

Técnicas Tensoriais Baseadas em Rastreamento de Subespaços Aplicadas a Receptores GNSS

Caio C. R. Garcez, Daniel Valle de Lima, Ricardo Kehrle Miranda, Fábio Mendonça, João Paulo C. L. da Costa, André L. F. de Almeida e Rafael T. de Sousa Jr.

Resumo—Embora os receptores de Sistemas de Navegação Global por Satélite, do inglês Global Navigation Satellite Systems (GNSS) alcancem atualmente alta precisão ao processar sua localização geográfica sob condições de Linha de Visada, do inglês Line of Sight (LoS), a interferência por componentes multipercurso e ruído pode degradar consideravelmente a precisão. A fim de atenuar a interferência dos multipercursos, receptores baseados em múltiplas antenas são necessários. Neste contexto, abordagens tensoriais baseadas em modelos de Análise de Fatores Paralelos, do inglês Parallel Factor Analysis (PARAFAC), têm sido propostas na literatura, proporcionando um ótimo desempenho. Como essas técnicas são baseadas em subespaços, considerando um cenário de rastreamento em tempo real, o cálculo de uma Decomposição em Valores Singulares (SVD) a cada nova amostra implica em uma complexidade computacional elevada, principalmente para sistemas que requerem o processamento em tempo real. Portanto, uma alternativa para reduzir o tempo de computação de estimativas de subespaços tem sido o desenvolvimento de algoritmos de rastreamento de subespaço. Este trabalho propõe o emprego de dois esquemas de rastreamento de subespaços para fornecer uma redução no desempenho computacional geral das técnicas de estimativa de atraso de tempo baseadas em tensores.

Palavras-Chave—Receptores GNSS. Arranjo Linear Uniforme. Estimação do atraso de tempo. Estimação de subespaço.

Abstract—Although Global Navigation Satellite Systems (GNSS) receivers currently achieve high accuracy when processing their geographic location under Line of Sight (LOS), multipath interference and noise degrades the accuracy considerably. In order to mitigate multipath interference, receivers based on multiple antennas are required. In this context, tensor-based approaches based on Parallel Factor Analysis (PARAFAC) models have been proposed in the literature, providing optimum performance. Since these techniques are subspace-based, considering a real-time tracking scenario, the calculation of a Singular Value Decomposition (SVD) for each new sample implies a high computational complexity, especially for systems that require real-time processing. Therefore, an alternative to reduce the time of computing of subspaces estimates has been the development of subspace tracking algorithms. This work proposes the use of two subspace tracking schemes to provide a reduction in the overall computational performance of tensor-based time delay estimation techniques.

Keywords—GNSS Receivers. Uniform Linear Array. Time-delay Estimation. Subspace Estimation.

Caio C. R. Garcez, Daniel Valle de Lima, Ricardo Kehrle Miranda, Fábio Mendonça, João Paulo C. L. da Costa, Rafael T. de Sousa Jr. Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, DF, Brasil, E-mails: caio.garcez@redes.unb.br, daniel.vallelim@gmail.com, rickehrle@gmail.com, fabio.mendonca@redes.unb.br, joao-paulo.dacosta@ene.unb.br, desousa@unb.br e André L. F. de Almeida, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, Brasil, E-mail: andre@gtel.ufc.br

I. INTRODUÇÃO

Os Sistemas Globais de Navegação por Satélite (GNSS) fornecem posicionamento geoespacial em qualquer ponto do globo através do uso de satélites artificiais. Esses sistemas permitem que os receptores na superfície da Terra determinem sua localização geográfica por meio de medições do atraso de tempo do sinal transmitido, que é o intervalo que o sinal leva para viajar do satélite até o receptor [1].

Existem diversas aplicações para os sistemas GNSS, por exemplo, aviação civil, navegação civil, mapeamento geográfico, agricultura de precisão, fluxo rodoviário e operações militares. Outras aplicações recentes de sistemas GNSS incluem pedágio automático [2], veículos autônomos que exigem altos padrões de segurança e precisão [3], localização de navios em tempo real para garantir a gestão sustentável da comunidade pesqueira [4] e agricultura de precisão, onde o sistema GNSS é usado para melhorar a aplicação de adubos e coordenar o manuseio 24 horas por dia de máquinas agrícolas dispendiosas [5].

