



Estudos preliminares da aplicação de Filtros baseados em Estatística Robusta na técnica de Máxima Entropia na reconstrução de Imagens Tomográficas

Preliminary Studies on the Application of Robust Statistics-Based Filters in Maximum Entropy Techniques for Tomographic Image Reconstruction

Carlos Gabriel Ribeiro Camboi¹, Cicero Hildenberg Lima De Oliveira²

RESUMO

Na área da medicina diagnóstica, particularmente em procedimentos que envolvem a reconstrução de imagens médicas como a tomografia, há uma constante busca por aprimoramento das técnicas utilizadas. Uma das barreiras mais evidentes enfrentadas pelas técnicas iterativas nesse contexto são os ruídos de alta frequência. Estes não apenas comprometem a clareza das imagens, mas também podem ser derivados tanto do processo de aquisição quanto das especificidades técnicas dos equipamentos utilizados. A presença desses ruídos torna a filtragem uma etapa crucial para assegurar a precisão diagnóstica. Assim, a aplicação de técnicas de filtragem eficientes é primordial. Neste estudo detalhado, introduzimos uma metodologia de filtragem, baseada em um filtro de difusão anisotrópica Robusta, especialmente desenvolvido para imagens tomográficas processadas pela técnica de Máxima Entropia (MENT - Maximum entropy). A nossa análise preliminar e resultados sugerem que este filtro não apenas reduz os ruídos, mas também realça características intrínsecas das imagens, potencializando a acuidade e o detalhamento visual das mesmas.

PALAVRAS-CHAVE: Estatística Robusta; Filtro; MENT; Tomografia.

ABSTRACT

In the realm of diagnostic medicine, especially when addressing procedures like tomographic image reconstruction, there is an ongoing pursuit to enhance the methodologies employed. A salient challenge in iterative techniques within this domain is high-frequency noise. Such noise not only diminishes image clarity but can also stem from the acquisition process or the unique technical specifications of the apparatus in use. The ubiquity of these noises underscores the necessity of filtration as a pivotal step to ensure diagnostic accuracy. Thus, the deployment of adept filtering techniques becomes paramount. In this study, we introduce a method using Robust Anisotropic Diffusion filter, optimized for tomographic images processed through the Maximum Entropy (MENT) technique.. Our preliminary analyses and findings indicate that this filter not only attenuates the noise but also accentuates the inherent features of the images, amplifying their visual precision and detail.

KEYWORDS: Robust Statistics; Filter; MENT; Tomography.

INTRODUÇÃO

O intrincado processo de reconstrução de imagens a partir de projeções, isto é, inferir uma função a partir de suas integrais de linha, emergiu organicamente em múltiplos campos do saber.

¹ Discente do Curso de Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Apucarana, Paraná, Brasil. E-mail: camboi@alunos.utfpr.edu.br. ID Lattes: <https://lattes.cnpq.br/8009677195549675>.

² Docente no Curso de Engenharia Elétrica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Apucarana, Paraná, Brasil. E-mail: hildenberg@utfpr.edu.br. ID Lattes: <http://lattes.cnpq.br/2563023038415859>.



Notoriamente na medicina, a tomografia computadorizada (TC) consolidou-se como uma técnica inovadora no âmbito diagnóstico clínico (CHAU; HAYRE, 2023). Esta técnica almeja capturar imagens precisas de cortes transversais e representações tridimensionais do interior corporal. A TC serve para deduzir distribuições através de projeções, mesmo que estas não sejam diretamente observáveis. A contínua modernização da tecnologia nos dispositivos, aliada à evolução dos algoritmos de processamento, confere otimizações progressivas na qualidade das imagens.

A modalidade de tomografia que utiliza a atenuação dos raios X gera dados equivalentes aos graus de atenuação da radiação, permitindo uma visão detalhada do objeto em estudo. O volume de projeções corresponde à magnitude de dados adquiridos; contudo, isso também se correlaciona a uma amplificada exposição radiativa. A interação com radiações ionizantes pode induzir riscos severos, dentre eles, a indução potencial de neoplasias (HAUPTMANN et al., 2023). Indivíduos jovens manifestam uma susceptibilidade elevada à radiação [3]. Em prol da integridade dos pacientes, prioriza-se o uso da menor dose radiativa viável (LYOO et al., 2023). Portanto, a busca é por obter imagens tomográficas de alta fidelidade com um número mínimo de projeções. Equipamentos tomográficos contemporâneos são projetados para minimizar a exposição radiativa (KIJOWSKI; FRITZ, 2023), e avanços, como os sistemas helicoidais e multicortes, continuam a evoluir, refinando suas estratégias de reconstrução.

