

Avaliação Comparativa de Algoritmos STAP-CFAR para Detecção em Cenários Marítimos com Clutter K-Distribuído

João Rocha, Vitor Paixão, Hugo Schottz, Kathy Senhorini e Dimas Alves

Resumo— Este trabalho compara combinações STAP-CFAR aplicadas à detecção de alvos em radar marítimo com clutter K-distribuído. São avaliados os estimadores SMI e NSCM associados aos detectores CA-CFAR e OS-CFAR, por simulações Monte Carlo e curvas ROC. O estudo considera um cenário estatístico controlado, com parâmetros fixos e células CFAR homogêneas. Os resultados indicam maior robustez do NSCM em clutter impulsivo e melhor desempenho do CA-CFAR no cenário homogêneo analisado.

Palavras-Chave— Radar marítimo, STAP, CFAR, clutter K-distribuído, SMI, NSCM, curva ROC.

Abstract— This work compares STAP-CFAR combinations applied to target detection in maritime radar with K-distributed clutter. SMI and NSCM covariance estimators are evaluated with CA-CFAR and OS-CFAR detectors using Monte Carlo simulations and ROC curves. The study considers a controlled statistical scenario with fixed parameters and homogeneous CFAR reference cells. Results indicate higher robustness of NSCM under impulsive clutter and better CA-CFAR performance in the analyzed homogeneous scenario.

Keywords— Maritime radar, STAP, CFAR, K-distributed clutter, SMI, NSCM, ROC.

I. INTRODUÇÃO

A detecção radar em ambientes marítimos é desafiadora devido à presença de clutter produzido pela superfície do mar, o qual pode apresentar forte variabilidade espacial e temporal, dependência com o estado do mar e comportamento não gaussiano, especialmente em cenários de alta resolução, baixo ângulo de incidência e condições ambientais severas [1], [2]. Nessas condições, modelos gaussianos podem ser insuficientes para representar amostras impulsivas e caudas pesadas, afetando tanto a estimação da matriz de covariância quanto a definição dos limiares de detecção.

O processamento adaptativo espaço-temporal, ou *Space-Time Adaptive Processing* (STAP), explora a diversidade espacial de arranjos de antenas e a diversidade temporal de pulsos coerentes para suprimir clutter e interferências [3], [4]. Seu desempenho depende diretamente da qualidade da matriz de covariância estimada a partir de dados secundários, sendo esse um dos principais fatores limitantes em aplicações práticas [5], [6]. A abordagem clássica SMI (*Sample Matrix Inversion*) é simples e eficiente em condições homogêneas, mas pode ser sensível a amostras de alta energia em clutter impulsivo. Como alternativa, o NSCM (*Normalized Sample Covariance Matrix*) normaliza os snapshots antes da estimação, reduzindo a influência das flutuações de potência das amostras em ambientes de cauda pesada [7].

Além da filtragem STAP, detectores CFAR (*Constant False Alarm Rate*) são empregados para ajustar o limiar de decisão com base em células de referência. Neste trabalho, são considerados o CA-CFAR, baseado na média das células de referência, e o OS-CFAR, baseado em uma estatística de ordem. Enquanto o CA-CFAR tende a apresentar bom desempenho em ambientes homogêneos, o OS-CFAR é tradicionalmente associado a maior robustez na presença de células contaminadas, múltiplos alvos ou não homogeneidade, dependendo também da ordem adotada [8], [9].

O objetivo deste artigo é comparar, por meio de simulações Monte Carlo, quatro combinações STAP-CFAR em cenário marítimo modelado por clutter K-distribuído: SMI-STAP com CA-CFAR, SMI-STAP com OS-CFAR, NSCM-STAP com CA-CFAR e NSCM-STAP com OS-CFAR. O estudo concentra-se em uma comparação controlada entre estimadores de covariância e estratégias CFAR sob clutter não gaussiano. A avaliação utiliza curvas ROC com limiares obtidos da CDF empírica sob H_0 , considerando também a regra Reed-Mallett-Brennan, o uso de diagonal loading e as limitações do cenário simulado.

