

# RPCA para Detecção de Mudanças em Imagens SAR UWB VHF Explorando Diversidade

Lucas P. Ramos, Christofer Schwartz, Dimas I. Alves, Leonardo T. Duarte e Renato Machado

**Resumo**—Este artigo apresenta um método de detecção de mudanças em imagens de radar de abertura sintética (SAR) de banda ultra larga (UWB) operando na faixa de frequência VHF, através da ferramenta de análise de dados *Robust Principal Component Analysis* (RPCA) via *Principal Component Pursuit* (PCP). Neste contexto, o método proposto considera pilhas de imagens SAR visando explorar a diversidade dos dados. Para fins de avaliação, foi utilizado um conjunto de imagens provenientes de medições do sistema CARABAS II. Os resultados experimentais demonstram que o incremento de diversidade pode melhorar o desempenho da ferramenta RPCA via PCP na detecção de mudanças.

**Palavras-Chave**—Radar de Abertura Sintética, Detecção de Mudanças, RPCA, Separação Cega de Fontes.

**Abstract**—This paper presents a method of change detection in ultrawideband (UWB) very high frequency (VHF) synthetic aperture radar (SAR) images, using the data analysis tool, robust principal component analysis (RPCA) via principal component pursuit (PCP). In this context, the proposed method considers stacks of SAR images to explore data diversity. For evaluation purposes, a set of SAR images from measurements of the CARABAS-II system was used. The experimental results demonstrate that the increase in diversity can improve the performance of the RPCA tool via PCP in change detection.

**Keywords**—Synthetic Aperture Radar, Change Detection, RPCA, Blind Source Separation.

## I. INTRODUÇÃO

A detecção de mudanças (*Change Detection - CD*) em imagens de Radares de Abertura Sintética (*Synthetic Aperture Radar - SAR*) de resolução de comprimento de onda é uma área de pesquisa ativa há décadas [1]. Sistemas utilizados para esta aplicação permitem monitorar mudanças que podem estar relacionadas a diversas atividades, como atividades ilegais (e.g., eventos de desmatamento), ou até mesmo em atividades civis e militares (e.g., controle no tráfego de veículos em regiões de fronteira) [2]. Algumas dessas aplicações requerem a detecção de elementos camuflados em regiões florestais. Tradicionalmente, para estas aplicações utilizam-se sistemas SAR de baixas frequências (e.g., 20-90 MHz, ou próximo a faixa *Very High Frequency - VHF*) com larguras de banda fracionalmente altas (e.g., *ultrawideband - UWB*). Tal configuração faz com que elementos muito menores que o comprimento de onda do sinal se tornem “transparentes” ao sensor e, ao mesmo tempo, garante uma resolução espacial da mesma grandeza

do comprimento de onda. Além disso, esses sistemas apresentam como características baixa susceptibilidade a efeitos climáticos, obtenção de imagens com considerável estabilidade temporal e medições precisamente georreferenciadas [3].

Neste contexto, o principal desafio relacionado a algoritmos de CD automatizados está em suprimir significativamente a desordem (*clutter*) a fim de atingir uma taxa de falso alarme (*False Alarm Rate - FAR*) suficientemente baixa. Assim, uma maneira eficaz de reduzir a FAR em imagens SAR de resolução de comprimento de onda é através do uso de pequenas pilhas de imagens. Com base nos resultados apresentados em [2] e [4], o uso de pilhas de imagens pode resultar em FAR mais baixas, o que motiva a proposição de técnicas de processamento sinais que permitam se explorar os dados de maneira mais eficaz [5].

O problema de detecção de mudanças pode ser visto como um problema de separação de sinais. Assim, métodos para a separação não-supervisionada de sinais, problema este também conhecido como separação cega de fontes (*Blind Source Separation - BSS*), podem ser explorados. Nesse contexto, uma possibilidade interessante se encontra numa metodologia conhecida como análise de componentes principais robusta (*Robust Principal Component Analysis - RPCA*). A RPCA vem sendo utilizada com sucesso em problemas de separação nos quais o modelo de mistura é bi-dimensional e aditivo, e já se mostrou eficiente na detecção em primeiro plano para sistemas de vigilância por vídeo [6].