O método de máxima entropia (MENT - Maximum Entropy) para reconstrução de imagens é muito estudado no contexto das informações incompletas de Fourier (HE; CHRISTAKOS, 2023). Em outras palavras é uma forma de ajuste de modelo, sendo o modelo uma transformação não linear de uma função com largura de banda limitada. Isso faz com que o algoritmo MENT gere imagens muito ruidosas causadas por flutuações dos parâmetros Lagrangianos, em que mesmo as bordas importantes não são claramente reconstruídas (JARISCH, 2023), (KHARE; BUTOLA; RAJORA, 2023). A ideia principal é superar essa dificuldade com filtragem baseada na difusão anisotrópica robusta (RAD - Robust Anisotropic Diffusion). RAD veem se mostrando mais eficiente para suavizar regiões e detectar bordas do que a difusão anisotrópica clássica desenvolvida por Malik-Perona (HU et al., 2023), (MOUSSA; KHLIFA; MORAIN-NICOLIER, 2023), (KIM; GIACOMANTONE, 2005). Neste estudo, exploraremos a aplicabilidade do RAD, visando avaliar sua eficiência e robustez quando aplicada no contexto do MENT.

ALGORITMO DE MÁXIMA ENTROPIA

A reconstrução se refere ao processo de determinar uma função imagem objetivo. A imagem, a ser reconstruída, é dividida em N elementos quadrados. Nos métodos iterativos, uma imagem é sucessivamente corrigida de modo a alinhar as somas de raios calculadas de uma imagem com os dados das projeção medidas. A soma dos raios calculados \hat{r} ao longo do k^{th} raio é representada como:

$$\hat{r}_k = w_{k1}I_1 + w_{k2}I_2 + \dots + w_{iN}I_N \quad (k = 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

onde w_{ij} é a área de interseção do k^{th} raio com o j^{th} elemento, I_j é o valor estimado do j^{th}



elemento e M é o número de projeções. Definimos a largura de um raio como igual à de um elemento.

Maximizando a entropia

$$\sum_{j=1}^N \log \hat{I}_j \quad (2)$$

sujeito a

$$\sum_{j=1}^M \left[\frac{\left(r_j - \sum_{l=1}^N w_{jl} \hat{r}_l \right)^2}{\vartheta_j^2} \right] = M \quad (3)$$

onde r_j é a j^{th} projeção e ϑ_j^2 é a variância do erro dos dados da projeção. Então, o algoritmo de reconstrução é dado por

$$E(\hat{I}_1, \hat{I}_2, \hat{I}_3, \dots, \hat{I}_N) = \sum_{k=1}^N \log \hat{I}_k - \gamma \left\{ \sum_{l=1}^M \left[\frac{\left(r_l - \sum_{s=1}^N w_{ls} \hat{I}_s \right)^2}{\vartheta_l^2} \right] - M \right\} \quad (4)$$

onde γ é um multiplicador de Lagrange.

DIFUSÃO ANISOTRÓPICA ROBUSTA

O objetivo deste processo é estimar a imagem original a partir de dados ruidosos. Para isso, é empregada uma estatística robusta. Em uma imagem t , a estatística robusta deve satisfazer o seguinte critério:

$$\min_t \sum_u \sum_{v \in \Omega_u} \rho(T_u - T_v, \sigma) \quad (5)$$

em que temos as vizinhanças espaciais Ω_u do pixel u , $\rho(\cdot)$ que é a norma utilizada de erro robusto, T_u é o valor da imagem T no pixel u e σ parâmetro de escala, sendo este um critério de otimização.

Optamos por resolver a expressão (2) por gradiente descendente:

$$T_u^{(p+1)} = T_u^p + \lambda \sum_{v \in \Omega_u} g(T_u^p, T_v^p) \quad (6)$$

em que λ é um escalar que determina a taxa de difusão e $g(T_u^p, T_v^p)$ é o gradiente de intensidade no pixel u em relação ao pixel vizinho v . O estimador escolhido é o de Tukey como norma de erro (HU et al., 2023), (KIM; GIACOMANTONE, 2005).

