

# Ultrasound Image Denoising Using Wavelet Thresholding Methods in Association with the Bilateral Filter

C. Rodrigues, Z. Peixoto, and F. Ferreira

**Abstract**—Ultrasound imaging has been widely used in medical diagnosis in modern medicine. Although widespread, it presents low-resolution images, typically degraded by speckle noise, which requires the use of image-processing techniques aiming at improving the image quality and allowing a proper medical diagnosis use. This paper presents a new association based on S-median thresholding and the fast bilateral filter for speckle noise reduction. In order to validate the results, the proposed method was analyzed and compared with two others thresholding methods. The image quality improvement is evidenced by an increase of 14.13% in PSNR while the structural features and contour preservation have increased 4.96% in MSSIM and 0.70% in  $\beta$ , respectively. As the obtained results shown, the proposed method is able to reduce the speckle noise, to preserve the spatial characteristics and the contour information of the images and it is indicated for noise reduction at noise levels commonly found in ultrasound equipment.

**Index Terms**—Biomedical imaging, Image processing, Speckle, ultrasound, Wavelet transform.

## I. INTRODUÇÃO

O DIAGNÓSTICO médico por imagem vem sendo, frequentemente, utilizado na medicina moderna a partir da crescente capacidade de processamento digital de imagens, constituindo uma ferramenta imprescindível à investigação da anatomia do corpo humano, diagnóstico de doenças e acompanhamento de processos cirúrgicos.

Dentre as modalidades mais difundidas, a ultrassonografia destaca-se como uma importante técnica para visualização da anatomia interna por ser realizada de forma não invasiva, não radioativa, econômica e segura. Permite a visualização de órgãos, suas estruturas e movimento, o acompanhamento do desenvolvimento de fetos, a identificação de traumas e tumores, dentre outros [1].

A principal desvantagem da ultrassonografia está na baixa qualidade das imagens, que são caracterizadas por uma aparência granular indesejada, decorrente do ruído *speckle*. Trata-se de um fenômeno que ocorre quando duas ou mais ondas interferem entre si construtiva ou destrutivamente, produzindo pontos claros e escuros na imagem.

Essa aparência granular é capaz de camuflar pequenas diferenças na escala de cinza, mascarando pequenas estruturas. Wagner et al. [2] destacam os fundamentos e propriedades estatísticas do *speckle*, modelando-o como ruído multiplicativo. A variância do *speckle* é comparável ou maior que a variância das características originais da imagem, o que dificulta a remoção do ruído concomitante com a preservação das características da imagem.

O ruído *speckle* reduz a resolução e o contraste, diminui a razão sinal-ruído e dificulta a detecção de detalhes cujo tamanho seja comparável ao tamanho do próprio *speckle* [3]. Por essas razões, a presença do ruído *speckle* limita a realização de diagnósticos mais precisos, demandando altos níveis de especialização dos usuários e restringindo aplicações mais abrangentes. Diversos métodos para a redução desse ruído e para a melhoria da qualidade das imagens de ultrassom vêm sendo propostos na literatura técnico-científica.

Andria et al. [3] classificam as técnicas de filtragem em métodos de escala única e métodos multiescalares. Os métodos de escala única aplicam o filtro diretamente sobre a imagem original e são mais simples de serem implementados, porém apresentam limitações quanto à preservação de detalhes e definição de contornos [4], [5], [6]. Os métodos multiescalares, baseados na decomposição *wavelet* e na aplicação de algoritmos nas sub-imagens geradas a partir da imagem original, levam a uma melhor redução de ruído e preservação das características originais do sinal. Ainda, são capazes de fornecer informações sobre as variações das amplitudes das componentes de frequência do sinal ao longo dos eixos horizontal, vertical e diagonal da imagem [7], [8], [9].

Métodos multiescalares podem aplicar diferentes filtros em uma ou mais sub-imagens. Andria et al. [3] propõem a aplicação de um filtro linear do tipo gaussiano apenas nas sub-imagens referentes aos detalhes verticais e diagonais da imagem. Al Youzbaki and Pasca [10] sugerem a associação da *wavelet* com o filtro wiener, comparando-a com os filtros de média, de mediana e o M3 (filtro híbrido, baseado nos filtros de média e de mediana).