II. MODELO DO SINAL E CLUTTER MARÍTIMO

Considera-se um radar aerotransportado observando um cenário marítimo, com arranjo linear uniforme de M_s elementos e M_t pulsos coerentes por intervalo de processamento. O vetor espaço-temporal recebido em uma célula de teste é modelado por

$$\mathbf{x} = \alpha \mathbf{s} + \mathbf{c} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

em que α é a amplitude complexa do alvo, $\mathbf{s}$ é o vetor de direcionamento espaço-temporal, $\mathbf{c}$ representa o clutter marítimo e $\mathbf{n}$ é o ruído térmico branco. O vetor $\mathbf{s}$ é construído pelo produto de Kronecker entre as respostas temporal e espacial, isto é,

$$\mathbf{s} = \mathbf{s}_t \otimes \mathbf{s}_s, \quad (2)$$

com frequências normalizadas associadas ao ângulo de chegada e ao Doppler do alvo [6], [9]. Essa formulação assume arranjo uniforme e respostas espaço-temporais separáveis, hipótese comum em modelagem radar, mas simplificada em relação a sistemas reais sujeitos a erros de calibração, acoplamento mútuo e padrões de elemento não ideais [10]. No cenário simulado, adotam-se $M_s = 8$ e $M_t = 8$, resultando em $M = M_s M_t = 64$ graus de liberdade espaço-temporais.

O clutter marítimo é modelado por um processo composto do tipo SIRP (*Spherically Invariant Random Process*), dado por

$$\mathbf{c} = \sqrt{\tau} \mathbf{g}, \quad (3)$$

em que $\mathbf{g}$ representa a componente gaussiana complexa correlacionada (*speckle*) e τ é uma variável aleatória positiva associada à textura do clutter. No modelo K-distribuído, a textura é descrita por uma variável Gamma, permitindo representar flutuações de potência e caudas pesadas observadas em clutter marítimo [1], [2]. O parâmetro de forma ν controla a impulsividade: valores menores produzem maior variabilidade de textura, enquanto valores maiores correspondem a condições progressivamente menos impulsivas. Neste trabalho, são analisados $\nu = 0,5$, como regime severo, e $\nu = 10$, como regime mais brando.

A estrutura de correlação espaço-temporal do clutter é construída a partir de uma crista espaço-Doppler associada ao movimento da plataforma. Para cada ângulo de chegada, calcula-se o vetor espaço-temporal correspondente, e a matriz resultante é obtida pela soma das contribuições angulares, seguida da normalização da potência do clutter e da adição de ruído térmico branco. O modelo K-distribuído é, portanto, empregado como aproximação estatística controlada do ambiente marítimo, sem representar explicitamente efeitos como variação espacial do estado do mar, polarização, multipercurso, sombra, alvos extensos e não estacionariedade.

III. PROCESSAMENTO STAP

O STAP projeta um vetor de pesos $\mathbf{w}$ para preservar a resposta na direção espaço-temporal do alvo e atenuar clutter e ruído. Considerando o critério MVDR, a solução adaptativa é escrita como [6], [11]

$$\mathbf{w} = \frac{\hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}}{\mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}}, \quad (4)$$

onde $\hat{\mathbf{R}}$ é a matriz de covariância estimada a partir de dados secundários livres de alvo.

No método SMI (*Sample Matrix Inversion*), a covariância é estimada diretamente por

$$\hat{\mathbf{R}}_{SMI} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H. \quad (5)$$

Essa abordagem é simples e amplamente utilizada em STAP [3], [4], mas pode ser degradada por snapshots de alta energia em clutter impulsivo. Como alternativa robusta, o NSCM (*Normalized Sample Covariance Matrix*) normaliza cada snapshot antes da estimação:

$$\hat{\mathbf{R}}_{NSCM} = \frac{M}{K} \sum_{k=1}^K \frac{\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H}{\|\mathbf{x}_k\|^2}. \quad (6)$$

Com isso, cada amostra contribui principalmente com sua informação direcional, reduzindo a influência da potência instantânea e aumentando a robustez em clutter de cauda pesada [7].

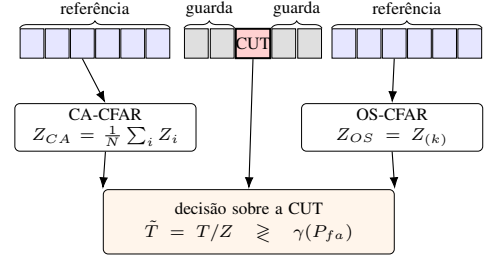


Fig. 1. Janela CFAR após a filtragem STAP. As células de guarda isolam a CUT; as células de referência estimam o nível de fundo usado por CA-CFAR ou OS-CFAR.