CONFIGURAÇÃO DAS SIMULAÇÕES

A imagem-base a ser utilizada é denominada espectro de Shepp-Logan (GONZALES; WOODS, 2018) e é comumente referida como "phantom". A coleta das informações baseou-se em 120



perspectivas uniformemente distribuídas, resultando em 715.863 coincidências registradas. Para a reconstituição da imagem, optou-se por empregar 80 projeções. Adotou-se o padrão de imagem no formato TGA (Targa Image File Format) devido ao fato de este não empregar algoritmos de compactação, garantindo, assim, a ausência de perda de qualidade da imagem. Todos os algoritmos foram implementados na linguagem Python. A Figura 1 exibe, respectivamente, a representação discretizada do espectro de Shepp-Logan e as projeções da imagem. As simulações para o algoritmo MENT foram realizadas com 50 iterações. Considerando que se tratam de resultados preliminares, as simulações foram conduzidas sem a adição de interferências ou ruídos.

Figura 1 – (a) Espectro de Shepp-Logan (Phantom). (b) Sinograma com 80 projeções do Espectro de Shepp-Logan



(a)

(b)

Fonte: Simulação construída de autoria própria em Python.

RESULTADOS ENCONTRADO

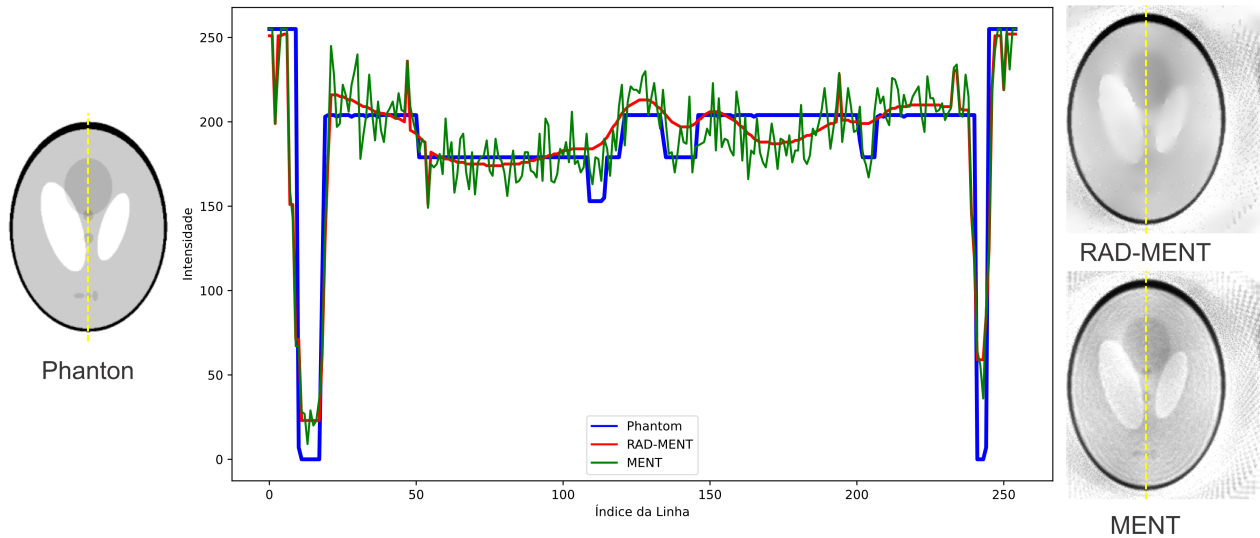
Na Figura 2, são apresentadas as reconstruções da imagem pelos algoritmos MENT e MENT com estatística robusta (RAD-MENT). Adicionalmente, na referida figura, com o propósito de estabelecer uma comparação prática, traçou-se uma linha em uma região central de interesse, a qual fornece o valor da intensidade dessas linhas conforme a distância em pixels.

Para avaliação das imagens, adotou-se como métrica o Erro Médio Absoluto (MAE - Mean Absolute Error). Essa métrica consiste na soma das diferenças absolutas entre cada ponto da imagem Espectro de Shepp-Logan e da imagem reconstruída, dividida pelo produto das dimensões da imagem, conforme expresso na equação 7.

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |f(x,y) - g(x,y)| \quad (7)$$

Os resultados referentes à avaliação da qualidade desta implementação podem ser observados na Tabela 1.

