizam as próprias emissões do

alvo para detectá-lo e rastreá-lo. Essas informações adicionais destes sensores podem ser usadas complementando aquelas adquiridas pelo radar gerando um rastreamento de maior precisão.

Radares e ESM são sistemas que podem ser combinados ao se usar as técnicas de fusão de dados [1]. Nestas técnicas ao se introduzir o conhecimento da cinemática do alvo adquirido pelo radar na análise do ESM, tem-se um ganho de desempenho na classificação e identificação do alvo. Similarmente, utilizando as características do ESM no rastreamento feito pelo radar, o rastreamento pode ser melhorado com a continuidade do rastreamento de alvos altamente manobráveis, ajudando a reduzir interferências. Também é conhecido que os sensores passivos têm uma vantagem de alcance sobre o radar, pois o sinal recebido passivamente pelo sensor se propaga no percurso entre o alvo e o sensor, em contrapartida, o sinal do radar se propaga pelo dobro deste trajeto, ou seja, no percurso radar-alvo-radar [1].

A principal motivação deste estudo é avaliar o desempenho do rastreamento de um alvo manobrável utilizando-se apenas sensores passivos. Nesta avaliação analisa-se o efeito da manobrabilidade do alvo e do ruído nos sensores na precisão que pode-se obter a trajetória do alvo. Estudos desta natureza, que quantizam os erros na obtenção da trajetória de um alvo, também são úteis para o estabelecimento de arquiteturas e análise do desempenho de sistemas de fusão de dados incorporadas a sistemas C2.

O sistema de rastreamento dos sensores passivos será obtido utilizando equações de triangulação. Cada sensor é responsável por fornecer dois ângulos, um de azimute e outro de elevação. Com esses ângulos é possível o cálculo da localização do alvo em coordenadas cartesianas. Entretanto, as medidas obtidas dos sensores contêm ruídos de leitura que podem comprometer o bom desempenho do rastreamento. Por isso será também utilizado o filtro de Kalman estendido para que as informações geradas pelos sensores sejam filtradas e possam ser utilizadas na triangulação da posição do alvo. Para a utilização do filtro estendido de Kalman serão usados alguns modelos dinâmicos de alvos aéreos manobráveis propostos pela literatura [5].

O desempenho do processo de rastreamento passivo é avaliado por meio de simulações com diferentes trajetórias de alvos, e intensidades de ruídos de medida.

Este artigo está dividido em 4 seções. A Seção I identifica as razões para o uso de sensores passivos e situa a proposta deste trabalho no campo de rastreamento de alvos e sensores. A Seção II descreve o modelo adotado para a

representação dinâmica do alvo, as equações de triangulação e do filtro de Kalman estendido.

A Seção III apresenta os cenários utilizados na análise e apresenta os resultados obtidos através de simulação. Na Seção IV apresentam-se as conclusões do trabalho desenvolvido.

II. MODELO DINÂMICO E RASTREIO PASSIVO

Para que seja efetuado o rastreo de alvos manobráveis utilizando-se observações ruidosas, convém especificar um modelo dinâmico, que descreva a evolução do vetor de estado desse alvo. Os modelos dinâmicos de alvos manobráveis utilizados em algoritmos de rastreo normalmente tratam os alvos como objetos pontuais e sem forma. O modelo de Singer [5] adaptado para este trabalho pode ser descrito da seguinte forma:

$$x_a(k+1) = F_a x_a(k) + G_a w(k), \quad k = 0, 1, \dots, K \quad (1)$$

onde o vetor de estado no instante kT , sendo T o período de amostragem, é descrito como:

$$x_a(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k) \quad \ddot{y}(k) \quad z(k) \quad \dot{z}(k) \quad \ddot{z}(k)]^T \quad (2)$$

Em (2), tem-se a posição do alvo representada em um sistema cartesiano por x , y e z , a sua velocidade representada por \dot{x} , \dot{y} e \dot{z} e a sua aceleração representada por \ddot{x} , \ddot{y} e \ddot{z} . Ainda na equação (1) têm-se os termos:

$$F_a = \begin{bmatrix} G_x & O_3 & O_3 \\ O_3 & G_y & O_3 \\ O_3 & O_3 & G_z \end{bmatrix} \quad (3)$$

onde O_3 representa uma matriz 3×3 de zeros e as matrizes G_x , G_y e G_z são dadas por:

$$G_m = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & \rho_m \end{bmatrix} \quad m = x, y, z \quad (4)$$