Para melhorar o condicionamento numérico das matrizes estimadas, aplica-se diagonal loading:

$$\hat{\mathbf{R}}_{DL} = \hat{\mathbf{R}} + \delta \frac{\text{tr}(\hat{\mathbf{R}})}{M} \mathbf{I}, \quad (7)$$

em que δ é o fator de carregamento diagonal [4], [6]. Neste trabalho, o diagonal loading é tratado como etapa de regularização comum às implementações STAP, com valor fixo e não otimizado.

A quantidade de dados secundários foi escolhida com base na regra Reed-Mallett-Brennan, segundo a qual são necessárias aproximadamente $2M$ amostras independentes e homogêneas para desempenho adaptativo com perda moderada [5]. Como o sistema possui $M = 64$ graus de liberdade, adotam-se $K = 128$ snapshots secundários. Essa escolha favorece uma comparação controlada entre SMI e NSCM, embora ainda dependa da hipótese de treinamento homogêneo.

Após a filtragem STAP, a estatística de teste é calculada como

$$T = |\mathbf{w}^H \mathbf{x}_{CUT}|^2, \quad (8)$$

onde $\mathbf{x}_{CUT}$ é o snapshot da célula sob teste.

Para tornar a decisão adaptativa ao nível local de clutter, a estatística é normalizada por uma estimativa de fundo obtida a partir das células de referência:

$$\tilde{T} = \frac{|\mathbf{w}^H \mathbf{x}_{CUT}|^2}{Z}, \quad (9)$$

onde Z é a estimativa local do nível de fundo.

A Fig. 1 apresenta, de forma esquemática, a janela CFAR utilizada após a filtragem STAP. A célula sob teste é separada das células de referência por células de guarda, evitando que a energia de um alvo se espalhe para a estimativa do fundo local. A partir das células de referência, o CA-CFAR estima o nível de fundo pela média, enquanto o OS-CFAR utiliza uma estatística de ordem. Essa distinção é relevante porque evidencia por que o CA-CFAR tende a ser eficiente em ambiente homogêneo, mas sensível a amostras extremas, ao passo que o OS-CFAR pode ser mais robusto quando há outliers ou alvos secundários nas células de treinamento.

A. CA-CFAR

No CA-CFAR, Z é calculado como a média das potências filtradas nas células de referência:

$$Z_{CA} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i. \quad (10)$$

Essa técnica é eficiente em ambientes homogêneos, mas pode ser sensível a outliers, pois amostras extremas elevam a média e alteram o limiar de decisão [8].

B. OS-CFAR

No OS-CFAR, as amostras das células de referência são ordenadas e a estimativa de fundo é definida por uma estatística de ordem:

$$Z_{OS} = Z_{(k)}, \quad (11)$$

onde $Z_{(k)}$ é a k -ésima amostra após ordenação crescente. Neste trabalho, utiliza-se uma ordem correspondente a 75% das células de referência, buscando uma estimativa menos sensível à média global e mais robusta a amostras extremas. Entretanto, como o cenário simulado não inclui células de referência contaminadas por alvos secundários, a vantagem do OS-CFAR pode não se manifestar plenamente.

IV. CONSTRUÇÃO DAS CURVAS ROC POR INVERSÃO DA CDF EMPÍRICA

As curvas ROC são obtidas pela comparação entre as distribuições empíricas da estatística normalizada $\tilde{T}$ sob as hipóteses

$$H_0 : \mathbf{x} = \mathbf{c} + \mathbf{n}, \quad (12)$$

e

$$H_1 : \mathbf{x} = \alpha \mathbf{s} + \mathbf{c} + \mathbf{n}. \quad (13)$$

Para cada combinação de algoritmos, são armazenadas amostras de $\tilde{T}$ sob H_0 e H_1 . A função distribuição acumulada empírica sob H_0 é definida como

$$\hat{F}_0(\gamma) = \frac{1}{N_{MC}} \sum_{i=1}^{N_{MC}} \mathbf{1}\{\tilde{T}_{0,i} \leq \gamma\}, \quad (14)$$

onde N_{MC} é o número de realizações Monte Carlo.

