



Análise de métodos para suavização de ruídos em imagens de tomografia computadorizada multislice de baixa radiação

Rômulo Marconato Stringhini¹, Daniel Welfer¹, Gustavo Nogara Dotto²

¹Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)
Caixa Postal 5082 – 97195-000 – Santa Maria – RS – Brazil

²Hospital Universitário de Santa Maria

rstringhini@inf.ufsm.br, {welfer,dottogustavo}@gmail.com

Abstract. *The objective of this work is to identify a computational method to smooth noise in images of low radiation multislice computed tomography (MDCT). These images contains low quality, contaminated by noises, which are stochastic phenomena and impossible to predict their occurrence. In order to perform this task, some image processing techniques for noise smoothing were studied. PSNR, SNR, MSE and SSIM metrics were used to evaluate de quality of the processed images. The filters analyzed and simulated were the average, median, mode, gaussian and Wiener, from the spatial domain. After some simulations, it was verified that the gaussian filter technique presented superior results with an average PSNR of 25.64dB and an average SSIM of 0.76, for the best cases.*

Resumo. *Este trabalho tem como objetivo identificar um método computacional para suavizar ruídos de imagens de tomografia computadorizada multislice (MDCT) de baixa radiação. Essas imagens possuem baixa qualidade pois estão contaminadas por ruídos, que são fenômenos estocásticos, onde não é possível prever seu acontecimento. Dessa forma, foram pesquisadas e estudadas algumas técnicas de processamento de imagens para a suavização de ruídos. Para avaliar a qualidade das imagens processadas, foram utilizadas as métricas PSNR, SNR, MSE e SSIM. Foram analisados e simulados os filtros da média, mediana, moda, gaussiano e Wiener, do domínio espacial. Após a simulação dessas técnicas e uma comparação quantitativa dos valores médios das métricas de qualidade, verificou-se que a técnica do filtro gaussiano apresentou resultados superiores com um PSNR médio de 25.64dB e um SSIM médio de 0.76, para os melhores casos.*

1. Introdução

Atualmente, há uma preocupação crescente na sociedade em relação às doses de radiação que são aplicadas em exames que utilizam radiação ionizante. Tal preocupação não envolve apenas pacientes, mas também profissionais da saúde e até mesmo fabricantes de equipamentos. A modalidade de imagem médica com maior dose de radiação é adquirida através da tomografia computadorizada (CT). Com isso, reduzir a dose de radiação nestes exames tornou-se um objetivo muito importante [Haygert et al. 2017].

Em comparação com a CT de alta dose, a CT de baixa dose pode efetivamente reduzir os danos da radiação ao corpo humano. Pesquisas recentes têm mostrado que a CT de baixa dose do tórax, por exemplo, pode reduzir a radiação ionizante em indivíduos em oitenta por cento ou mais [Chen et al. 2016]. Porém, ao reduzir a dose de radiação, a qualidade da imagem é afetada [Bognár 2015], prejudicando o diagnóstico médico.

A qualidade de imagem é classificada em termos de contraste, resolução espacial, ruído e artefatos de iluminação irregular. O PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) é uma métrica matemática muito usada para medir esse atributo. Essa medida é baseada na diferença de pixel entre duas imagens e é expressa em termos de uma escala logarítmica de decibéis [Malik et al. 2015]. Um alto PSNR significa que a qualidade da imagem é alta.

Uma grande vantagem da CT é a sua habilidade de visualizar estruturas de baixo contraste em um paciente. Entretanto, o ruído presente na imagem de baixa dose de radiação é um fator limitante da qualidade.

Ruídos são informações indesejáveis em uma imagem e não há uma forma de prevêê-los, isto é, são fenômenos estocásticos. Os dois principais tipos de ruídos são, a saber: ruído Gaussiano, Salt and Pepper. O primeiro, é um ruído estático, que apresenta uma distribuição de Gauss, formado pela má iluminação, por altas temperaturas ou problemas na transmissão da imagem. O segundo, ocorre, por exemplo, a partir de erros na transmissão de dados, corrompendo algum pixel e alterando os tons de cinza de cada pixel vizinho [Verma and Ali 2013].