Embora os receptores GNSS atualmente alcancem alta precisão ao processar sua localização geográfica sob condições de recepção de sinal em Linha de Visada (Line of Sight), erros devidos à interferências por componentes multipercurso são as causas que mais degradam a precisão desses sistemas. Com o intuito de mitigar componentes multipercurso, técnicas que empregam uma única antena de polarização foram propostas na literatura, e. g. [6] [7], porém suas performances não são suficientes ao se levar em conta Aplicações Críticas de Segurança (Safety Critical Applications) ou Aplicações de Responsabilidade Crítica (Liability Critical Applications). Deste modo, sistemas de múltiplas antenas tornaram-se o foco de pesquisa e desenvolvimento tecnológico. Neste contexto, abordagens tensoriais baseadas em modelos PARAFAC [8] foram desenvolvidas, e. g. [9] [10] [11], fornecendo um desempenho ótimo na precisão.

O estado da arte dos modelos tensoriais propostos para a estimação do atraso de tempo em sistemas GNSS consistem em um conjunto de técnicas que se baseiam na determinação do subespaço de sinais da matriz de covariância associada ao arranjo de antenas do receptor. Ao considerar a implementação em tempo real dessas técnicas em um cenário de rastreamento, o cálculo de uma decomposição em valores singulares, do inglês Singular Value Decomposition (SVD), completa para estimativa de subespaço de sinal em cada instante de amostragem não é adequado, devido a razões de complexidade computacional [12]. Deste modo, para se reduzir o Tempo de Computação de estimatições de subespaços, algoritmos de

rastreamento de subespaços foram desenvolvidos [13]. Neste trabalho, portanto, propomos o emprego de esquemas de rastreamento de subespaços nos modelos tensoriais propostos na literatura com o objetivo de fornecer uma redução no custo computacional total das técnicas.

As abordagens tensoriais consideradas o estado da arte em mitigação de multipercursos para a estimativa do atraso de tempo em sistemas GNSS são referidas por High Order Singular Value Decomposition based Time Delay Estimation (HOSVD/TDE) [11] e Direction of Arrival via Khatri-Rao Factorization (DoA/KRF) [9]. A técnica em [11] realiza uma filtragem dos principais vetores singulares referentes ao subespaço de sinal multidimensional obtido por meio de uma decomposição multilinear de valor singular. A técnica em [9] estima as matrizes fator associadas ao modelo PARAFAC do sinal para posteriormente realizar estimativas.

Este artigo é composto por seis seções, incluindo esta introdução. Na Seção II, o modelo de dados pré- e pós-correlação é apresentado. Na Seção III o emprego de um esquema de rastreamento de subespaço nos métodos HOSVD/TDE e DoA/KRF é realizado. Na Seção V, os resultados da simulação Monte Carlo (MC) são exibidos. Na Seção VI a conclusão é apresentada.

A. Notação

Os escalares são indicados por letras minúsculas: $\{a, b, c, \dots\}$, vetores são escritos em letras minúsculas em negrito: $\{\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}, \dots\}$, matrizes em letras maiúsculas em negrito $\{\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \dots\}$, e tensores são escritas em letras caligráficas: $\{\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{C}, \dots\}$. Os sobrescritos: $^T, *, ^H, ^{-1}$ and $^+$, denotam a transposta, conjugado, transposta conjugada (hermitiana), inversa e pseudo-inversa de uma matriz, respectivamente. Para uma matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, sua m -ésima linha é denotada por $\mathbf{A}_{(m, :)}$ e sua n -ésima coluna é denotada por $\mathbf{A}_{(:, n)}$. O produto Kronecker é representado por \otimes e o produto Khatri-Rao, também conhecido como produto Kronecker em coluna, por \diamond . O produto Khatri-Rao entre as matrizes $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{I \times L}$ e $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{K \times L}$ é uma matriz de dimensões $IK \times L$. O produto é definido como: $\mathbf{A} \diamond \mathbf{B} = [\mathbf{a}_1 \otimes \mathbf{b}_1 \quad \mathbf{a}_2 \otimes \mathbf{b}_2 \quad \dots \quad \mathbf{a}_L \otimes \mathbf{b}_L] \in \mathbb{C}^{IK \times L}$. O desdobramento do n -ésimo modo do tensor \mathcal{A} é denotado por $[\mathcal{A}]_{(n)}$. O produto n -ésimo modo entre um tensor \mathcal{A} e uma matriz \mathbf{B} é denotado por $\mathcal{A} \times_{(n)} \mathbf{B}$.

II. MODELO DE DADOS

Esta seção está dividida em duas subseções. Na Subseção II.A é detalhado o modelo tensorial do sinal recebido no estágio de pré-correlação. Na Subseção II.B é visto o estágio de pós-correlação, constituído da multiplicação do tensor recebido por um banco correlator comprimido. O modelo de dados usado neste trabalho é baseado em [11].