O estudo da RPCA abordando imagens SAR VHF UWB ainda é um tópico recente em pesquisas. Como ferramenta de CD, em [7], pode-se observar a eficiência na detecção ao utilizar a ferramenta RPCA via *Principal Component Pursuit* (PCP) para pares de imagens SAR. Ainda em [7], apresenta-se um resultado de detecção utilizando-se a ferramenta RPCA via PCP e uma pilha de 4 imagens, o que revela um potencial do uso da ferramenta em pilhas de imagens. No entanto, ainda não existem estudos referentes ao impacto causado na ferramenta RPCA em relação à diversidade de dados, o que está intimamente relacionado ao tamanho da pilha de imagens considerada.

Assim, este artigo apresenta um método de detecção de mudanças para imagens SAR de resolução de comprimento de onda baseado na RPCA via PCP. Este método explora o aumento na diversidade obtido pelo uso de pilhas de imagens SAR. Como resultado, observa-se uma melhoria no desempenho da separação entre o conteúdo esparsos (considerado mudança) e o conteúdo utilizado como referência.

O restante do artigo está organizado da seguinte maneira. A Seção II apresenta uma breve introdução sobre a ferramenta RPCA via PCP. Em seguida, a Seção III descreve o conjunto

Lucas P. Ramos, Christofer Schwartz e Renato Machado, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos-SP, e-mails: lucaspr@ieee.org, christofer@ieee.org e renatomachado@ieee.org; Dimas I. Alves, Universidade Federal do Pampa, Alegrete-RS, dimasalves@unipampa.edu.br; Leonardo Tomazeli Duarte, Faculdade de Ciências Aplicadas da UNICAMP, Limeira-SP, e-mail: leonardo.duarte@fca.unicamp.br

de dados utilizados para o estudo proposto. Na Seção IV é apresentada a metodologia do trabalho, bem como os critérios de medição utilizados para a detecção dos alvos na imagem. Os resultados obtidos com o estudo são apresentados e discutidos na Seção V. Por fim, a Seção VI apresenta as considerações finais do trabalho.

## II. PCA ROBUSTA

A análise de componentes principais (*Principal Component Analysis* - PCA) foi introduzida por Karl Pearson em 1901 [8], tornando-se desde então, o método mais amplamente utilizado para redução de dimensionalidade na análise de dados [9]. A PCA consiste em realizar uma transformação linear ortogonal em um conjunto de dados. Gera-se um novo conjunto de modo que a maior variação em qualquer projeção do conjunto de dados esteja no primeiro eixo, também chamado de primeira componente; a segunda maior variação fica na segunda componente e assim sucessivamente [10]. Como consequência, torna-se possível aproximar conjuntos de dados de alta dimensão por estruturas mais simples, eliminando os dados que contribuem com pouca informação [11].

Na PCA, uma melhor aproximação de baixa dimensão é obtida a partir do seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned} \min \quad & \|\mathbf{X} - \mathbf{L}\|_F^2 \\ \text{sujeito a} \quad & \text{posto}(\mathbf{L}) \leq l \end{aligned} \quad (1)$$

em que  $\|\cdot\|_F$  denota a norma de Frobenius,  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times m}$  representa a matriz de dados observados e  $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{n \times m}$  representa a aproximação de posto baixo. Ainda, o posto ( $\mathbf{L}$ ) é no máximo  $l$ , este que é geralmente menor que o posto ( $\mathbf{X}$ ), em que  $\text{posto}(\mathbf{X}) = \min(n, m)$ . É importante salientar que este problema pode ser visto como um problema de minimização da norma de Frobenius de um termo de ruído  $\mathbf{N}$ , considerando a seguinte aproximação:  $\mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{N}$ .

Nos últimos anos, observou-se uma limitação do PCA clássico referente a valores discrepantes (*outliers*), dados de dimensão relativamente baixa e matrizes de dados corrompidas, o que motivou a proposição de técnicas de PCA robustas [12]-[13]. Esta robustez permitiu a utilização da técnica em várias aplicações, e.g., na área de processamento de sinais como em imagens SAR [14], na área da saúde através da análise de imagens cerebrais [15] e de retina [16]. Além disso, a RPCA é utilizada como uma ferramenta para o processamento de vídeos [17].