O problema abordado neste trabalho refere-se à suavização de ruídos, que se faz necessária para aperfeiçoar a qualidade de imagens provenientes de exames de MDCT (tomografia computadorizada multislice) de baixa radiação, como ilustrada na Figura 1. Para isso, serão analisados diversos métodos para detectar e suavizar tais ruídos, a fim de fornecer ao médico uma imagem mais nítida, com mais qualidade e, dessa forma, contribuindo para a acurácia na interpretação do diagnóstico por imagens.



Figura 1. Imagem de MDCT de baixa radiação ruidosa.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma a seguir: a seção 2 apresenta

alguns trabalhos relacionados, a seção 3 contém os materiais e métodos simulados, a seção 4 apresenta os resultados do trabalho e a seção 5 apresenta a conclusão.

2. Trabalhos Relacionados

Chen *et al* propõem um método de transformada por wavelet, denominado *NeighShrink* [Chen et al. 2005]. Esse método segue a ideia proposta por [Donoho 1995], utilizando uma janela deslizante de tamanho fixo (3x3, 5x5, 7x7 ou 9x9, por exemplo), denominada janela de vizinhos, que ficará ao redor dos coeficientes (pixels) a serem limiarizados. O limiar é encontrado de acordo com o quadrado do somatório de todos os valores dos coeficientes que fazem parte da janela, e aplicado ao coeficiente localizado no centro da janela. O método foi aplicado em sete imagens da Lena (imagem padrão, do rosto de uma modelo, amplamente usada na área de processamento de imagens) contaminadas com diferentes parâmetros de ruídos gaussianos e, para comparação, foram utilizados os métodos *VisuShrink*, *SUREShrink* e filtro de Wiener, através da métrica PSNR. Os resultados mostraram que o método *NeighShrink* apresentou valores PSNR maiores que os dos métodos usados para comparação em todas as imagens. Por exemplo, o PSNR de uma imagem ruidosa aumentou de 10.38db para 21.50db após a aplicação do *NeighShrink*. Entretanto, os autores validaram seu método em apenas sete imagens onde não é possível verificar os parâmetros utilizados para estimar o nível de ruído aplicado. Em adição, não é possível concluir se o método proposto por Chen *et al* [Chen et al. 2005] é eficaz para suavizar imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação, pois não foi testado em imagens desse tipo. É importante salientar que as imagens médicas, de várias modalidades, apresentam muito mais ruído do que imagens naturais ou sintéticas uma vez que envolvem radiação no seu processo de aquisição.

Para suavizar ruídos presentes em imagens médicas, [Mohan et al. 2015] utilizaram uma extensão do algoritmo de filtragem por mediana, chamada de MMF (*Multi-stage Median Filtering*) com janela orientada em 4 direções variadas em relação ao pixel central. No MMF, diversos estágios de filtragem por mediana são empregados durante o processamento da imagem ruidosa. Além de suavizar ruídos, outra característica citada desse filtro é que ele pode preservar as bordas da imagem em todas as direções de forma mais eficaz do que filtros convencionais. Para analisar os resultados do MMF, [Mohan et al. 2015] usaram um conjunto de quatro imagens, duas imagens de ressonância magnética do cérebro humano, uma imagem de CT do peito e uma do cérebro. As imagens continham tamanho 512x512 e 225x225 e foram contaminadas com ruído *Salt and Pepper* em seis diferentes variâncias, totalizando vinte e quatro imagens. O filtro MMF obteve melhores resultados de suavização de ruídos para imagens de ressonância magnética do que as de CT. Para as imagens de tamanho 512x512, o filtro teve uma média de 15.5dB a mais no PSNR em relação ao algoritmo de transformada wavelet comparado. Já para as demais, de tamanho 225x225, a média foi de 3.97dB a mais.