A. Modelo de sinal pré-correlação

No estágio de pré-correlação, os L sinais recebidos pelo receptor GNSS baseado em um Arranjo Linear Uniforme, do inglês Uniform Linear Array (ULA), compostos por uma

componente LOS e $(L - 1)$ NLOS réplicas, são temporariamente agrupados em K épocas, para $k = [1, 2, \dots, K]$. Em cada época, N amostras são coletadas pelos M elementos que constituem o arranjo. Deste modo, o sinal recebido pode ser modelado na seguinte forma tensorial:

$$\mathcal{X} = \mathcal{I}_{3,L} \times_1 \tilde{\Gamma}^T \times_2 \mathbf{C}^T \times_3 \mathbf{A} + \mathcal{N} \in \mathbb{C}^{K \times N \times M}, \quad (1)$$

em que a matrix $\tilde{\Gamma}^T = [\tilde{\gamma}[1] \quad \dots \quad \tilde{\gamma}[K]] \in \mathbb{C}^{K \times L}$ inclui as amplitudes complexas de cada época. A matrix $\mathbf{C}^T = [c[t - \tau_1] \quad \dots \quad c[t - \tau_\ell]] \in \mathbb{R}^{N \times L}$ contém os códigos C/A amostrados e atrasados no tempo por um fator τ_l , onde $l = [1, 2, \dots, L]$. A matrix $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\phi_1) \quad \dots \quad \mathbf{a}(\phi_\ell)] \in \mathbb{C}^{M \times L}$ denota a matriz diretora do arranjo que coleta os vetores diretores $\mathbf{a}(\phi_\ell) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ contendo um ângulo de azimute ϕ_ℓ . O termo $\mathcal{I}_{3,L} \in \mathbb{R}^{L \times L \times L}$ é denotado como o tensor de identidade de terceira ordem e $\mathcal{N} \in \mathbb{C}^{K \times N \times M}$ refere-se às características AWGN do canal, que podem ser expressas na forma de um tensor.

O tensor em (1) possui três dimensões. A primeira dimensão está associada ao número K de épocas coletadas. A segunda dimensão corresponde à quantidade de N amostras coletadas em cada época. A terceira dimensão está relacionada ao número M de elementos de antenas do arranjo receptor.

B. Modelo de sinal pós-correlação

Tendo em vista que os receptores GNSS executam uma série de correlações cruzadas para alinhar o código C/A recebido com réplicas geradas localmente, um banco de correladores comprimido $\mathbf{Q}_\omega = \mathbf{Q} (\Sigma \mathbf{V}^H)^{-1} \in \mathbb{C}^{N \times Q}$, como apresentado em [11] [14] é empregado para multiplicar o sinal recebido com todas as possíveis réplicas atrasadas no tempo. Mediante esta operação é obtido o vetor de correlação cruzada necessário para a estimação do atraso de tempo da componente LOS.

O banco correlator comprimido é aplicado ao sinal pré-processado em (1) por meio do produto de segundo modo, resultando no seguinte sinal pós-processado:

$$\mathcal{Y} = \mathcal{X} \times_2 \mathbf{Q}_\omega^T \quad (2)$$

$$\mathcal{Y} = \mathcal{I}_{3,L} \times_1 \Gamma^T \times_2 (\mathbf{C} \mathbf{Q}_\omega)^T \times_3 \mathbf{A} + \mathcal{N}_\omega \in \mathbb{C}^{K \times Q \times M}. \quad (3)$$

III. TÉCNICAS TENSORIAIS PROPOSTAS BASEADAS EM RASTREAMENTO DE SUBESPAÇOS

Esta seção é dividida em três subseções. Na Subseção III.A o cenário de rastreamento baseado em [16] é ilustrado. Nas Subseções III.B e III.C as técnicas propostas denominadas PAST-DoA/KRF e PAST-HOSVD/TDE são respectivamente apresentadas. Ao final, na Subseção IV.D a avaliação da complexidade computacional dos algoritmos propostos é realizada.