Para uma probabilidade de falso alarme desejada P_{fa} , o limiar é obtido pela inversão da CDF empírica:

$$\gamma(P_{fa}) = \hat{F}_0^{-1}(1 - P_{fa}). \quad (15)$$

Em seguida, a probabilidade de detecção é estimada pela fração de amostras sob H_1 que excedem esse limiar:

$$\hat{P}_d(P_{fa}) = \frac{1}{N_{MC}} \sum_{i=1}^{N_{MC}} \mathbf{1}\{\tilde{T}_{1,i} > \gamma(P_{fa})\}. \quad (16)$$

Dessa forma, as curvas ROC são construídas sem assumir uma forma analítica fechada para a distribuição da estatística de teste. Isso é particularmente adequado ao cenário K-distribuído, no qual a estatística resultante após STAP e CFAR pode não seguir uma distribuição simples. É importante destacar que as curvas ROC são utilizadas como métrica comparativa relativa: o objetivo não é prever de forma absoluta o desempenho de um radar marítimo operacional, mas comparar o comportamento dos algoritmos sob as mesmas hipóteses, parâmetros e condições de simulação.

V. METODOLOGIA

A metodologia adotada consiste em uma simulação Monte Carlo controlada para comparar quatro combinações STAP-CFAR em clutter marítimo K-distribuído: SMI-STAP com CA-CFAR, SMI-STAP com OS-CFAR, NSCM-STAP com CA-CFAR e NSCM-STAP com OS-CFAR. O objetivo não é reproduzir integralmente um radar marítimo operacional, mas avaliar, sob as mesmas condições estatísticas, o efeito da escolha do estimador de covariância e da estratégia CFAR no desempenho de detecção.

O cenário considera um radar aerotransportado com $M_s = 8$ elementos de arranjo e $M_t = 8$ pulsos coerentes, resultando em $M = 64$ graus de liberdade espaço-temporais. A matriz de covariância do clutter é construída a partir de uma crista espaço-Doppler associada ao movimento da plataforma, enquanto a textura K-distribuída é controlada pelo parâmetro de forma ν . Foram avaliados dois regimes: $\nu = 0,5$, representando clutter impulsivo severo, e $\nu = 10$, representando um caso menos impulsivo.

O vetor de direcionamento espaço-temporal foi normalizado de modo que $\|\mathbf{s}\|^2 = 1$. Com amplitude de alvo $|\alpha| = 25$, a potência efetiva do alvo no snapshot é $|\alpha|^2 \|\mathbf{s}\|^2 = 625$. Como o clutter e o ruído foram ajustados para potências médias de 20 e 1 por grau de liberdade, respectivamente, a potência média total de interferência no snapshot é $(20+1)M = 1344$. Assim, o SCNR de entrada adotado na simulação é $625/1344 = 0,465$, equivalente a aproximadamente $-3,33$ dB.

TABELA I
PARÂMETROS PRINCIPAIS DA SIMULAÇÃO.

Parâmetro	Valor
Número de elementos do arranjo, M_s	8
Número de pulsos, M_t	8
Dimensão espaço-temporal, M	64
Comprimento de onda, λ	0,03 m
Espaçamento entre elementos, d	0,015 m
PRI	1 ms
Velocidade da plataforma	100 m/s
Ângulo do alvo	0°
Velocidade do alvo	7,5 m/s
Amplitude do alvo, $ \alpha $	25
Normalização do vetor de direção	$\ \mathbf{s}\ ^2 = 1$
SCNR de entrada	0,465
Potência do clutter, P_c	20 por grau de liberdade
Potência do ruído, P_n	1 por grau de liberdade
Snapshots secundários, K	128
Células de referência CFAR	32
Ordem OS-CFAR	75%
Fator de diagonal loading, δ	10^{-3}
Valores de ν	0,5 e 10
Realizações Monte Carlo	100.000

Para cada realização Monte Carlo, são gerados snapshots secundários livres de alvo para estimação da matriz de covariância por SMI ou NSCM. Em seguida, aplica-se diagonal loading com fator fixo $\delta = 10^{-3}$, e os pesos STAP são calculados pelo critério MVDR. O número de snapshots secundários foi definido como $K = 128$, correspondente a aproximadamente $2M$, em concordância com a regra Reed-Mallett-Brennan para operação adaptativa com perda moderada.