Um novo algoritmo para remover ruídos *Salt and Pepper* foi proposto por Aiswarya [Aiswarya et al. 2010], denominado *Decision Based Unsymmetric Trimmed Median Filter* - DBUTMF. O algoritmo aplica uma janela deslizante de tamanho 3x3 em todos os pixels da imagem e os ordena em um array, utilizando a técnica de ordenação paralela *shear sorting*, se o pixel central conter valor 0 ou 255. Em seguida, esse pixel é eliminado e substituído pela mediana dos valores do array. Por fim, a imagem é restaurada e processada, amenizando os ruídos. A validação do método foi feita através das métricas

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), MSE (Mean Square Error) e IEF (Image Enhancement Factor), utilizando apenas duas imagens: Bárbara e Parrot (assim como a Lena, são imagens padrões utilizadas na área de processamento de imagens). Em comparação com o método DBA (*Decision Based Algorithm*), obteve-se uma melhora de 4.5% no PSNR, 26% na métrica MSE e de 34.5% no IEF para a imagem da Bárbara 30% ruidosa. Já para a imagem do Parrot, com 90% de ruído, a melhora foi de 24%, 66% e 194%, no PSNR, MSE e IEF, respectivamente. Contudo, o fato do algoritmo proposto ser validado apenas com duas imagens pode não se mostrar eficiente para outros tipos de imagens.

É possível perceber na literatura diversos métodos para a suavização de ruídos, tanto do domínio da frequência quanto do domínio espacial. Todos eles utilizam a métrica de PSNR para quantificar o ganho de qualidade nas imagens suavizadas. Entretanto, a maioria deles utilizam poucas imagens naturais para validar os métodos propostos. Em adição, alguns não mencionam ou utilizam imagens médicas de baixa radiação, isto é, imagens contaminadas severamente por ruído. Neste trabalho, foram utilizados métodos do domínio espacial para a suavização de ruídos em imagens de MDCT de baixa radiação. Para avaliar a qualidade das imagens processadas, foram utilizadas as métricas PSNR, SNR, MSE e SSIM.

3. Materiais e Métodos

Nesta seção são apresentados os materiais e métodos simulados que viabilizam a suavização de ruído em imagens de MDCT de baixa radiação. Para realizar a simulação dos métodos, primeiramente foram obtidas imagens de MDCT ruidosas. Após isso, foram aplicados os filtros da média, mediana, moda, gaussiano e Wiener para realizar os experimentos e verificar suas respectivas performances. Em seguida, foi feita uma avaliação e análise dos resultados obtidos, organizando-os em uma tabela para facilitar a compreensão. Por fim, foi realizada uma comparação dos resultados médios de PSNR, SNR, SSIM e MSE obtidos por cada filtro com a finalidade de verificar qual método teve melhor performance e resultados para o problema abordado neste trabalho.

Os materiais utilizados neste trabalho foram 991 imagens de MDCT de baixa radiação, que passaram pelo processo de suavização de ruídos utilizando a ferramenta MATLAB 2015a.

3.1. Métodos Simulados

A técnica baseada em filtro da média aplica ao pixel central da máscara de convolução a média dos pixels vizinhos. O pixel central da máscara de convolução pode ser observado na Figura 2.

$$\begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & (x, y) & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix}$$

Figura 2. Máscara de convolução com vizinhança 3x3 com pixel central na posição (x,y) (Fonte: elaborado pelo autor).

A máscara de convolução é o fator que mais impacta a qualidade da imagem. Em outras palavras, quanto maior o tamanho da máscara, apesar de suavizar bem os ruídos, maior será a distorção, o borramento e a falta de nitidez da imagem.

Para o filtro da mediana, o pixel centralizado na janela de vizinhança receberá o valor da mediana de todos os pixels presentes nessa janela. A mediana m é o valor que separa a metade maior da metade menor de uma amostra a . Se houver um número ímpar de amostras, a mediana é o valor central. Caso contrário, é definida como a média dos dois valores do meio.