A. Cenário de Rastreamento

Conforme a Figura 1, o ambiente de rastreamento em tempo real baseado em [16] estabelece que uma sequência de N tensores observados, representada por $\{\mathcal{Y}_{(n)}\} = \{\mathcal{Y}_{(1)}, \dots, \mathcal{Y}_{(n)}, \dots, \mathcal{Y}_{(N)}\}$, é adquirida em modo serial por meio de suas épocas. Em um dado instante de tempo

(n) cada aquisição relacionada a uma época observada, ou a um conjunto K de épocas coletadas, contém seus próprios parâmetros de atraso de tempo τ_n e ângulo de direção de chegada ϕ_n . Deste modo, tendo por base a Equação (3) denotamos a expressão geral de cada tensor da sequência $\{\mathcal{Y}_{(n)}\}$ por:

$$\mathcal{Y}_{(n)} = \mathcal{I}_{3,L} \times_1 \Gamma^T[n] \times_2 (\mathbf{CQ}_\omega)^T[\tau_n] \times_3 \mathbf{A}[\phi_n] + \mathcal{N}_\omega \in \mathbb{C}^{K \times Q \times M}. \quad (4)$$

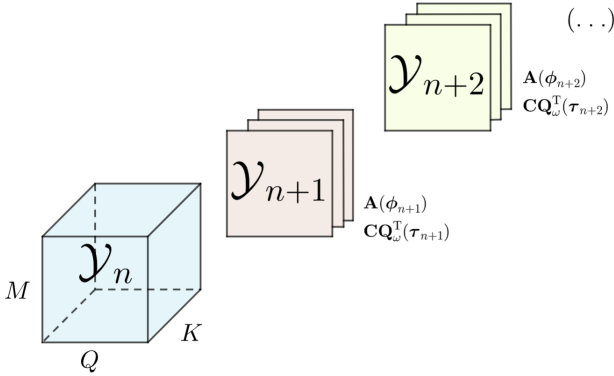


Fig. 1. Épocas observadas sendo concatenadas à dimensão K dos dados previamente adquiridos.

No estudo das técnicas tensoriais a serem propostas, convém expressar cada tensor $\{\mathcal{Y}_{(n)}\}$ em (4) no seu respectivo desdobramento cíclico reverso de terceiro modo, dado por:

$$[\mathcal{Y}_{(n)}]_{(3)} = \mathbf{A}[\phi_n] \left(\Gamma^T[n] \diamond (\mathbf{CQ}_\omega)^T[\tau_n] \right) \in \mathbb{C}^{M \times KQ}. \quad (5)$$

B. PAST-DoA/KRF

O método DoA/KRF [9] estima as matrizes fator associadas ao modelo PARAFAC do sinal em (3) para posteriormente realizar estimativas de atraso de tempo. A abordagem inicia pela reconstrução da matriz diretora do arranjo $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times L}$ por meio de técnicas de estimação da direção de chegada de sinais, e. g. [22]. Essas técnicas são baseadas na determinação do subespaço de sinais da matriz de covariância associada ao arranjo, e são realizadas no desdobramento cíclico reverso de terceiro modo do tensor recebido. O método proposto PAST-DoA/KRF conecta o algoritmo de rastreamento de subespaços denominado Projection Approximation Subspace Tracking (PAST) [19] ao método DoA/KRF fornecendo uma estimativa de subespaço de sinal a cada instante de tempo ao invés de realizar uma EVD/SVD em cada época observada ou em uma coleção de K períodos de épocas.

Tendo em vista que o método PAST é matricial e se baseia em Mínimos Quadrados Recursivos, do inglês Recursive Least Squares (RLS), [20] propôs uma versão tensorial desta técnica, que consiste em processar todo um novo lote de observações contidos em um desdobramento cíclico reverso de n -ésimo modo $[\mathcal{Y}]_{(n)}$ para um determinado instante de tempo (n). No cenário em estudo, os tensores observados são expressos conforme (5), onde KQ está associado às observações coletadas.

O pseudo-algoritmo da técnica proposta pode ser consultado na Tabela I. Observe que a técnica consiste em uma atualização de posto-1 da matriz de subespaço de sinal estimada. O

método não fornece a base exata dos autovetores relacionados ao subespaço do sinal da matriz de covariância dos dados observados, mas uma mera base que gera o mesmo subespaço, o que é suficiente para resolver a equação de invariância ao deslocamento do método ESPRIT [22] necessária para a reconstrução da matriz diretora do arranjo. Em seguida, a obtenção das demais matrizes fator e a estimativa de atraso de tempo são executadas conforme a técnica DoA/KRF detalhada em [9].

TABELA I

RESUMO DO ALGORITMO DA TÉCNICA PROPOSTA.