Após a filtragem STAP, a célula sob teste e as células

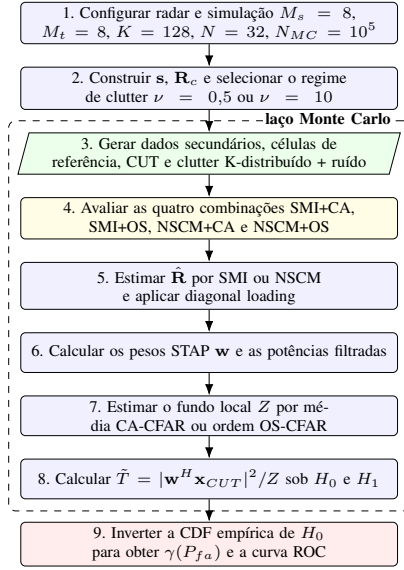


Fig. 2. Fluxo computacional da simulação STAP-CFAR. O procedimento inclui a geração do clutter K-distribuído, a estimação STAP, a normalização CFAR e a construção das curvas ROC por limiares empíricos.

de referência são projetadas pelos pesos adaptativos. O nível local de fundo é então estimado por CA-CFAR, usando a média das células de referência, ou por OS-CFAR, usando a estatística de ordem correspondente a 75% das amostras. A estatística normalizada $\tilde{T} = |\mathbf{w}^H \mathbf{x}_{CUT}|^2 / Z$ é armazenada separadamente sob H_0 , ausência de alvo, e H_1 , presença de alvo.

As curvas ROC são obtidas pela inversão da CDF empírica da estatística sob H_0 . Para cada probabilidade de falso alarme desejada, no intervalo de 10^{-4} a 10^{-1} , calcula-se o limiar correspondente e estima-se a probabilidade de detecção pela fração de amostras sob H_1 que excedem esse limiar. Esse procedimento evita assumir uma distribuição analítica para a estatística após filtragem STAP e normalização CFAR, o que é adequado ao caso K-distribuído.

A Fig. 2 resume o fluxo computacional da simulação.

As limitações do estudo decorrem das hipóteses adotadas para manter a comparação controlada. O clutter marítimo é representado por um modelo estatístico K-distribuído, sem uso de dados reais de radar e sem modelagem explícita de efeitos como variação espacial do estado do mar, multipercurso, polarização, sombra, alvos extensos ou não estacionariedade temporal. Além disso, as células de referência CFAR são consideradas homogêneas e livres de alvos secundários, o que favorece o CA-CFAR e reduz a possibilidade de observar vantagens típicas do OS-CFAR em cenários com clutter edge ou interferentes. Portanto, os resultados devem ser interpretados como uma comparação relativa entre algoritmos sob condições simuladas controladas, e não como uma validação operacional definitiva.

VI. RESULTADOS E DISCUSSÃO

As Figuras 3 e 4 apresentam as curvas ROC obtidas para dois regimes de clutter K-distribuído: um cenário severo, com $\nu = 0,5$, e um cenário brando, com $\nu = 10$. A análise deve

ser feita considerando que todos os algoritmos foram avaliados sob as mesmas condições de simulação, de forma que as curvas indicam desempenho relativo para uma mesma probabilidade de falso alarme.

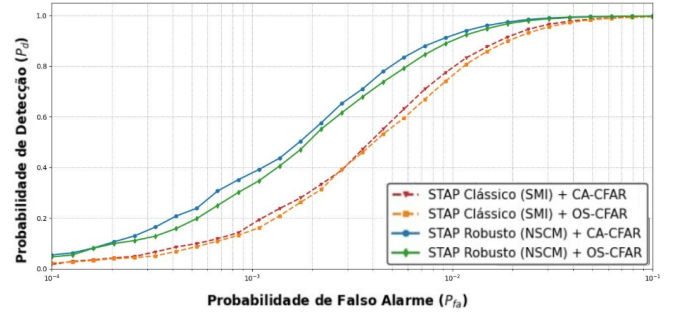


Fig. 3. Curvas ROC comparativas para clutter K-distribuído severo ($\nu = 0,5$).

No caso de clutter severo, mostrado na Fig. 3, observa-se uma separação clara entre os métodos baseados em SMI e os métodos baseados em NSCM. Para baixos valores de probabilidade de falso alarme, especialmente na faixa entre 10^{-4} e 10^{-2} , as curvas do NSCM permanecem acima das curvas do SMI. Esse comportamento indica que a normalização dos snapshots antes da estimação da matriz de covariância aumenta a robustez do STAP em presença de clutter impulsivo.