Neste cenário, Candès [12] propôs uma formulação da RPCA via uma ferramenta conhecida como *Principal Component Pursuit* (PCP), a partir da decomposição da matriz de dados  $\mathbf{X}$  em  $\mathbf{L} + \mathbf{S}$ , em que  $\mathbf{L}$  representa uma matriz de posto baixo e  $\mathbf{S}$  representa uma matriz esparsa. Neste contexto, comprovou-se que é possível recuperar exatamente as matrizes  $\mathbf{L}$  e  $\mathbf{S}$  sob hipóteses fracas, a partir de um problema de otimização convexa dado por:

$$\begin{aligned} \min \quad & \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\mathbf{S}\|_1 \\ \text{sujeito a} \quad & \mathbf{L} + \mathbf{S} = \mathbf{X} \end{aligned} \quad (2)$$

em que  $\|\mathbf{L}\|_*$  representa a norma nuclear de  $\mathbf{L}$  (i.e., a soma de valores singulares de  $\mathbf{L}$ ),  $\|\mathbf{S}\|_1$  representa a norma  $l_1$  de  $\mathbf{L}$

(i.e., uma medida de esparsidade) e  $\lambda > 0$  é um parâmetro de regularização que equilibra ambos os termos.

Existem diversas estratégias para otimizar (2). Nesse artigo, o método utilizado é baseado no método de direção alternada dos multiplicadores (*Alternating Direction Method of Multipliers* - ADMM) [18]. Diferentemente do método Lagrangiano aumentado (*Augmented Lagrangian Method* - ALM), que requer uma etapa para otimizar conjuntamente as duas variáveis do problema (no caso,  $\mathbf{L}$  e  $\mathbf{S}$ ), o método ADMM utiliza uma estratégia baseada em etapas de minimização alternadas, as quais podem ser resolvidas simplesmente definindo o operador de retração para valores singulares [18].

## III. DESCRIÇÃO DOS DADOS

Neste trabalho é utilizado um *dataset* contendo, ao todo, 24 imagens SAR UWB VHF, disponibilizados em [19] com o objetivo de motivar o desenvolvimento de novos algoritmos para detecção de alvos com baixa taxa de falsos alarmes [20]. É importante salientar que estas imagens foram previamente processadas e geocodificadas. Mais informações sobre essas etapas podem ser encontradas em [20].

Mais precisamente, as 24 imagens disponibilizadas são um subconjunto de um grupo restrito de 150 imagens adquiridas durante uma missão em 2002 na base militar de testes RFN Vidsele, localizada ao norte da Suécia. Cada imagem pode ser representada como uma matriz de  $3000 \times 2000$  pixels e abrange uma área de aproximadamente  $6 \text{ km}^2$ , caracterizada pela presença de áreas florestais, rios, cercas, linhas de transmissão, entre outras construções [20]. Os dados para a síntese das imagens foram adquiridos utilizando o sistema CARABAS-II operando no modo *stripmap* com um ângulo de incidência de  $58^\circ$  com relação a um ponto de referencial comum. Além disso, foram considerados um total de 25 alvos compostos por três diferentes tipos de veículos militares, sendo dez veículos do modelo TGB11, oito veículos do modelo TGB30 e sete veículos do modelo TGB40. Mais detalhes referentes aos veículos utilizados podem ser observados em [20].

Neste cenário, as 24 imagens estão divididas em quatro missões (missões 2, 3, 4, e 5), sendo que cada missão apresenta um único posicionamento dos alvos. Além disso, cada missão contou com seis passagens da plataforma móvel. De acordo com a mesma nomenclatura apresentada por [20], nas missões 2 e 3 os alvos foram dispostos na região superior esquerda da região de testes, enquanto que nas missões 4 e 5, os alvos foram dispostos na região inferior direita, conforme exemplificado na Figura 1.

Além da variação na localização dos alvos, foram variadas outras diversas características nas configurações de medição, tais como direção de voo e a presença ou não de rádio interferência (RFI). A Tabela I apresenta a característica de cada passagem de voo para a missão 2. É importante salientar que estas configurações de passagem de voo são equivalentes para as demais missões, atentando para a respectiva posição e localização dos alvos em cada missão.