Algoritmo 1. Estimação PAST-DoA/KRF.
1. Inicialização. $\hat{\mathbf{U}}_s(0) = \mathbf{I}_{M \times L}$ $\mathbf{C}_{yy}(0) = \mathbf{I}_L$
2. Seção: Tensor-based PAST [20]. for $n = 1, 2, \dots$ do: $\mathbf{Y}(n) = \hat{\mathbf{U}}_s^H(n-1) [\mathcal{Y}]_{(3)}(n)$ $\mathbf{C}_{yy}(n) = \beta \mathbf{C}_{yy}(n-1) + \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n)$ $\mathbf{G}(n) = \mathbf{C}_{yy}^{-1}(n) \mathbf{Y}(n)$ $\mathbf{E}(n) = [\mathcal{Y}]_{(3)}(n) - \hat{\mathbf{U}}_s(n-1) \mathbf{Y}(n)$ $\hat{\mathbf{U}}_s(n) = \hat{\mathbf{U}}_s(n-1) + \mathbf{E}(n) \mathbf{G}^H(n)$
3. Seção DoA/KRF [9]. 3.1 Ao aplicar técnicas de DoA baseadas em subespaços, utilizar $\hat{\mathbf{U}}_s(n)$ como estimativa de base, ao invés de realizar EVD/SVD na matriz de covariância do arranjo.
end

C. PAST-HOSVD/TDE

O método HOSVD/TDE [11] se baseia na decomposição multilinear de valor singular, do inglês High Order Singular Value Decomposition [15], de um tensor $\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}} \in \mathbb{C}^{2K \times Q \times M_s \times L_s}$ resultante da aplicação das técnicas de pré-processamento Forward-Backward Averaging – FBA [17] e Expanded Spatial Smoothing – ESPS [18] no modelo de sinal em (3). Em seguida, realiza-se a filtragem abaixo para a obtenção do vetor de correlação cruzada necessário para obter a estimativa do atraso de tempo:

$$\mathbf{q}_{\text{FBA+ESPS}} = (\mathcal{Z}_{\text{ESPS}} \times_1 (\mathbf{u}^{(1)})^H \times_3 (\mathbf{u}^{(3)})^H \times_4 (\mathbf{u}^{(4)})^H) \Sigma \mathbf{V}^H \in \mathbb{C}^{Q \times 1}, \quad (6)$$

em que os termos $\mathbf{u}^{(1)}$, $\mathbf{u}^{(3)}$ e $\mathbf{u}^{(4)}$ denotam os vetores singulares dominantes das respectivas matrizes singulares $\mathbf{U}_s^{(1)} \in \mathbb{C}^{2K \times 2K}$, $\mathbf{U}_s^{(3)} \in \mathbb{C}^{M_s \times M_s}$ e $\mathbf{U}_s^{(4)} \in \mathbb{C}^{L_s \times L_s}$ relacionadas ao subespaço de sinal dos desdobramentos de primeiro, terceiro e quarto modo de $\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}} \in \mathbb{C}^{2K \times Q \times M_s \times L_s}$.

Na técnica a ser proposta, denominada PAST-HOSVD/TDE, ao invés de realizar uma HOSVD completa em $\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}}$ para atualizar as estimativas do subespaço de sinal correspondentes aos desdobramentos do tensor, técnicas de rastreamento do subespaço podem ser empregadas para reduzir a complexidade computacional dessas operações. Sendo assim, de maneira análoga à técnica PAST-DoA/KRF

apresentada anteriormente, a versão tensorial do algoritmo PAST proposta em [20] é empregada.

O pseudo-algoritmo da técnica PAST–HOSVD/TDE é semelhante ao encontrado na Tabela I. Na inicialização são adotados $\hat{\mathbf{U}}_s^{(1)}(0) = \mathbf{I}_{2K \times L}$, $\hat{\mathbf{U}}_s^{(3)}(0) = \mathbf{I}_{M_s \times L}$, $\hat{\mathbf{U}}_s^{(4)}(0) = \mathbf{I}_{L_s \times L}$ e $\hat{\mathbf{C}}_{yy}^{(1)}(0) = \hat{\mathbf{C}}_{yy}^{(3)}(0) = \hat{\mathbf{C}}_{yy}^{(4)}(0) = \mathbf{I}_L$. No procedimento de rastreamento de subespaços, a versão tensorial do algoritmo PAST [20] é aplicada em $\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}}$ para atualizar as estimativas das bases $\hat{\mathbf{U}}_s^{(1)}(n)$, $\hat{\mathbf{U}}_s^{(3)}(n)$ e $\hat{\mathbf{U}}_s^{(4)}(n)$ relacionadas aos respectivos desdobramentos $[\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}}]_{(1)}(n)$, $[\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}}]_{(3)}(n)$ e $[\mathcal{Z}_{(n)\text{FBA+ESPS}}]_{(4)}(n)$. Por fim obtém-se as estimativas dos vetores singulares dominantes $\hat{\mathbf{u}}_s^{(1)}(n)$, $\hat{\mathbf{u}}_s^{(3)}(n)$ e $\hat{\mathbf{u}}_s^{(4)}(n)$ associados à componente LOS de modo que a filtragem em (6) seja posteriormente empregada.