Esse resultado é coerente com o modelo K-distribuído adotado. Para $\nu = 0,5$, a textura do clutter apresenta alta variabilidade, produzindo amostras de energia elevada. No SMI, essas amostras influenciam diretamente a matriz de covariância amostral, podendo degradar a qualidade do filtro adaptativo. No NSCM, por outro lado, cada snapshot é normalizado por sua norma antes de contribuir para a estimação da covariância, reduzindo o efeito de amostras extremas. Assim, a matriz estimada tende a representar melhor a estrutura angular-Doppler do clutter, e não apenas sua potência instantânea.

A comparação entre CA-CFAR e OS-CFAR revela um resultado importante: neste cenário simulado, o CA-CFAR não é superado pelo OS-CFAR. Em boa parte da curva, as combinações com CA-CFAR apresentam desempenho ligeiramente superior às combinações com OS-CFAR. Isso não contradiz a robustez potencial do OS-CFAR; indica apenas que, no cenário considerado, as células de referência são estatisticamente homogêneas e não há contaminação explícita por alvos secundários ou clutter edge. Nessas condições, a média do CA-CFAR continua sendo um estimador eficiente do nível de fundo. Portanto, os resultados não devem ser interpretados como prova de superioridade geral do CA-CFAR, mas como evidência de que o ganho do OS-CFAR depende da presença de não homogeneidades adicionais nas células de referência.

Em termos quantitativos aproximados, para $P_{fa} = 10^{-3}$, o NSCM alcança uma probabilidade de detecção próxima de 0,35–0,40, enquanto o SMI permanece em torno de 0,15–0,20. Para $P_{fa} = 10^{-2}$, o NSCM atinge aproximadamente 0,88–0,91, contra cerca de 0,75–0,80 do SMI. Esses valores mostram que a principal diferença entre os algoritmos aparece na região de baixa probabilidade de falso alarme, justamente a região de maior interesse prático em sistemas radar.

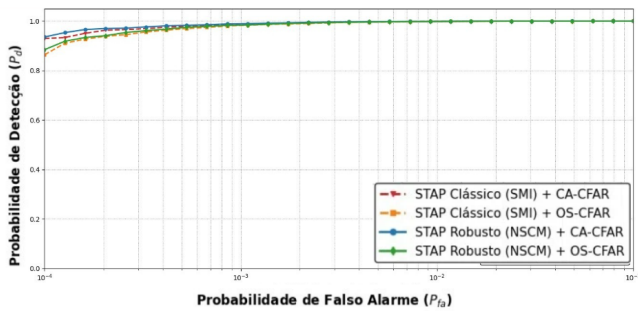


Fig. 4. Curvas ROC comparativas para clutter K-distribuído brando ($\nu = 10$).

A Fig. 4 apresenta o caso de clutter brando, com $\nu = 10$. Nesse regime, as quatro curvas ficam muito próximas e rapidamente se aproximam de $P_d = 1$. Mesmo para probabilidades de falso alarme muito baixas, como 10^{-4} , a probabilidade de detecção já permanece acima de aproximadamente 0,85 para todos os métodos. A partir de $P_{fa} = 10^{-3}$, as curvas praticamente saturam.

Esse comportamento indica que, quando o clutter se aproxima de uma condição menos impulsiva, a vantagem do NSCM sobre o SMI diminui. Em outras palavras, a robustez adicional do NSCM é mais relevante em condições severas de clutter marítimo. Quando o ambiente é brando e o alvo possui energia suficiente para se destacar do fundo, os métodos clássicos já apresentam desempenho elevado, reduzindo a diferença prática entre as escolhas de algoritmo.

A comparação entre os dois valores de ν é o resultado mais importante do artigo. O caso $\nu = 0,5$ evidencia que a escolha do estimador de covariância é determinante em clutter impulsivo; o caso $\nu = 10$ funciona como cenário de controle, mostrando que, em ambiente mais próximo do gaussiano, todos os métodos convergem para desempenho semelhante. Essa diferença reforça a necessidade de selecionar o algoritmo de acordo com a severidade estatística do clutter marítimo.