Seguindo a mesma ideia dos filtros anteriores, o filtro da moda aplica ao pixel central a moda dos valores dos pixels vizinhos. Ou seja, a moda de um conjunto de dados é o elemento que aparece com mais frequência.

O método baseado em filtro gaussiano, a máscara atribuirá ao pixel central um valor gerado por uma distribuição gaussiana entre todos os pixels vizinhos ao pixel central. Matematicamente, para gerar uma matriz gaussiana, que será utilizada como máscara de convolução, o filtro gaussiano utiliza uma distribuição gaussiana

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (1)$$

O filtro de Wiener tem como objetivo computar uma estimativa estatística de um sinal desconhecido a partir de um sinal conhecido e de uma filtragem deste sinal. É uma estimativa linear da imagem original que, no domínio de Fourier, pode ser expressa como

$$W(f_1, f_2) = \frac{H * (f_1, f_2) * S_{xx}(f_1, f_2)}{|H(f_1, f_2)|^2 S_{xx}(f_1, f_2) + S_{\eta\eta}(f_1, f_2)} \quad (2)$$

onde $S_{xx}(f_1, f_2)$ e $S_{\eta\eta}(f_1, f_2)$ são, respectivamente, espectros de potência da imagem original e do ruído aditivo, e $H(f_1, f_2)$ é o filtro de desfocagem.

4. Resultados e Discussões

Após processar todas as imagens, foi calculado os valores médios das métricas PSNR, SNR, MSE e SSIM de cada filtro. Os tamanhos da máscara de convolução utilizados em cada filtro foram de 3x3 e 7x7. Não foi utilizado máscaras menores pois não houve uma grande suavização, e nem maiores, pois a medida que o tamanho da máscara aumentava, a imagem ficava mais distorcida.

Em telecomunicações, a relação sinal-ruído (*signal-to-noise ratio*, em inglês) compara o nível de um sinal desejado com o nível do ruído presente neste sinal a partir da equação

$$SNR = \frac{P_{sinal}}{P_{ruído}} \quad (3)$$

onde P é a potência média e a unidade de medida é o decibel. Quanto maior o valor de $P_{ruído}$, menor é o SNR. Para verificar o SNR em imagens médicas, tanto de ressonância magnética quanto de tomografia computadorizada, a equação utilizada é

$$SNR = \frac{\mu}{\sigma} \quad (4)$$

onde μ é o valor médio do sinal e σ é o desvio padrão da medida. Quanto maior for o SNR, melhor será a qualidade da imagem.

O erro quadrático médio (*mean-square error*, em inglês), calcula a média da intensidade quadrada da imagem original e dos pixels da imagem resultante [Al-Najjar and Soong 2012]. Em valores quantitativos, quanto mais próximo de 0 (zero), melhor. Essa métrica é definida por

$$MSE(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2 \quad (5)$$

onde f é a imagem original, g é a imagem resultante e $M \times N$ é o tamanho de ambas as imagens.

A relação sinal-ruído de pico, ou PSNR (*peak signal-to-noise ratio*), é baseada na diferença de pixel entre duas imagens [Malik et al. 2015]. Dada uma imagem referência f e uma imagem teste g , o PSNR entre as duas imagens é definido por

$$PSNR(f, g) = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE(f, g)} \right) \quad (6)$$

onde 255 é o nível máximo de uma imagem em tons de cinza de 8 bits.

Por fim, o SSIM (*structure similarity index measurement*) mede o índice de similaridade estrutural entre duas imagens. Foi projetada para modelar qualquer distorção de uma imagem como uma combinação de três fatores, a saber: perda de correlação, distorção de luminância e distorção de contraste. É definido por

$$SSIM(f, g) = l(f, g) * c(f, g) * s(f, g) \quad (7)$$

onde $*$ é o operador de convolução,

$$l(f, g) = \frac{2\mu_f \mu_g + C_1}{\mu_f^2 + \mu_g^2 + C_1} \quad (8)$$

é a função de comparação de luminância que mede a proximidade da média da luminância (μ_f e μ_g) entre duas imagens,

$$c(f, g) = \frac{2\zeta_f \zeta_g + C_2}{\zeta_f^2 + \zeta_g^2 + C_2} \quad (9)$$