## IV. METODOLOGIA

Considere uma imagem de interesse,  $\mathcal{I}_1$ , em que se deseja detectar alvos. Para auxiliar na detecção, algumas imagens se-

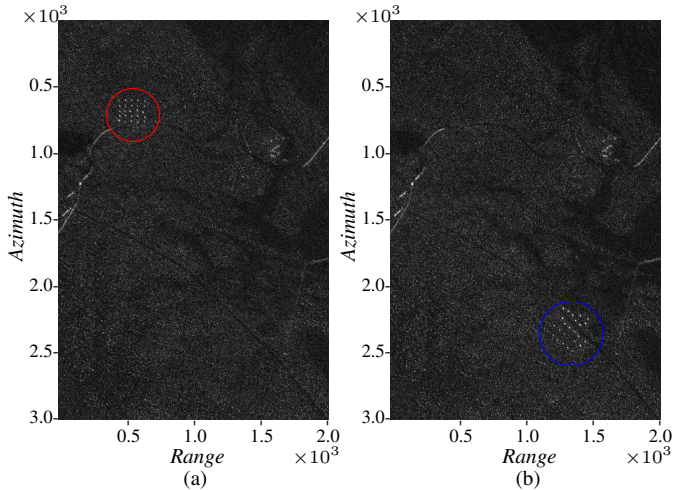


Fig. 1. Amplitude de imagens SAR CARABAS-II em duas diferentes missões. (a) Missão 2, Passagem 1, (b) Missão 4, Passagem 6.

TABELA I  
INFORMAÇÕES SOBRE OS DADOS NA MISSÃO 2.

Imagem	Missão	Passagem	Direção de voo	RFI
1	2	1	225°	Alta
2	2	2	135°	Baixa
3	2	3	225°	Alta
4	2	4	135°	Baixa
5	2	5	230°	Alta
6	2	6	230°	Alta

rão utilizadas como referência, representadas por  $\mathcal{I}_2, \dots, \mathcal{I}_N$ , em que  $N$  representa a quantidade total de imagens na pilha. Neste artigo, busca-se apresentar um método de detecção baseado em RPCA via PCP, assumindo que os alvos em  $\mathcal{I}_1$  são esparsos em relação ao conteúdo de referência. Dessa forma, será utilizado como conteúdo de referência as imagens da Missão 2, contidas no conjunto de dados avaliado. As imagens de referência apresentam alvos em uma mesma posição. Em complemento, considerando que a Missão 2 possui 6 imagens, pode-se formar uma pilha com no máximo 7 imagens (i.e.,  $N = 7$ ). O restante das imagens (18 imagens) são utilizadas como imagens de interesse. Na sequência, a RPCA via PCP é aplicada, passando, posteriormente, por alguns critérios de detecção. Um diagrama simplificado do método proposto é apresentado na Figura 2.

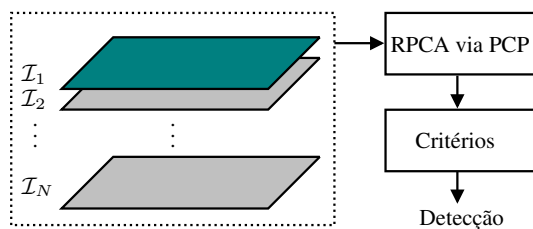


Fig. 2. Diagrama simplificado do método de CD para pilhas de imagens.

Mais precisamente, de maneira semelhante ao que é feito em aplicações de vídeo de vigilância, as  $N$  imagens compostas por  $R$  linhas e  $C$  colunas são organizadas em  $N$  vetores de

$R \times C$  pixels. Desta forma, os vetores podem ser dispostos em uma matriz  $\mathbf{X}$  dada por:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathcal{V}_1 \\ \mathcal{V}_2 \\ \vdots \\ \mathcal{V}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} & \dots & p_{R \times C} \\ p_{12} & p_{22} & \dots & p_{R \times C} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1N} & p_{2N} & \dots & p_{R \times C} \end{bmatrix} \quad (3)$$

em que  $\mathcal{V}_1$  representa o vetor referente à imagem de interesse, e  $\mathcal{V}_2, \dots, \mathcal{V}_N$  representam as  $N - 1$  imagens de referência. Note que,  $p_{11}, \dots, p_{R \times C}, p_{12}, \dots, p_{R \times C}$ , representam os valores de magnitude dos pixels das imagens vetorizadas. Assim, para o conjunto de imagens avaliadas, têm-se  $N$  linhas (quantidade de imagens na pilha) e  $6 \times 10^6$  colunas.

Considerando a descrição apresentada na Seção II e considerando que o sistema SAR avaliado apresenta uma relativa estabilidade entre medições, espera-se decompor a matriz de dados  $\mathbf{X}$  em duas matrizes, sendo uma matriz  $\mathbf{L}$  de posto reduzido e uma matriz  $\mathbf{S}$  esparsa, composta pelo conteúdo que mais diverge entre as linhas, ou seja, as mudanças (ou alvos). É importante salientar que a separação do conteúdo esparsa em  $\mathbf{S}$  é o resultado de sucessivas iterações realizadas durante a aplicação da RPCA via PCP, que tem como critério de parada uma dada medida de esparsidade para  $\mathbf{S}$  e de posto para  $\mathbf{L}$ . Como o balanceamento do conteúdo entre as matrizes depende do valor de  $\lambda$ , busca-se encontrar o valor que mantenha os alvos na matriz  $\mathbf{S}$ , apresentando a menor taxa de falso alarme possível.