D. Avaliação da complexidade computacional dos algoritmos

Nesta seção, a complexidade computacional dos algoritmos apresentados será expressa em termos de operações MAC (Multiply Accumulate), também referidas como contagens FLOP (FLOating point OPeration) [21]. Operações de desdobramento e o estágio de conclusão da correlação multiplicando o vetor solução por $\Sigma \mathbf{V}^H$ não serão levadas em conta. Esta discussão busca estabelecer a diferença de complexidade relativa entre cada algoritmo, ao invés de sua complexidade absoluta. Deste modo, verifica-se na Tabela II o custo computacional dos métodos estudados.

TABELA II
COMPLEXIDADE NUMÉRICA DOS ALGORITMOS.

Algoritmo	Complexidade
HOSVD/TDE [11]	$\mathcal{O}(3(MKQ))$
Proposed PAST–HOSVD/TDE	$\mathcal{O}(3(ML))$
DoAKRF [9]	$\mathcal{O}(MKQ)$
Proposed PAST–DoA/KRF	$\mathcal{O}(ML)$

Observe na Tabela II que caso o receptor opte por aumentar o número K de épocas coletadas, o custo computacional das técnicas propostas permanece inalterado enquanto que o das técnicas do estado da arte aumentam.

IV. SIMULAÇÕES

De forma similar a [9] [11] consideramos um cenário de um receptor GNSS configurado em um arranjo linear uniforme centro-hermitiano à esquerda com $M = 8$ elementos e espaçamento $\Delta = \lambda/2$ correspondente à metade do comprimento de onda do sinal recebido. O sinal GNSS transmitido é o código de aquisição C/A da tecnologia GPS enviado de um único satélite. A portadora possui características de frequência central $f_c = 1575,42$ MHz, largura de banda $B = 1.023$ MHz e duração do *chip* de $T_c = 1/B = 977,52$ ns com $N = 2046$ amostras coletadas a cada k -ésimo período de observação sendo juntas em $K = 30$ épocas. Cada época possui duração $\Delta t = 1$ ms. O número de sinais incidentes no receptor é de $L = 2$, uma componente LOS com atraso de tempo τ_{LOS} e uma réplica NLOS com atraso de tempo τ_{NLOS} , de tal modo que $\tau_{\text{NLOS}} = \tau_{\text{LOS}} + \Delta\tau$, onde $\Delta\tau$ é a diferença de

atraso de tempo entre as componentes. A diferença no ângulo de chegada entre as componentes é de $\Delta\phi = 25^\circ$. Para as técnicas de pré-processamento SPS/ESPS o arranjo é dividido em $L_s = 5$ subarranjos com $M_s = 4$ elementos cada. A fase dos sinais transmitidos são independentes e identicamente distribuídas em $\sim U[0, 2\pi[$. O número de correladores no banco é $Q = 11$ igualmente espaçados entre $-T_c$ e T_c . A razão portadora-ruído é $C/N_0 = 48$ dB-Hz, resultando em uma pré-correlação $\text{SNR}_{\text{pre}} = C/N_0 - 10 \log_{10}(2B) \approx -15,11$ dB, ganho de processamento $G = 10 \log_{10}(B\Delta t) \approx 30,1$ dB, pós-correlação $\text{SNR}_{\text{pos}} = \text{SNR}_{\text{pre}} + G \approx 15$ dB e razão sinal-multipercurso (signal to multipath ratio – SMR) de 5 dB. Para o cenário de rastreamento, considera-se um total de $N = 15$ tensores observados. A variação do ângulo de chegada associado a cada tensor adquirido é $\Delta\phi_n = 0,5^\circ$ e o incremento no atraso de tempo $\Delta\tau$ referente a cada tensor observado é de $0,005 T_c$. Para a versão tensorial do algoritmo PAST, o fator de esquecimento $\beta_{\text{PAST}} = 0,95$.