é a função de comparação de contraste que mede a proximidade de contraste ζ_f e ζ_g entre duas imagens,

$$s(f, g) = \frac{\varsigma_{fg} + C_3}{\varsigma_f \varsigma_g + C_3} \quad (10)$$

é a função de comparação de estrutura que mede o coeficiente de correlação entre as imagens f e g e C_1, C_2, C_3 são constantes positivas usadas para evitar um denominador nulo. O resultado dessa métrica é um valor decimal entre -1 e 1, onde só é alcançado o valor 1 quando as duas imagens são idênticas.

A Tabela 1 a seguir apresenta os valores médios que cada filtro obteve para as métricas PSNR, SNR, SSIM e MSE que medem a qualidade de uma imagem.

Filtro	Máscara/operador	PSNR	SNR	MSE	SSIM
Filtro da média	3x3	24.25	12.69	2857.38	0.67
	7x7	21.08	9.32	579.03	0.41
Filtro da mediana	3x3	24.37	12.92	279.09	0.6
	7x7	21.32	9.65	561.95	0.33
Filtro da moda	3x3	18.53	5.49	1062.42	0.38
	7x7	17.35	6.02	1355.66	0.28
Filtro gaussiano	3x3	25.64	14.12	207.22	0.76
	7x7	24.32	12.72	279.64	0.68
Filtro de Wiener	3x3	28.64	17.24	106.43	0.78
	7x7	25.76	14.25	204.31	0.61

Tabela 1. Valores médios das métricas para cada filtro.

As métricas PSNR e SNR determinam a taxa de suavização de ruído que cada filtro conseguiu realizar. Em outras palavras, quanto maior for o resultado para estas duas medidas, maior foi a redução de ruído. Para o índice de similaridade estrutural, SSIM, quando o valor for próximo de 1, a imagem processada tende a ser mais similar com a original em termos estruturais. Já para o erro quadrático médio, MSE, quanto menor for o valor, melhor.

As imagens processadas pelo filtro da mediana tiveram seus ruídos suavizados quase por completo. Entretanto, as bordas e o contraste das imagens foram afetadas negativamente. A média dos valores PSNR para o filtro foi de 24.37dB para o filtro com máscara 3x3 e 21.32dB com máscara 7x7. Comparando com o filtro gaussiano, podemos observar que com a máscara de tamanho 3x3, a média do PSNR foi de 25.64dB, enquanto com 7x7 foi de 24.32dB. O filtro gaussiano, apesar de não ter suavizado os ruídos da mesma forma que o filtro da mediana, conseguiu manter melhor as bordas e o contraste das imagens, o que levou a ter melhores resultados.

Para o MSE, que quanto mais próximo de zero, melhor, a diferença já é bem maior. Enquanto a média do filtro da mediana com máscaras 3x3 e 7x7 foram de 279.09 e 561.95, respectivamente, a média do gaussiano foi de 207.22 e 279.64, respectivamente. Com isso, é possível concluir de fato o filtro da mediana afeta mais as bordas e o contraste do que o gaussiano.

Em relação ao SSIM, que quando o valor tender a 1, melhor, o filtro gaussiano, com médias de 0.76 e 0.68 para as máscaras de tamanho 3x3 e 7x7, respectivamente, mostrou ser novamente superior ao filtro da mediana que teve médias de 0.60 e 0.33, respectivamente. As Figuras 3 (b), (c), (d), (e) e (f) apresentam o resultado da Figura 3 (a) após ser processada pelos filtros da média, mediana, moda, gaussiano e Wiener, respectivamente, com máscara de convolução de tamanho 3x3. Já as Figuras 5 (b), (c), (d), (e) e (f) mostram o resultado do processamento dos mesmos filtros, porém, com máscaras de convolução de tamanho 7x7.