O valor do coeficiente normalizado de correlação da aceleração na direção $m = x, y, z$, $0 \leq \rho_m < 1$, pode ser descrito como [5]:

$$\rho_m \cong \begin{cases} 1 - \frac{T}{L_m} & \text{se } T \leq L_m \\ 0 & \text{se } T > L_m \end{cases} \quad (5)$$

sendo L_m uma constante de tempo indicadora da manobrabilidade do alvo, por exemplo, se $L_m \cong 60s$ o alvo tem manobras suaves se $L_m \cong 20s$ o alvo tem manobras evasivas e se $L_m \cong 1s$ tem-se turbulências atmosféricas.

Em (1) $w(k)$ é o ruído de estado, branco de média nula, considerado nas acelerações

$$w(k) = \begin{bmatrix} a_x(k) \\ a_y(k) \\ a_z(k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

sendo:

$$G_a = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

A matriz de covariância do ruído de estado é dada por:

$$Q_w = E[w(k)w^T(k)] \quad (8)$$

sendo:

$$Q_w = \text{diag}[\sigma_{\ddot{x}}^2(1 - \rho_x) \quad \sigma_{\ddot{y}}^2(1 - \rho_y) \quad \sigma_{\ddot{z}}^2(1 - \rho_z)] \quad (9)$$

onde σ_m^2 para $m = x, y, z$ são as variâncias das acelerações $\ddot{x}(k)$, $\ddot{y}(k)$ e $\ddot{z}(k)$ do vetor de estado.

Os valores dessas variâncias dependem das características de manobrabilidade do alvo que se está modelando. Elas podem ser calculadas a partir da densidade de probabilidade das acelerações que são consideradas no modelo de Singer [5]. Neste modelo a aceleração tem uma probabilidade P_{1m} de ser máxima positiva ($+A_m$), tem a mesma probabilidade P_{1m} de ser máxima negativa ($-A_m$), tem uma probabilidade P_{2m} de ser nula e entre a máxima aceleração A_m e a mínima $-A_m$ tem uma densidade de probabilidade uniforme. A amplitude da densidade de probabilidade uniforme de aceleração pode então ser calculada por:

$$p_m = \frac{1 - P_{2m} - 2P_{1m}}{2A_m} \quad (10)$$

As variâncias σ_m^2 com $m = x, y, z$ são então dadas por:

$$\sigma_m^2 = \frac{A_m^2(1 + 4P_{1m} - P_{2m})}{3} \quad (11)$$

Os sensores passivos geralmente fornecem medidas dos ângulos de azimute e elevação. Cada sensor S_1 e S_2 , separados de uma linha base d , gera um par de ângulos (ψ_1, θ_1) , (ψ_2, θ_2) , respectivamente, conforme ilustrado na Fig. 1. Com esses ângulos, uma linha de visada pode ser determinada e o cruzamento destas linhas identifica a posição do alvo. As medidas angulares são realizadas com erros que causam uma imprecisão na determinação da posição do alvo.

Considera-se um sistema de coordenadas cartesianas tridimensional, com origem no sensor S_1 . A linha no sentido de S_1 para S_2 define o eixo y e a vertical local que passa pelo Sensor S_1 define o eixo z , que aponta para o centro da terra. Considera-se a Terra localmente plana, de modo que as coordenadas do Sensor S_2 são dadas por $(0, d, 0)$.

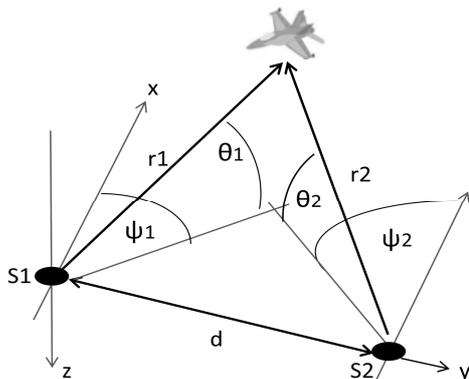


Fig 1. Posição do alvo utilizando medidas de ângulos de dois sensores [3]