Dessa forma, os resultados sustentam três conclusões principais. Primeiro, o NSCM é mais indicado que o SMI em clutter K severo, pois mantém maior probabilidade de detecção para a mesma probabilidade de falso alarme. Segundo, o OS-CFAR não apresentou vantagem neste cenário homogêneo, o que sugere que sua utilidade deve ser investigada em condições com células de referência contaminadas ou não homogêneas. Terceiro, em clutter brando, a escolha entre SMI e NSCM torna-se menos crítica, pois todas as combinações avaliadas apresentam desempenho elevado.

VII. CONCLUSÕES

Este artigo apresentou uma avaliação comparativa de algoritmos STAP-CFAR para detecção em cenários marítimos modelados por clutter K-distribuído. Foram comparadas quatro combinações: SMI-STAP com CA-CFAR, SMI-STAP com OS-CFAR, NSCM-STAP com CA-CFAR e NSCM-STAP com OS-CFAR. As curvas ROC foram construídas por simulação Monte Carlo, utilizando inversão da CDF empírica sob H_0 para definir limiares associados a probabilidades de falso alarme controladas.

Os resultados indicam que a escolha do estimador de covariância é especialmente importante em clutter severo. Para $\nu = 0,5$, o NSCM apresentou maior probabilidade de detecção que o SMI para a mesma probabilidade de falso alarme, evidenciando o benefício da normalização dos snapshots em ambientes impulsivos. Para $\nu = 10$, as diferenças entre as quatro combinações diminuíram, indicando que, em clutter mais brando, métodos clássicos podem apresentar desempenho semelhante ao de métodos robustos.

A comparação entre CA-CFAR e OS-CFAR mostrou que, no cenário homogêneo simulado, o CA-CFAR manteve desempenho ligeiramente superior. Esse resultado não invalida a utilidade do OS-CFAR, mas sugere que sua vantagem deve ser investigada em cenários mais desafiadores, com células de referência contaminadas, múltiplos alvos ou variações abruptas de clutter.

Como conclusão prática, em cenários marítimos com clutter impulsivo, combinações baseadas em NSCM-STAP tornam-se candidatas preferenciais para preservar a probabilidade de detecção sob uma mesma probabilidade de falso alarme. Trabalhos futuros devem incluir dados reais de clutter marítimo, análise de SCNR, contaminação das células CFAR, clutter edge, seleção adaptativa do diagonal loading e comparação com técnicas de redução de posto.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Educação Tutorial (PET) pelo apoio acadêmico e pelas contribuições ao desenvolvimento deste trabalho. Este trabalho foi parcialmente financiado pela FINEP (01.22.0581.00) e contou com o apoio institucional da Universidade Federal do Tocantins (UFT).

REFERÊNCIAS

- [1] K. D. Ward, R. J. A. Tough and S. Watts, *Sea Clutter: Scattering, the K Distribution and Radar Performance*. London, U.K.: IET, 2006.
- [2] L. Rosenberg and S. Watts, "Maritime clutter modelling and STAP performance prediction," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 57, no. 3, pp. 1429–1444, Jun. 2021.
- [3] J. Ward, "Space-time adaptive processing for airborne radar," MIT Lincoln Laboratory, Tech. Rep. 1015, 1998.
- [4] W. L. Melvin, "A STAP overview," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 19, no. 1, pp. 19–35, Jan. 2004.
- [5] I. S. Reed, J. D. Mallett and L. E. Brennan, "Rapid convergence rate in adaptive arrays," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-10, no. 6, pp. 853–863, Nov. 1974.
- [6] H. L. Van Trees, *Optimum Array Processing*. New York, NY, USA: Wiley-Interscience, 2002.
- [7] F. Pascal, P. Forster, J.-P. Ovarlez and P. Larzabal, "Performance analysis of covariance matrix estimates in impulsive noise," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 6, pp. 2206–2217, Jun. 2008.
- [8] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-19, no. 4, pp. 608–621, Jul. 1983.
- [9] M. A. Richards, *Fundamentals of Radar Signal Processing*, 2nd ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2014.
- [10] C. A. Balanis, *Antenna Theory: Analysis and Design*, 4th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2016.
- [11] J. Capon, "High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis," *Proceedings of the IEEE*, vol. 57, no. 8, pp. 1408–1418, Aug. 1969.