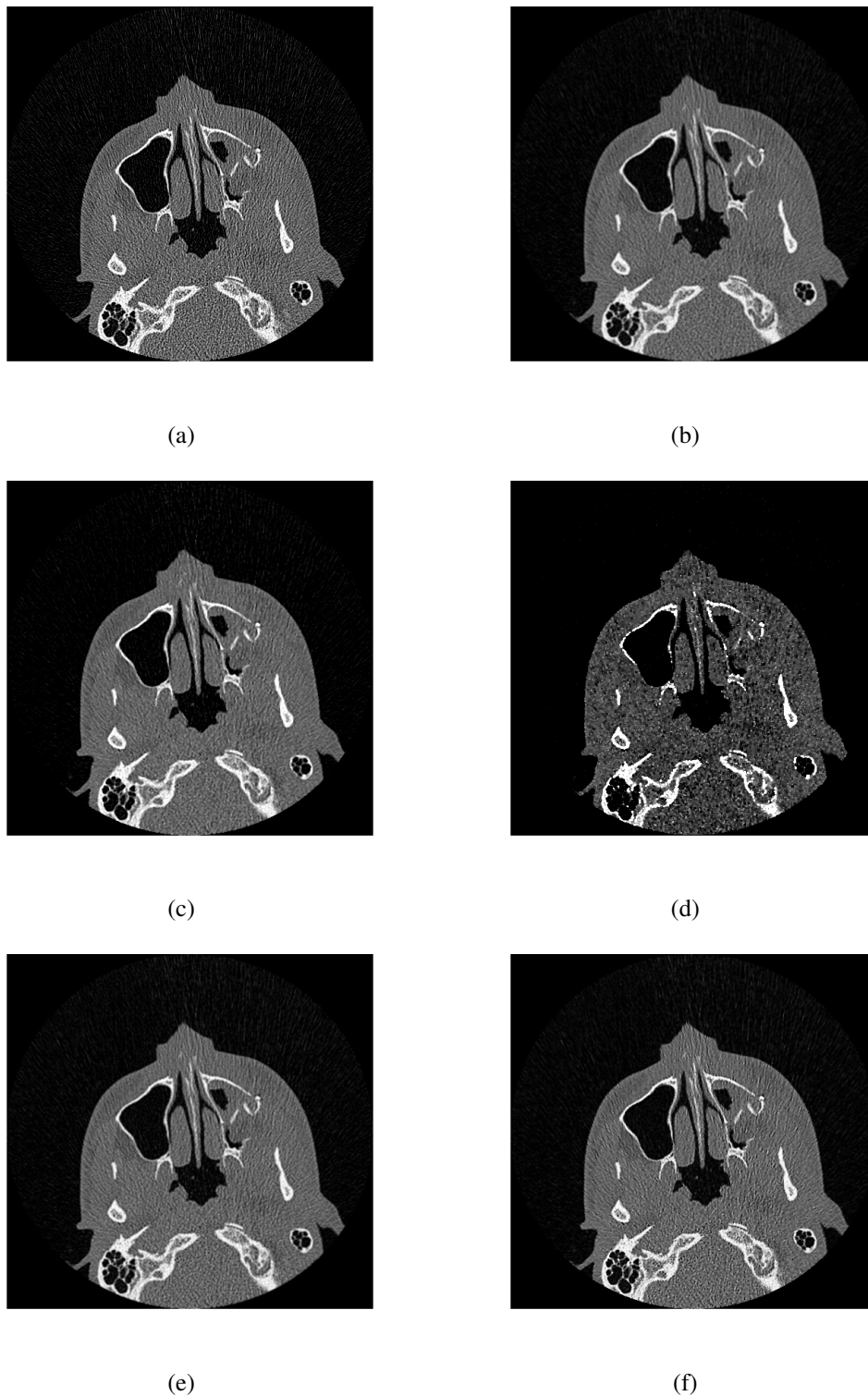
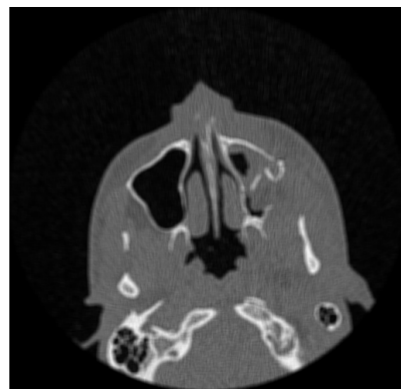