O vetor medida dos sensores é definido como:

$$z_m(k) = [\psi_1(k) \theta_1(k) \psi_2(k) \theta_2(k)]^T \quad (12)$$

o que pode ser representado em termos do vetor de estados como:

$$z_m(k) = h(x_a(k)) + v_m(k) \quad (13)$$

onde $v_m(k)$ é o ruído de leitura, branco, gaussiano de média nula

$$v_m(k) = [v_{\psi_1}(k), v_{\theta_1}(k), v_{\psi_2}(k), v_{\theta_2}(k)]^T \quad (14)$$

que tem matriz de covariância dada por:

$$R_m = \text{diag} [\sigma_{\psi_1}^2 \sigma_{\theta_1}^2 \sigma_{\psi_2}^2 \sigma_{\theta_2}^2] \quad (15)$$

sendo σ_{ψ_1} e σ_{ψ_2} os desvios padrões dos erros de medidas dos ângulos de azimute e σ_{θ_1} σ_{θ_2} os desvios padrões dos erros das medidas dos ângulos de elevação.

A função não linear $h(\cdot)$ em (13) relaciona, para cada instante kT , os ângulos $(\psi_1(k), \theta_1(k))$, $(\psi_2(k), \theta_2(k))$, de direção do alvo, com as suas coordenadas cartesianas $(x(k), y(k), z(k))$:

$$\psi_1 = \text{tg}^{-1} \left(\frac{y}{x} \right) \quad (16)$$

$$\theta_1 = \text{tg}^{-1} \left(-\frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}} \right) \quad (17)$$

$$\psi_2 = \text{tg}^{-1} \left(\frac{y-d}{x} \right) \quad (18)$$

$$\theta_2 = \text{tg}^{-1} \left(-\frac{z}{\sqrt{x^2 + (y-d)^2}} \right) \quad (19)$$

ou:

$$x = \frac{d}{\tan(\psi_1) + \tan(\psi_2)} \quad (20)$$

$$y = \frac{d \tan(\psi_1)}{\tan(\psi_1) + \tan(\psi_2)} \quad (21)$$

$$z = (x^2 + y^2)^{1/2} \tan(\theta_1) \quad (22)$$

A estimativa do estado do alvo em função das medidas dos sensores passivos será realizada pelo filtro de Kalman, que para poder ser utilizado requer a linearização da função $h(\cdot)$, tendo-se assim o chamado Filtro estendido de Kalman [1].

Para o uso do Filtro de Kalman o modelo linearizado do processo de medida será representado por:

$$z_m(k) \cong H(k)x_a(k) + v_m(k) \quad (23)$$

A linearização de $h(\cdot)$, em torno de $x_a(k)$, será obtida pela matriz $H(k)$, representada pela matriz jacobiana formada pelas derivadas parciais de $h(\cdot)$ em relação a x , y e z , calculadas em $x = x(k-1)$, $y = y(k-1)$ e $z = z(k-1)$. Os elementos $x(k-1)$, $y(k-1)$ e $z(k-1)$ são componentes do vetor de estado $x_a(k-1)$.

$$H(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \psi_1}{\partial x} & 0 & 0 & \frac{\partial \psi_1}{\partial y} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial \theta_1}{\partial x} & 0 & 0 & \frac{\partial \theta_1}{\partial y} & 0 & 0 & \frac{\partial \theta_1}{\partial z} & 0 & 0 \\ \frac{\partial \psi_2}{\partial x} & 0 & 0 & \frac{\partial \psi_2}{\partial y} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial \theta_2}{\partial x} & 0 & 0 & \frac{\partial \theta_2}{\partial y} & 0 & 0 & \frac{\partial \theta_2}{\partial z} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

calculada em $x_a(k-1)$

onde as derivadas são dadas por:

$$\frac{\partial \psi_1}{\partial x} = -\frac{y}{x^2 + y^2} \quad (25)$$

$$\frac{\partial \psi_1}{\partial y} = -\frac{\partial \psi_1}{\partial x} \frac{x}{y} \quad (26)$$

$$\frac{\partial \theta_1}{\partial x} = \frac{zx(x^2 + y^2)^{-1/2}}{x^2 + y^2 + z^2} \quad (27)$$

$$\frac{\partial \theta_1}{\partial y} = \frac{\partial \theta_1}{\partial x} \frac{y}{x} \quad (28)$$