#### A. Critérios de Detecção

Cada valor diferente de zero contido na matriz  $\mathbf{S}$  é considerado uma detecção. De maneira semelhante a [20], as detecções são marcadas como sendo alvos caso estejam em um raio de 10 m da posição real dos alvos no solo (i.e., 10 pixels). Assim, é possível definir a probabilidade de detecção (PD) a partir da razão entre a quantidade de alvos detectados e o total de alvos conhecidos na imagem. Ainda, a FAR pode ser calculada a partir do número de falsos alarmes por km quadrado. São considerados como falsos alarmes todas as detecções não relacionadas com uma posição de alvo. Para a contagem de falsos alarmes também será considerada uma janela de  $10 \times 10$  pixels, ou seja, dez pixels consecutivos em uma ou ambas as direções. Devido às características de retroespalhamento do sistema, pode-se assumir que detecções próximas sejam relacionadas a um mesmo objeto. Portanto, serão contadas como um único falso alarme. Para cada imagem, a contagem será truncada em um valor máximo de 30 falsos alarmes, caso ultrapasse esse valor (pior caso admitido).

Após a aplicação da RPCA via PCP, os seguintes critérios de decisão serão aplicados afim de tornar a detecção eficiente:

- São considerados alvos, ou possíveis alvos, apenas detecções presentes na primeira linha da matriz  $\mathbf{S}$  ( $\mathbf{S}_1$ ), considerando que o objetivo é detectar mudanças na imagem de interesse a partir de uma pilha de imagens de referência.
- Apenas os valores positivos em  $\mathbf{S}_1$  são considerados como detecções. Essa regra se faz necessária considerando o comportamento da ferramenta em face a uma

pilha de imagens de referência que contenham alvos em uma mesma posição. A ausência de alvos apenas na imagem de interesse é interpretado pela RPCA via PCP como sendo um conteúdo esparsos. Dessa forma, a fim de se obter um versão de posto reduzido de  $\mathbf{X}$  (i.e.,  $\mathbf{L}$ ), a RPCA espelha, em  $\mathbf{S}$ , o conteúdo faltante na primeira linha de  $\mathbf{X}$  invertendo o seu sinal, de modo a satisfazer a restrição dada por  $\mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$  em (2). Considerando que estes alvos com valores negativos são referentes às imagens referência, tais detecções podem ser descartadas.

c) Não são consideradas mudanças (ou alvos) as detecções relativas à imagem de interesse (i.e., primeira linha da matriz  $\mathbf{S}$ ), que também ocorrem, ao menos, em uma das imagens da pilha de referência (i.e., demais linhas da matriz  $\mathbf{S}$ ).

## V. RESULTADOS

Para a realização dos experimentos, uma implementação utilizando o software Matlab foi elaborada. Para a etapa referente à aplicação da RPCA via PCP, foi utilizada a implementação disponível em [21].

Com relação ao parâmetro de regularização,  $\lambda$ , em [12] os autores apresentam uma figura de mérito dada pelo inverso da raiz quadrada da máxima dimensão da matriz de entrada, que para este trabalho resulta em  $\lambda = (\sqrt{R \times C})^{-1}$ . Contudo, em [7], os autores mostram, empiricamente, que melhores resultados podem ser obtidos, para a aplicação trazida por este trabalho, ao se trabalhar com um  $\lambda$  aproximadamente 9 vezes maior (i.e.,  $9 \times (\sqrt{R \times C})^{-1}$ ).

Considerando que é possível variar a quantidade de informação contida na matriz  $\mathbf{S}$ , busca-se a obtenção de uma curva contendo a característica de operação do receptor (*Receiver Operating Characteristic* - ROC). Dessa forma, para os menores valores de  $\lambda$ , pode-se obter as maiores PD, ao custo de uma maior FAR. Do mesmo modo, reduções na quantidade de falsos alarmes podem ser obtidas para os maiores valores de  $\lambda$ , penalizando a PD. Ao todo, os seguintes valores para  $\lambda$  foram analisados:  $2,449 \times 10^{-3}$ ,  $2,858 \times 10^{-3}$ ,  $3,062 \times 10^{-3}$ ,  $3,266 \times 10^{-3}$ ,  $3,470 \times 10^{-3}$ ,  $3,674 \times 10^{-3}$ ,  $3,878 \times 10^{-3}$ ,  $4,082 \times 10^{-3}$ , e  $4,490 \times 10^{-3}$ .