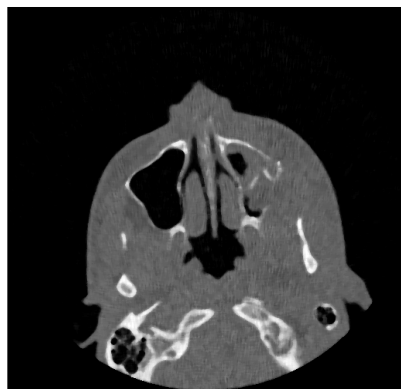
Figura 3. (a) Imagem original. (b) Imagem processada pelo filtro da média. (c) Imagem processada pelo filtro da mediana. (d) Imagem processada pelo filtro da moda. (e) Imagem processada pelo filtro gaussiano. (f) Imagem processada pelo filtro de Wiener. (Fonte: elaborado pelo autor).



(a)



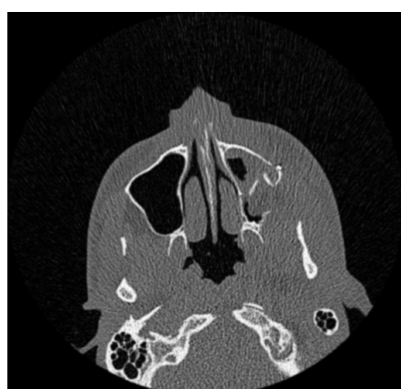
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 4. (a) Imagem original. (b) Imagem processada pelo filtro da média. (c) Imagem processada pelo filtro da mediana. (d) Imagem processada pelo filtro da moda. (e) Imagem processada pelo filtro gaussiano. (f) Imagem processada pelo filtro de Wiener. (Fonte: elaborado pelo autor).

A partir da análise dos valores médios das métricas, conclui-se que o filtro gaussiano teve melhores resultados do que o filtro da mediana. Entretanto, quando comparado com o filtro de Wiener, a análise precisa ser feita de uma outra forma. O filtro de Wiener gerou valores médios melhores que todos os outros filtros analisados, conforme a Tabela 1 mostrada anteriormente.

As imagens processadas pelo filtro de Wiener, porém, apresentaram artefatos nas bordas das estruturas que formam as imagens, como mostra a Figura 5 (b). O SSIM, índice que mede a similaridade estrutural, comprova que, apesar de suavizar ruídos, o filtro afeta as estruturas das imagens. Para a máscara de convolução de tamanho 3x3, a diferença entre com filtro gaussiano é de 0.02. Agora, com tamanho 7x7, o filtro gaussiano mostra-se superior.