Os resultados são obtidos executando $M_c = 1000$ simulações Monte Carlo para traçar o gráfico da Raiz do Erro Quadrático Médio (REQM) de posicionamento, expressa em metros, que é uma medida do atraso de tempo estimado multiplicado pela velocidade da luz $c = 299792458$ m/s. A expressão é escrita como:

$$\text{REQM (m)} = c \sqrt{\frac{1}{M_c} \sum_{i=1}^{M_c} (\tau_i - \hat{\tau}_i)^2} \quad (7)$$

A REQM τ_{LOS} [m] para as técnicas: DoA/KRF, PAST–DoA/KRF, HOSVD/TDE e PAST–HOSVD/TDE simuladas no cenário de rastreamento com os parâmetros descritos anteriormente é visto na Figura 2. Observe que os métodos DoA/KRF e PAST–DoA/KRF apresentam desempenho semelhante. A REQM média de ambas as técnicas é de 0,55 metros. HOSVD/TDE e PAST–HOSVD/TDE apresentam uma diferença média de 0,45 metros no resultado.

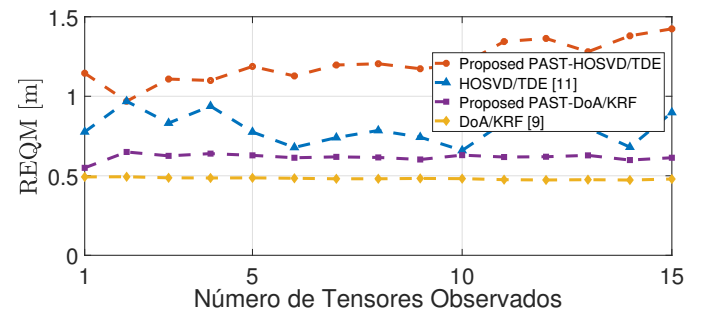


Fig. 2. Comparação entre as técnicas propostas PAST–DoA/KRF e PAST–HOSVD/TDE e as técnica estado da arte DoA/KRF [9] HOSVD/TDE [11] em termos de REQM.

Quanto à complexidade computacional da simulação observada na Figura 3, nota-se que a técnica PAST–DoA/KRF proporciona um menor custo computacional quando comparada à técnica DoA/KRF. O mesmo é válido ao se comparar os métodos PAST–HOSVD/TDE e HOSVD/TDE.

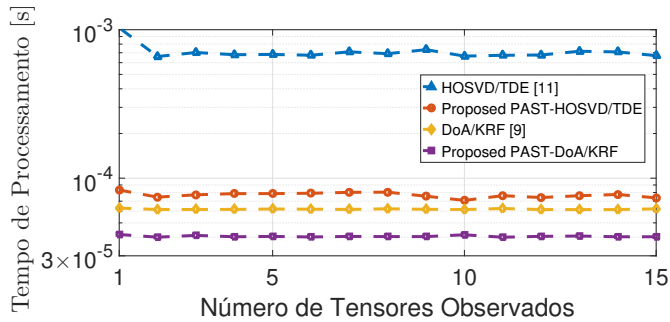


Fig. 3. Comparação entre as técnicas propostas PAST-DoA/KRF e PAST-HOSVD/TDE e as técnica estado da arte DoA/KRF [9] HOSVD/TDE [11] em termos de Tempo de Processamento.

V. CONCLUSÃO

Neste trabalho é proposto um framework tensorial de rastreamento para a estimação do atraso de tempo em sistemas GNSS. Quanto ao desempenho da estimativa de atraso de tempo, verifica-se que o emprego das técnicas propostas produz um incremento no erro de posicionamento. Este erro é observado com maior evidência na técnica PAST-HOSVD/TDE devido ao fato de serem rastreados três subespaços correspondentes aos desdobramentos do tensor observado, ao passo que no método PAST-DoA/KRF apenas um subespaço é rastreado. Em contrapartida, a redução no tempo de processamento é maior no cenário onde são rastreados mais subespaços, o que possibilita o melhor desempenho de aplicações que necessitam de processamento em tempo real.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio do Conselho Nacional de Pesquisa CNPq (Concessões 465741/2014-2 INCT Cybersecurity, 303343/2017-6), CAPES (Concessão 23038.007604/2014-69 FORTE), FAP-DF (Concessões 0193.001366/2016 UIoT, 0193.001365/2016 SSDDC), bem como o Laboratório LATITUDE/UnB (Concessão 23106.099441/2016-43 SDN), o Ministério da Economia (Concessão 005/2016 DIPLA, 011/2016 SEST e 083/2016 ENAP), e o Gabinete de Segurança Institucional da Presidência da República Federativa do Brasil (Concessão 002/2017).