A fim de ilustrar um resultado obtido utilizando o método proposto por este trabalho, a Fig. 3 apresenta os resultados da detecção para  $\lambda = 3,470 \times 10^{-3}$  e  $N = 7$ . Como imagem de vigilância,  $\mathcal{I}_1$ , foi utilizada a Missão 4, passagem 6. Em Fig. 3, os alvos espelhados (i.e., valores negativos contidos na primeira linha da matriz  $\mathbf{S}$ ) foram mantidos apenas com o objetivo de ilustrar o comportamento do algoritmo, quais encontram-se marcados por um quadrado vermelho (azimute 1000-1200). Já as detecções referentes à imagem de vigilância  $\mathcal{I}_1$  estão marcadas com círculos azuis (azimute 2200-2700).

Ainda analisando a Fig. 3, pode-se observar 3 falsos alarmes entre as coordenadas azimutais de 1500 e 1700. Contudo, conforme os critérios de detecção descritos na Seção IV-A, dois deles podem ser descartados, pois também foram observados na pilha de referência. Dessa forma, para o caso trazido pela Fig. 3, pode-se calcular  $PD = 25/25 = 1$  e  $FAR = 1/6 = 0,16$  falsos alarmes por km quadrado.

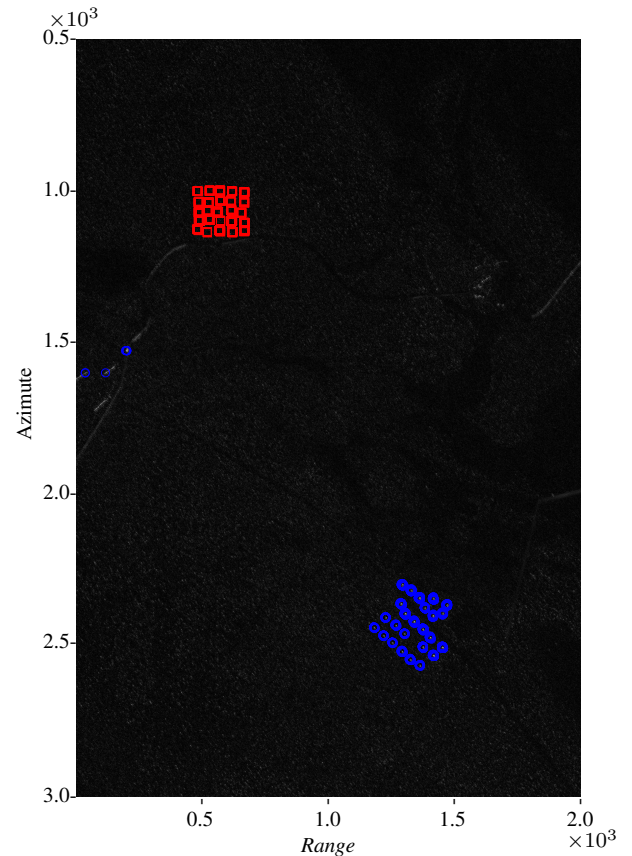


Fig. 3. Resultado da detecção para  $\lambda = 3,470 \times 10^{-3}$ , utilizando uma pilha de imagens composta pela Missão 4, passagem 6, como imagem de vigilância (cor azul) e pela Missão 2, passagens de 1 a 6, como imagens de referência (cor vermelha).