Figura 2 – Linha de intensidade em uma região de interesse para comparação – Phantom, MENT e RAD-MENT



Fonte: Resultados gerados em algoritmos na plataforma Python.

Tabela 1 – Comparação das Métricas do MENT e RAD-MENT.

Métrica de Qualidade da Imagem	MENT	RAD-MENT
MAE (max=100%)	7.22%	6.92%

Fonte: Resultados gerados em algoritmos na plataforma Python.

Discussão

As linhas de intensidade evidenciam uma suavização na implementação do RAD em MENT. Visto que o MAE considera a discrepância entre todos os pixels da imagem, conforme descrito por (GONZALES; WOODS, 2018), e não se restringe a uma informação local, é incontestável que, quanto menor for o seu valor, maior será a similaridade entre a imagem reconstruída e a original. Tal observação atesta um incremento na precisão da reconstrução mediante a implementação do RAD.

Conclusão

No presente estudo, propôs-se a implementação da filtragem anisotrópica robusta no método de reconstrução de imagens MENT. A problemática das escassas projeções reveste-se de relevância, uma vez que se relaciona diretamente com a quantidade de radiação à qual o paciente é submetido durante o procedimento. Contudo, à medida que se reduz a dose, diminui-se também a quantidade de informação recolhida. A partir dos resultados alcançados nas simulações, constatou-se uma maior precisão ao empregar a filtragem RAD, fato corroborado pelas métricas adotadas. Visto que se tratam de resultados preliminares deste estudo, faz-se necessário investigar novas variáveis, tais como a variação no número de iterações, a seleção de outro estimador, o exame do seu raio de convergência e a comparação com outros métodos.



Agradecimentos

Os autores expressam sua gratidão à Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) e ao governo brasileiro pelo inestimável apoio concedido a este trabalho.

Conflito de interesse

Não há conflito de interesse.

REFERÊNCIAS

- CHAU, Shayne; HAYRE, Christopher. **Computed Tomography: Advanced Clinical Applications**. [S.l.]: Springer Nature, 2023.
- GONZALES, RC; WOODS, RE. **Digital image processing 4th edition**. [S.l.]: Pearson, 2018.
- HAUPTMANN, Michael et al. Brain cancer after radiation exposure from CT examinations of children and young adults: results from the EPI-CT cohort study. **The Lancet Oncology**, Elsevier, v. 24, n. 1, p. 45–53, 2023.
- HE, Junyu; CHRISTAKOS, George. Bayesian Maximum Entropy. In: **ENCYCLOPEDIA of Mathematical Geosciences**. [S.l.]: Springer, 2023. P. 71–79.
- HU, Yan et al. Anisotropic diffusion filters for flow-dependent variational data assimilation of sea surface temperature. **Ocean Modelling**, Elsevier, p. 102233, 2023.
- JARISCH, Wolfram. Non-Linear Extended Filter with Near Unit-Gain Feedback Loop Yields High Quality, Fast MENT CT Reconstruction. **TechRxiv**, 2023.
- KHARE, Kedar; BUTOLA, Mansi; RAJORA, Sunaina. Optimization Approach to Image Reconstruction. In: **FOURIER Optics and Computational Imaging**. [S.l.]: Springer, 2023. P. 71–93.
- KIJOWSKI, Richard; FRITZ, Jan. Emerging technology in musculoskeletal MRI and CT. **Radiology**, Radiological Society of North America, v. 306, n. 1, p. 6–19, 2023.
- KIM, Hae Yong; GIACOMANTONE, Javier Oscar. A new technique to obtain clear statistical parametric map by applying anisotropic diffusion to fMRI. In: **IEEE. IEEE International Conference on Image Processing 2005**. [S.l.: s.n.], 2005. v. 3, p. iii–724.
- LYOO, Youngwook et al. Ultra-low-dose computed tomography with deep learning reconstruction for craniosynostosis at radiation doses comparable to skull radiographs: a pilot study. **Pediatric Radiology**, Springer, p. 1–9, 2023.
- MOUSSA, Oifa; KHLIFA, Nawres; MORAIN-NICOLIER, Frédéric. An effective shearlet-based anisotropic diffusion technique for despeckling ultrasound medical images. **Multimedia Tools and Applications**, Springer, v. 82, n. 7, p. 10491–10514, 2023.