$$\frac{\partial \theta_1}{\partial z} = \frac{\partial \theta_1}{\partial x} \frac{x^2 + y^2}{zx} \quad (29)$$

$$\frac{\partial \psi_2}{\partial x} = -\frac{y-d}{x^2 + (y-d)^2} \quad (30)$$

$$\frac{\partial \psi_2}{\partial y} = -\frac{\partial \psi_2}{\partial x} \frac{x}{y-d} \quad (31)$$

$$\frac{\partial \theta_2}{\partial x} = \frac{zx(x^2 + (y-d)^2)^{-1/2}}{x^2 + (y-d)^2 + z^2} \quad (32)$$

$$\frac{\partial \theta_2}{\partial y} = \frac{\partial \theta_2 y - d}{\partial x x} \quad (33)$$

$$\frac{\partial \theta_2}{\partial z} = -\frac{\partial \theta_2}{\partial x} \frac{x^2 + (y-d)^2}{zx} \quad (34)$$

As equações que compõem o filtro de Kalman estendido podem ser definidas pela matriz de covariância do erro de predição, pelo ganho do Filtro e pela matriz do erro de filtragem, dadas respectivamente por:

$$P(k|k-1) = FP(k-1|k-1)F^T + G_a Q_w G_a^T \quad (35)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H^T(k)(H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R_m)^{-1} \quad (36)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) \quad (37)$$

A equação da filtragem é então representada por:

$$\hat{x}_a(k|k) = \hat{x}_a(k|k-1) + K(k)[z(k) - h(\hat{x}_a(k|k-1))] \quad (38)$$

onde $\hat{x}_a(k|k-1)$ é o vetor de estado predito no instante kT , utilizando as medidas até o instante $(k-1)T$, que é calculado por

$$\hat{x}_a(k|k-1) = F\hat{x}_a(k-1|k-1) \quad (39)$$

Do mesmo modo que $P(0|0)$ o estado $\hat{x}_a(0|0)$ deve ser conhecido (ou estimado) para a inicialização do filtro [4] [5].

III. SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Será considerado o caso do rastreamento de uma aeronave que se encontra em uma região de detecção de dois sensores passivos fixos, instalados no solo. O cenário escolhido é constituído por dois sensores, separados por $d = 40$ km, alinhados com o eixo y do sistema de referência mostrado na Fig 1, de modo que:

- Sensor S_1 posicionado na origem do sistema de coordenadas;
- A aeronave se move segundo modelo dinâmico proposto por Singer [5];
- As medidas fornecidas pelos sensores têm a mesma taxa de amostragem e estão em sincronia, ou seja, considera-se que as medidas são realizadas nos dois sensores no mesmo instante e
- Existe somente um único alvo a ser rastreado.

Para a representação da dinâmica da aeronave foram consideradas três cenários com duração de 120 segundos, sendo o período de amostragem $T = 0,5$ s e, portanto com $K = 240$ amostras. No cenário 1 é considerado um alvo que apresenta dinâmica definida como lenta, no cenário 2 é considerado um alvo com dinâmica definida como moderada e o cenário 3 representa uma aeronave com grande manobrabilidade (dinâmica definida como rápida). As condições iniciais foram definidas como:

$$x_a(0) = [20\text{km} \ 200\text{m/s} \ 0 \ 20\text{km} \ 200\text{m/s} \ 0 \ -5\text{km} \ 10\text{m/s} \ 0]^T \quad (30)$$

A Tabela I mostra as características das dinâmicas dos alvos.:

TABELA II. VALORES DOS PARÂMETROS DAS ACELERAÇÕES PARA X, Y E Z

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
	Direção X, Y e Z	Direção X, Y e Z	Direção X, Y e Z
Aceleração Máxima	5.0m/s ²	10m/s ²	40m/s ²
Probabilidade P ₁	0.1	0.2	0.3
Probabilidade P ₂	0.6	0.4	0.2
Constante de tempo: L _m	60 s	40 s	20 s

Considerou-se que os erros das medidas angulares nos sensores passivos são todos iguais, sendo o desvio padrão do erro de medida de azimute e elevação, considerados em três situações de erros crescentes:

- Situação 1: $\sigma_\theta = \sigma_\psi = 0.02^\circ$
- Situação 2: $\sigma_\theta = \sigma_\psi = 0.05^\circ$
- Situação 3: $\sigma_\theta = \sigma_\psi = 0.1^\circ$

Os resultados de uma realização do cenário 2 (dinâmica moderada) são mostrados na Fig. 2 e Fig. 3. A variação dos ângulos de azimute e elevação, medidos pelos sensores durante o período da trajetória, são apresentados na Fig. 4 e na Fig. 5, considerando-se o ruído da Situação 2.