O desempenho geral do método proposto pode ser analisado através da Fig. 4. De forma mais detalhada, a Fig. 4 apresenta quatro curvas ROC. Primeiramente, pode-se observar a curva ROC referente ao método proposto por esse trabalho, considerando uma pilha de 7 imagens (i.e.,  $N = 7$ ). Na sequência, uma curva considerando uma pilha reduzida de imagens pode ser observada. Na configuração com pilha reduzida (i.e.,  $N = 4$ ), as imagens de referência que apresentam geometrias de voos repetidas foram desconsideradas (passagens 3, 4 e 6, da Missão 2), resultando em uma pilha com quatro imagens (uma imagem de interesse e três imagens de referência). As curvas ROC envolvendo pilhas foram calculadas considerando o resultado médio para 18 imagens de interesse, reforçando que as imagens da Missão 2 (6 das 24 imagens) foram utilizadas exclusivamente como imagens de referência. Para fins de comparação, a Fig. 4 apresenta uma curva ROC obtida considerando apenas pares de imagens (i.e.,  $N = 2$ ). Para a análise envolvendo pares, foram utilizados os 18 pares de imagens especificados em [20] que utilizaram as mesmas imagens de interesse. Por fim, como referência de comparação, pode-se observar a curva ROC do método de CD descrito em [22], que também considera os dados do sistema CARABAS-II.

O comportamento geral do método proposto pode ser analisado. Conforme o esperado, à medida que o valor de  $\lambda$  diminui

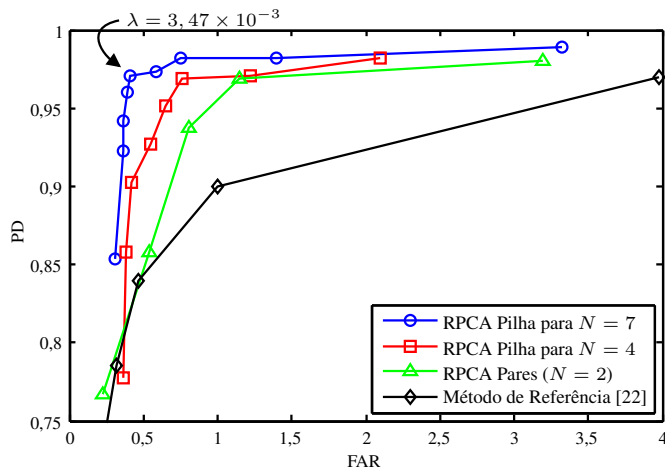


Fig. 4. Característica de operação do receptor (curvas ROC) para as diferentes metodologias exploradas.

(da esquerda para a direita), pode-se observar um aumento na PD e na FAR. Também pode-se notar que a melhor relação entre PD e FAR foi observada para  $N = 7$ , sendo que o desempenho do método diminui à medida que  $N$  também diminui. Nesse ponto, fica evidente o ganho de desempenho do método com o acréscimo de diversidade aos dados de entrada. Dessa forma, variações nas imagens causadas por situações diversas, como por exemplo, por objetos estáticos sensíveis à geometria de voo (passagens), se tornam menos prejudiciais. Isso ocorre basicamente por dois motivos: (1) a medida que  $N$  cresce, a estrutura de correlação dos dados muda, favorecendo a detecção dos alvos em termos de objetos esparsos dentro da pilha de imagens como um todo; (2) o acréscimo de imagens favorece a regra (c) dos critérios de decisão.

Por fim, pode-se apontar como uma figura de mérito para parametrização do método proposto,  $\lambda = 3,47 \times 10^{-3}$  e  $N = 7$ . Esta configuração apresentou a melhor relação PD  $\times$  FAR tendo em mente um conjunto de dados com estatísticas semelhante ao analisado nesse artigo.

## VI. CONCLUSÕES

Nesse artigo é proposto um método de detecção de mudanças para imagens SAR com resolução no comprimento de onda baseado na ferramenta de análise de dados RPCA via PCP. Os efeitos do acréscimo de diversidade de dados para o método proposto foram analisados e discutidos no artigo. Através de uma análise utilizando dados obtidos pelo sistema CARABAS II, foi possível observar o ganho de desempenho associado ao aumento de diversidade de dados, bem como, a robustez do método proposto frente diferentes geometrias de voo. De maneira similar, os resultados experimentais mostram que o método é capaz de alcançar um bom desempenho, em termos da probabilidade de detecção e da taxa de falsos alarmes, quando comparado a um método já existente na literatura. Por fim, um estudo referente à análise de desempenho do método proposto comparado ao estado da arte para os dados selecionados já está em andamento.

## AGRADECIMENTOS

O presente artigo foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001 (Pró-Defesa IV) e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), código 311357/2017-2.