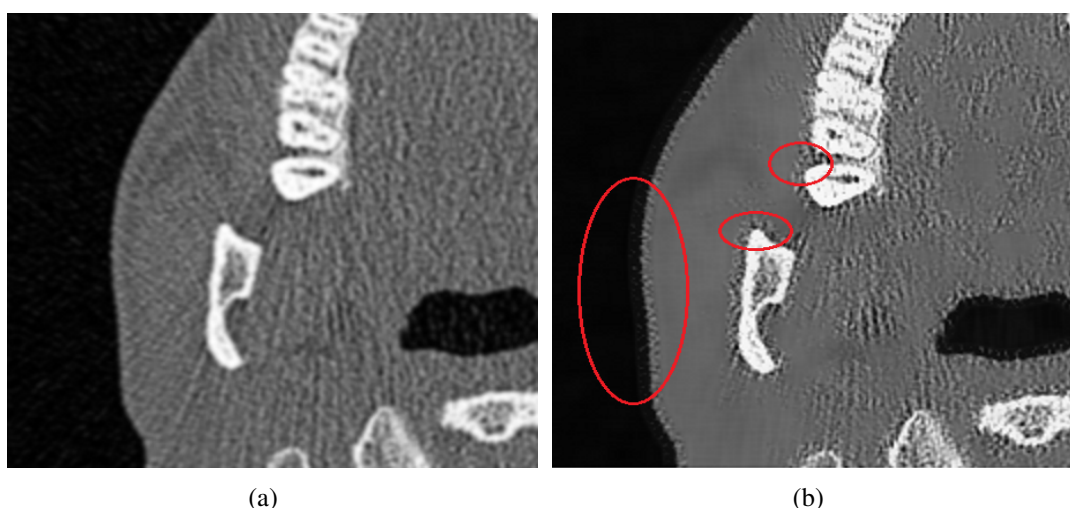


Figura 5. (a) Imagem processada pelo filtro gaussiano. (b) Imagem processada pelo filtro de Wiener (Fonte: elaborado pelo autor).

Diante desta análise, foi concluído que o filtro que melhor se adequou à suavização de ruídos em imagens de tomografia computadorizada multislice de baixa radiação foi o filtro gaussiano. O método obteve bons valores médios para todas as métricas que avaliaram a qualidade de todas as imagens processadas.

5. Conclusão

Este trabalho apresentou uma análise comparativa entre cinco métodos de processamento para suavização de ruídos em imagens de tomografia computadorizada de baixa radiação. Para avaliar a qualidade das imagens processadas e encontrar o método que melhor se adequou ao problema abordado neste trabalho, foram utilizadas as métricas PSNR, SNR, MSE e SSIM. A análise final dos resultados mostrou que o filtro gaussiano obteve melhores valores médios para todas as métricas apresentadas anteriormente. O valor médio alcançado de PSNR, para o melhor caso, foi de 25.64dB e, para o SSIM foi 0.76.

Como trabalho futuro, partindo dos resultados deste trabalho, é pretendido desenvolver um método próprio para suavização de ruídos em MDCT de baixa radiação, a fim de proporcionar uma melhor taxa de suavização e qualidade das imagens.

Referências

- Aiswarya, K., Jayaraj, V., and Ebenezer, D. (2010). A new and efficient algorithm for the removal of high density salt and pepper noise in images and videos. In *Computer Modeling and Simulation, 2010. ICCMS'10. Second International Conference on*, volume 4, pages 409–413. IEEE.
- Al-Najjar, Y. A. and Soong, D. C. (2012). Comparison of image quality assessment: Psnr, hvs, ssim, uqi. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 3(8):1.
- Bognár, G. (2015). Image quality measurement for low-dose human lung ct scans. In *Telecommunications and Signal Processing (TSP), 2015 38th International Conference on*, pages 587–591. IEEE.
- Chen, G., Bui, T. D., and Krzyzak, A. (2005). Image denoising using neighbouring wavelet coefficients. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 12(1):99–107.
- Chen, L., Gou, S., Yao, Y., Bai, J., Jiao, L., and Sheng, K. (2016). Denoising of low dose ct image with context-based bm3d. In *Region 10 Conference (TENCON), 2016 IEEE*, pages 682–685. IEEE.
- Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 41(3):613–627.
- Haygert, C. J. P., d'Ornellas, M. C., Welfer, D., Bastos, R. M., and Dotto, G. N. (2017). Ctdbem - a new protocol for ultra low radiation dose mdct. *MedInfo 2017*.
- Malik, S. H., Lone, T. A., and Quadri, S. (2015). Contrast enhancement and smoothing of ct images for diagnosis. In *Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), 2015 2nd International Conference on*, pages 2214–2219. IEEE.
- Mohan, M. M., Sulochana, C. H., and Latha, T. (2015). Medical image denoising using multistage directional median filter. In *Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT), 2015 International Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- Verma, R. and Ali, J. (2013). A comparative study of various types of image noise and efficient noise removal techniques. *International Journal of advanced research in computer science and software engineering*, 3(10):617–622.