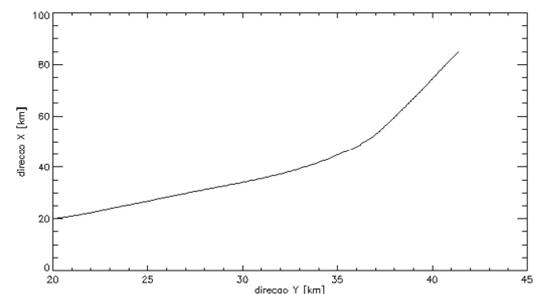


Fig 2. Variáveis de estado $y(k)$ e $x(k)$ do cenário 2 no plano horizontal

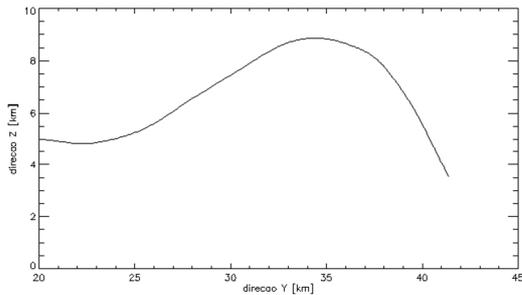


Fig 3. Variáveis de estados $x(k)$ e $z(k)$ do cenário 2 no plano vertical

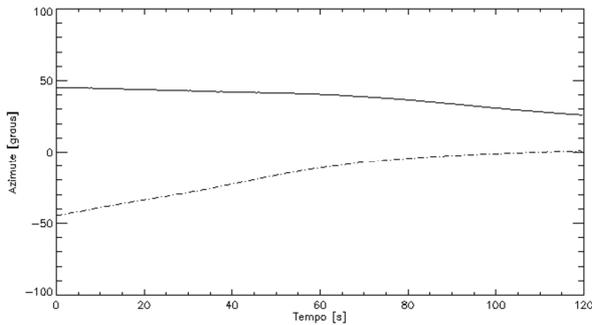


Fig 4. Azimute para o cenário 2 medido pelos sensores S1 (linha cheia) e S2 (pontilhado).

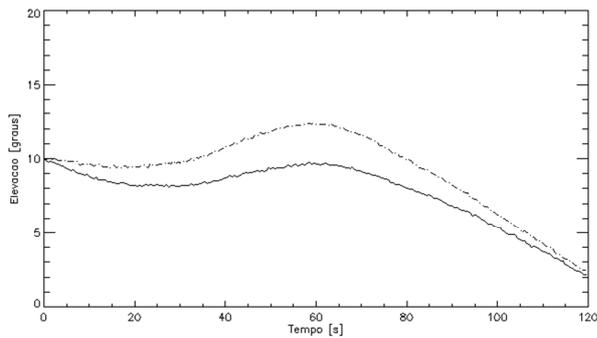


Fig 5. Elevação para o cenário medida pelos sensores S1 (linha cheia) e S2 (pontilhado).

Da Fig. 6 a Fig. 11 estão representados os erros entre a trajetória real e as trajetórias medidas e estimadas pelo filtro estendido de Kalman, considerado-se ainda uma única realização do Cenário 2, com a Situação 3 de ruído.