## REFERÊNCIAS

- [1] V. T. Vu, D. I. Alves, B. G. Palm, M. I. Pettersson, P. Dammert and H. Hellsten, "A detector for wavelength resolution SAR incoherent change detection," *2019 IEEE Radar Conference (RadarConf)*, IEEE, p. 1-5, 2019.
- [2] V. T. Vu, M. I. Pettersson, R. Machado, P. Dammert and H. Hellsten, "False alarm reduction in wavelength-resolution SAR change detection using adaptive noise canceler," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 55, no. 1, pp. 591–599, Jan. 2017.
- [3] R. Machado, V. T. Vu, M. I. Pettersson, P. Dammert and H. Hellsten, "The stability of UWB low-frequency SAR images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(8), 1114–1118, 2016.
- [4] V. T. Vu, "Wavelength-resolution SAR incoherent change detection based on image stack," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 14, no. 7, pp. 1012–1016, Jul. 2017.
- [5] D. I. Alves, B. G. Palm, M. I. Pettersson, V. T. Vu, R. Machado, B. F. Uchôa-Filho, P. Dammert and H. Hellsten, "A Statistical Analysis for Wavelength-Resolution SAR Image Stacks," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019.
- [6] T. Bouwmans and E. H. Zahzah, "Robust PCA via principal component pursuit: A review for a comparative evaluation in video surveillance," *Computer Vision and Image Understanding*, v. 122, p. 22-34, 2014.
- [7] C. Schwartz, L. T. Duarte, M. da S. Pinho e R. Machado, "RPCA para Detecção de Mudanças em Imagens SAR UWB VHF," *XXXVIII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais - SBrT 2019*, Petrópolis, Brasil, 2019.
- [8] K. Pearson, "On lines and planes of closest fit to systems of points in space," *Philosophical Magazine*, 1901.
- [9] L. Van Der Maaten, E. Postma e J. Van Den Herik, "Dimensionality reduction: a comparative," *Mach Learn Res*, 10:66-71, 2009.
- [10] S. Srivastava, V. Kumar, R. Gupta e S. Kaur, "Change Detection on SAR data using PCA Algorithm," *International Journal of Computers & Technology*, 4(2), 313–315, 2013.
- [11] H. Xu, C. Caramanis e S. Mannor, "Principal component analysis with contaminated data: The high dimensional case," *In COLT*, 2010.
- [12] E. J. Candès, X. Li, Y. Ma, and J. Wright, "Robust principal component analysis?," *J. ACM*, vol. 58, no. 3, pp. 11:1–11:37, Jun. 2011. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1970392.1970395>
- [13] J. Feng, H. Xu e S. Yan, "Robust PCA in high-dimension: A deterministic approach," *In ICML*, 2012.
- [14] B. Filippo, "Low rank plus sparse decomposition of synthetic aperture radar data for maritime surveillance," *2016 4th International Workshop on Compressed Sensing Theory and its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing (CoSeRa)*, IEEE, 2016.
- [15] H. Gao, J. P. Cai, Z. Shen e H. Zhao, "Robust principal component analysis-based four-dimensional computed tomography," *Physics in Medicine & Biology*, v. 56, n. 11, p. 3181, 2011.
- [16] F. Luan e Y. Wu, "Application of RPCA in optical coherence tomography for speckle noise reduction," *Laser Physics Letters*, v. 10, n. 3, p. 035603, 2013.
- [17] T. Bouwmans, S. Javed, H. Zhang, Z. Lin e R. Otazo, "On the applications of robust PCA in image and video processing," *Proceedings of the IEEE*, v. 106, n. 8, p. 1427-1457, 2018.
- [18] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato e J. Eckstein, "Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. Foundations and Trends® in Machine learning," *Foundations and Trends® in Machine learning*, v. 3, n. 1, p. 1-122, 2011.
- [19] U.S.A. Force, *Sensor Data Management System*. [Online]. Available: [https://www.sdms.afrl.af.mil/index.php?collection=vhf\\_change\\_detection](https://www.sdms.afrl.af.mil/index.php?collection=vhf_change_detection).
- [20] M. Lundberg, L. M. H. Ulander, W. E. Pierson, and A. Gustavsson, "A challenge problem for detection of targets in foliage," *In Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XIII*, vol. 6237, pp. 62730K, 2006.
- [21] D. Laptev, "Robust PCA," 2014. [Online]. Available: <https://github.com/dlaptev/RobustPCA>
- [22] L. M. H. Ulander, M. Lundberg, W. Pierson and A. Gustavsson, "Change detection for low-frequency SAR ground surveillance". *IEE Proc.-Radar, Sonar and Navig.*, v. 152, n. 6, p. 413-420, 2005.