REFERÊNCIAS

- [1] P. J. Teunissen e O. Montenbruck, *Springer Handbook of Global Navigation Satellite Systems*. Springer International Publishing, 2017.
- [2] M. Antonini, M. Ruggieri, R. Prasad, U. Guida, e G. F. Corini, "Vehicular remote tolling services using EGNOS," em *PLANS 2004. Position Location and Navigation Symposium* Monterey, CA, EUA, 2004, páginas 375-379.
- [3] C. Kang, S. Lee e C. C. Chung, "On-Road Vehicle Localization with GPS under Long Term Failure of a Vision Sensor," em *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2015*, Las Palmas, 2015, páginas 1638-1643.
- [4] K. Uchida, N. Arai, K. Moriya, Y. Miyamoto, T. Kakihara e T. Tokai, "Development of automatic system for monitoring fishing effort in conger-eel tube fishery using radio frequency identification and global positioning system," *Fisheries Science*, vol. 71, no. 5, páginas 992-1002, outubro 2005.
- [5] T. Esau, Q. Zaman, D. Groulx, K. Corscadden, Y. Chang, A. Schumann, e P. Havard, "Economic analysis for smart sprayer application in wild blueberry fields," *Precision Agriculture*, vol. 17, no. 6, páginas 753-765, dezembro 2016.
- [6] J. Soubielle, I. Fijalkow, P. Duvaut, and A. Bibaut, "GPS positioning in a multipath environment," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 1, agosto 2002, páginas 141-150.
- [7] R. van Nee, J. Sierreveld, P. Fenton, e B. Townsend, "The multipath estimating delay lock loop: approaching theoretical accuracy limits," em *Proceedings of 1994 IEEE Position, Location and Navigation Symposium - PLANS'94*. Las Vegas, NV, EUA, 1994, páginas 246-251.
- [8] T. G. Kolda e B. W. Bader, "Tensor Decompositions and Applications," *SIAM REVIEW*, vol. 51, no. 3, agosto 2009, páginas 455-500.
- [9] D. V. d. Lima, J. P. d. Costa, F. Antreich, R. K. Miranda e G. D. Galdo, "High Resolution Time-Delay Estimation via Direction of Arrival Estimation and Khatri-Rao Factorization for Multipath Mitigation," em *WSA 2017; 21th International ITG Workshop on Smart Antennas*, 2017, páginas 1-8.
- [10] D. V. de Lima, J. P. C. L. da Costa, F. Antreich, R. K. Miranda e G. Del Galdo, "Time-Delay estimation via CPD-GEVD applied to tensor-based GNSS arrays with errors," em *2017 IEEE 7th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*. IEEE, dezembro 2017, páginas 1-5.
- [11] B. Hammoud, F. Antreich, J. A. Nossek, J. A. Nossek, J. P. C. L. da Costa, and A. L. F. d. Almeida, "Tensor-Based Approach for Time-Delay Estimation," em *WSA 2016; 20th International ITG Workshop on Smart Antennas*, 2016, páginas 1-7.
- [12] D. Nion e N. D. Sidiropoulos, "Adaptive Algorithms to Track the PARAFAC Decomposition of a Third-Order Tensor," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 6, 2009, páginas 2299-2310.
- [13] X. G. Doukopoulos e G. V. Moustakides, "The fast Data Projection Method for stable subspace tracking," em *2005 13th European Signal Processing Conference*, 2005, páginas 1-4.
- [14] J. Selva, "Efficient Multipath Mitigation in Navigation Systems," *Tech. Rep.*, 1 2004.
- [15] L. De Lathauwer, B. De Moor e J. Vandewalle, "A Multilinear Singular Value Decomposition," *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2000, Vol. 21, No. 4 : páginas 1253-1278.
- [16] V. Nguyen, K. Abed-Meraim e N. Linh-Trung, "Fast tensor decompositions for big data processing," em *2016 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC)*, Hanoi, 2016, páginas. 215-221.
- [17] S. U. Pillai e B. H. Kwon, "Forward/backward spatial smoothing techniques for coherent signal identification," em *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 1, páginas 8-15, janeiro 1989.
- [18] Tie-Jun Shan, M. Wax e T. Kailath, "On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals," em *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 33, no. 4, páginas 806-811, agosto 1985.
- [19] B. Yang, "Projection Aproximation Subspace Tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, vol. 43, no. 1, páginas 95-107.
- [20] F. Roemer, E. K. Kasnakli, Yao Cheng e M. Haardt, "Tensor subspace tracking via Kronecker structured projections (TeTraKron)," em *2013 5th IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*. IEEE, dezembro 2013, páginas 212-215.
- [21] A. J. Stothers, "On the Complexity of Matrix Multiplication", Tese de doutorado, Universidade de Edimburgo, 2010.
- [22] R. Roy e T. Kailath, "ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, vol. 37, no. 7, páginas 984-995.