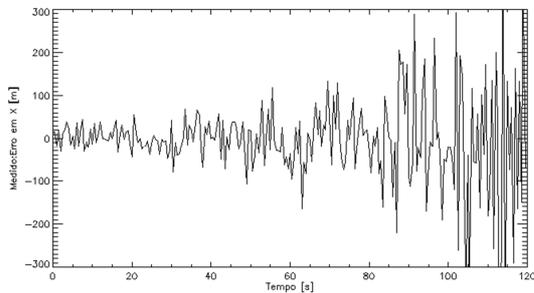


Fig 6. Erro de posição na coordenada x entre a posição real e a medida

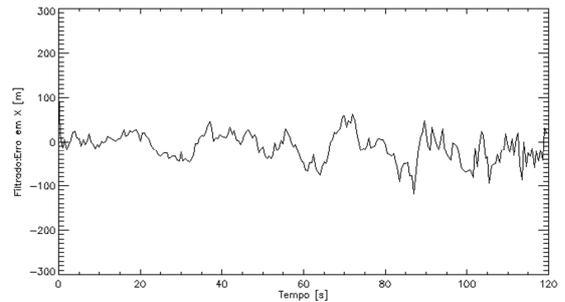


Fig 7. Erro de posição na coordenada x entre a posição real e a estimada

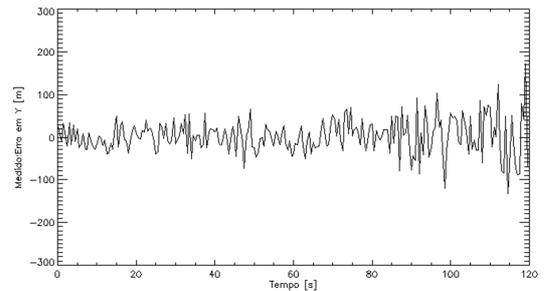


Fig 8. Erro de posição na coordenada y entre a posição real a medida

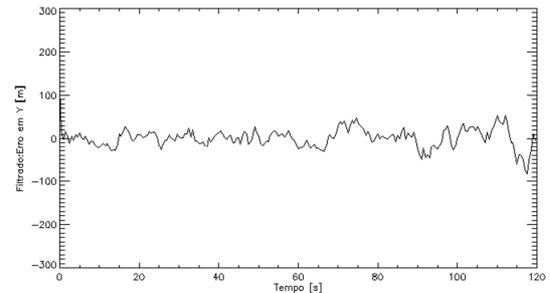


Fig 9. Erro de posição na coordenada y entre a posição real e a estimada

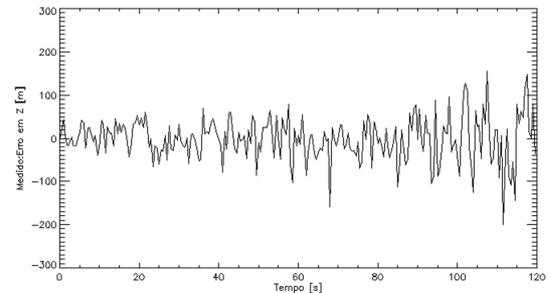


Fig 10. Erro de posição na coordenada z entre a posição real a medida

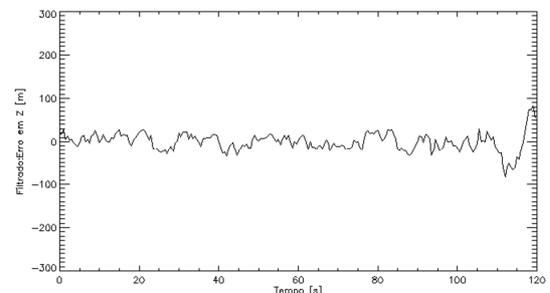


Fig 11. Erro de posição na coordenada z entre a posição real e a estimada

Observa-se na Fig. 7, Fig. 9 e Fig. 11 uma diminuição nos erros, que serão melhor quantificados a seguir.

A Fig. 12, Fig. 13 e Fig. 14 mostram a variação da estimativa do erro da filtragem das coordenadas $x(k)$, $y(k)$ e $z(k)$, na forma de desvio padrão, obtidas da matriz de covariância $P(k|k)$ da expressão (37) do filtro de Kalman. Para comparação, estas mesmas figuras mostram o desvio padrão do erro de medida, $\sigma_{x_c}(k)$, $\sigma_{y_c}(k)$ e $\sigma_{z_c}(k)$ das coordenadas cartesianas.

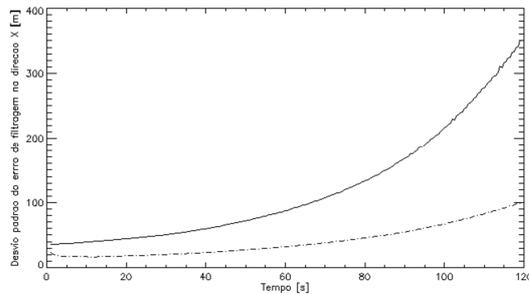


Fig 12. Comparação entre o desvio padrão do erro de filtragem previsto (linha pontilhada) na direção x e o desvio padrão do erro de leitura (linha cheia)

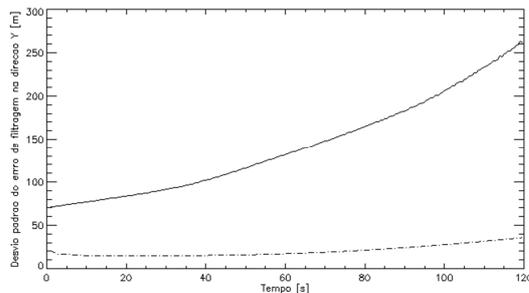


Fig 13. Comparação entre o desvio padrão do erro de filtragem previsto (linha pontilhada) na direção y e o desvio padrão do erro de leitura (linha cheia)

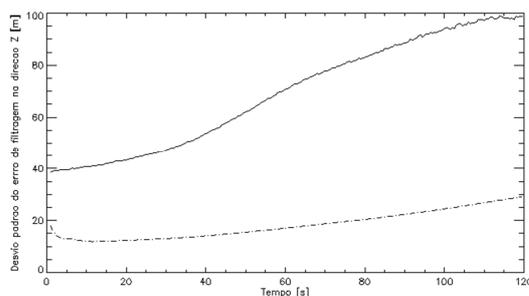


Fig 14. Comparação entre o desvio padrão do erro de filtragem previsto (linha pontilhada) na direção z e o desvio padrão do erro de leitura σ (linha cheia)

Observa-se na Fig. 12, Fig.13 e Fig.14 uma sensível diminuição no desvio padrão do erro quando se utiliza a filtragem de Kalman para a estimativa da trajetória do alvo.

Os resultados médios obtidos por meio de 100 realizações de Monte Carlo são mostrados nas Tabelas II, III e IV. Nessas tabelas tem-se os desvios padrões dos erros da trajetória estimada pelo filtro estendido de Kalman em comparação com os erros da trajetória medida nas direções x ($\hat{\sigma}_{x_e}$, $\hat{\sigma}_{x_m}$), y ($\hat{\sigma}_{y_e}$, $\hat{\sigma}_{y_m}$) e z ($\hat{\sigma}_{z_e}$, $\hat{\sigma}_{z_m}$) e o erro total de posição

estimada e medida ($\hat{\sigma}_{p_e}$, $\hat{\sigma}_{p_m}$). Mostra-se ainda na Tabela II o erro médio entre a posição real e a estimada e a posição real e a medida, ($\hat{\mu}_{p_e}$, $\hat{\mu}_{p_m}$). Considerou-se a situação do Cenário 2 (dinâmica moderada do alvo) e o sensor erros da Situação 1, 2 e 3 respectivamente.

TABELA II. ERROS DA TRAJETÓRIA MEDIDA E DA TRAJETÓRIA ESTIMADA CONSIDERANDO 100 REALIZAÇÕES DE MONTE CARLO COM ALVOS DE MANOBRABILIDADE MODERADA E SENSORES COM BAIXA PRECISÃO

Erros da trajetória estimada [m]	Erros da trajetória medida [m]	Fator de melhora
$\hat{\sigma}_{x_e} = 64,73$	$\hat{\sigma}_{x_m} = 163,61$	60,44%
$\hat{\sigma}_{y_e} = 44,26$	$\hat{\sigma}_{y_m} = 174,22$	74,60%
$\hat{\sigma}_{z_e} = 35,52$	$\hat{\sigma}_{z_m} = 95,67$	62,87%
$\hat{\sigma}_{p_e} = 51,73$	$\hat{\sigma}_{p_m} = 209,44$	75,30%
$\hat{\mu}_{p_e} = 72,43$	$\hat{\mu}_{p_m} = 181,73$	60,14%

TABELA III. ERROS DA TRAJETÓRIA MEDIDA E DA TRAJETÓRIA ESTIMADA CONSIDERANDO 100 REALIZAÇÕES DE MONTE CARLO COM ALVOS DE MANOBRABILIDADE MODERADA E SENSORES COM MÉDIA PRECISÃO

Erros da trajetória estimada [m]	Erros da trajetória medida [m]	Fator de melhora
$\hat{\sigma}_{x_e} = 32,84$	$\hat{\sigma}_{x_m} = 73,57$	55,36%
$\hat{\sigma}_{y_e} = 22,35$	$\hat{\sigma}_{y_m} = 58,01$	61,47%
$\hat{\sigma}_{z_e} = 19,28$	$\hat{\sigma}_{z_m} = 46,69$	58,71%
$\hat{\sigma}_{p_e} = 25,76$	$\hat{\sigma}_{p_m} = 71,56$	64,00%
$\hat{\mu}_{p_e} = 37,19$	$\hat{\mu}_{p_m} = 81,55$	54,40%

TABELA IV. ERROS DA TRAJETÓRIA MEDIDA E DA TRAJETÓRIA ESTIMADA S CONSIDERANDO 100 REALIZAÇÕES DE MONTE CARLO COM ALVOS DE MANOBRABILIDADE MODERADA E SENSORES COM ALTA PRECISÃO

Erros da trajetória estimada [m]	Erros da trajetória medida [m]	Fator de melhora
$\hat{\sigma}_{x_e} = 23,14$	$\hat{\sigma}_{x_m} = 45,85$	49,53%
$\hat{\sigma}_{y_e} = 17,22$	$\hat{\sigma}_{y_m} = 41,91$	58,91%
$\hat{\sigma}_{z_e} = 12,41$	$\hat{\sigma}_{z_m} = 28,24$	56,06%
$\hat{\sigma}_{p_e} = 19,54$	$\hat{\sigma}_{p_m} = 51,26$	61,88%
$\hat{\mu}_{p_e} = 25,8$	$\hat{\mu}_{p_m} = 50,73$	49,14%

As tabelas mostram o comparativo dos erros das posições do estado real com o estado filtrado e com o estado medido pelos sensores. Como esperado, sensores com mais ruído (Situação3) geram erros maiores nas posições medidas dos alvos o que influencia nas posições estimadas pelo filtro. Foram também obtidos resultados de simulação dos Cenários 1 e 3 onde se considera alvos de baixa e alta manobrabilidade respectivamente. No primeiro caso, alvos menos manobráveis são rastreados com maior facilidade por sensores com menor precisão. Já no Cenário 3, com alvos de grande manobrabilidade, sensores de baixa precisão aumentam consideravelmente o erro do rastreamento. Para tal finalidade, se faz necessário sensores com grande precisão para que o rastreamento de alvos com esta característica seja possível.

IV. CONCLUSÃO

Neste trabalho, foi considerado um cenário que utiliza dois sensores passivos para o rastreamento de alvos manobráveis. A medida dos sensores, sujeitas a ruídos, que se relacionam com as variáveis de estado do alvo por meio de uma função não linear, foram filtradas pelo filtro de Kalman estendido.

Simulações realizadas quantizaram o erro na estimativa da posição do alvo levando-se em conta a manobrabilidade do alvo (Cenário 1, 2 e 3) e a incerteza da medida (Situação 1, 2 e 3).

O estudo realizado possibilita, em função de uma dada manobrabilidade do alvo e uma dada configuração de sensores, realizar-se a especificação da precisão dos sensores passivos para que os erros na estimativa da posição do alvo sejam menores que um dado requisito. Este requisito pode ser gerado, por exemplo, por uma arquitetura de fusão de dados ou por um sistema de armas defensivas.

REFERÊNCIAS

- [1] YIFENG, Z., J. MICKEAL e B FORD. "A Neural Network Based Approach for ESM/Radar TRack Association." Defense R&D Canada 2000..
- [2] JILKOV, P V e R X LI. "Survey of maneuvering target tracking part 1: dynamic models." IEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems 2003
- [3] DJUROVIC, Z. M. "Target tracking with two passive infrared non-imaging sensors." IET Signal PProcess 2009
- [4] Skolnik, M. I., Introduction to Radar Systems, Singapura: Mc Graw Hill, 2001.
- [5] SINGER, Robert A. "Real time tracking filter evaluation and selection for tactical application." IEE TRANSACTION ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEM 1971.
- [6] BOZIC, S. M. Digital and Kalman filtering. London: Edward Arnold, 1981
- [7] Silva, Renato V. Rastreo de alvos aéreos com dois sensores passivos de medidas de ângulos. Dissertação de Mestrado Profissionalizante. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Aeronáutica e Mecânica. ITA. São José dos Campos, 2011. 68f