Zhang et al. propõem um método, baseado na Transformada *Wavelet*, que associa o filtro guiado e uma versão modificada da função *threshold* universal [11]. Uma abordagem similar é proposta associando uma versão modificada da função *threshold* universal ao filtro trilateral [12], [13].

Além da associação de filtros, outro fator que influencia o processo de filtragem é a escolha da família *wavelet*. Yadav et al. apresentam análises comparativas das famílias *Haar* e *Symlet*, associadas ao filtro wiener e filtro de mediana [14]. De

C. N. Rodrigues, Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil (e-mail: cristianorbh@gmail.com).

Z. M. A. Peixoto, Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil (e-mail: assiszmmp@pucminas.br).

F. M. F. Ferreira, Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil (e-mail: flaviamagfreitas@pucminas.br).

forma geral, os autores comprovam a influência da família *wavelet* no desempenho do processo de filtragem.

Embora sejam encontrados diferentes métodos na literatura técnico-científica, cada um deles se baseia em determinadas premissas e apresentam algumas vantagens e limitações. Nenhum dos métodos, até recentemente investigados, apresentou resultados definitivamente satisfatórios entre a supressão do *speckle* e a preservação das características das imagens, estimulando, dessa forma, a continuidade das pesquisas relacionadas.

Este trabalho propõe uma nova estrutura para a filtragem do ruído *speckle* em imagens de ultrassonografia, composta a partir da associação do método *thresholding S-median* e o filtro bilateral rápido. Essa estrutura combina duas importantes características, a adaptabilidade do operador *S-median* ao nível de decomposição *wavelet* e a capacidade de filtragem e preservação dos detalhes de contorno do filtro bilateral. Com o objetivo de melhorar a eficiência, uma versão rápida do filtro foi adotada.

A implementação e validação dos processos foram desenvolvidas em ambiente MatLab®. De forma a validar o desempenho da associação proposta, comparações com outras técnicas de *thresholding* foram realizadas. O método proposto apresentou melhor desempenho na redução do ruído *speckle* e na preservação das características estruturais em imagens de ultrassonografia médica.

## II. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

### A. A Imagem de Ultrassonografia Médica

Na ultrassonografia médica, a onda acústica que viaja através do corpo do paciente é emitida a partir de um transdutor piezoelétrico, excitado por um sinal elétrico pulsado de curta duração. Quando a frente de onda atinge uma descontinuidade, parte da onda é refletida e detectada pelo mesmo transdutor piezoelétrico. O tempo de voo (TOF – *Time of flight*) e a energia dos feixes de ondas refletidos e detectados são medidos, processados e utilizados para extrair as informações a serem utilizadas na geração da imagem de ultrassom [15], [16].

A forma tradicional de processar e visualizar os ecos refletidos através de uma imagem bidimensional é denominada modo-B (brilho), no qual a amplitude do feixe refletido é codificada em 256 níveis de cinza [17].

O sinal de ultrassom detectado pela sonda do equipamento de ultrassonografia, denominado envelope, apresenta baixa razão sinal-ruído e é composto por duas partes: o sinal útil, que é refletido pelo corpo humano, e o ruído, que inclui parcelas de ruído multiplicativo (ruído *speckle*) e ruídos aditivos (intrínsecos aos sistemas de aquisição e interferências externas). O ruído *speckle*, é o principal artefato que impacta a qualidade da imagem [18], [19].

O modelo generalizado do sinal do envelope  $f(i, j)$  é representado pela equação (1).

$$f(i, j) = g(i, j)n(i, j) + w(i, j) \quad (1)$$

$(i, j) \in Z^2$  são as coordenadas espaciais que indicam a localização do pixel na imagem. Os termos  $g(i, j)$  e  $f(i, j)$

referem-se ao sinal original e o sinal detectado e as parcelas  $n(i, j)$  e  $w(i, j)$  representam os ruídos multiplicativo e aditivo, respectivamente.

Como o efeito do ruído aditivo é consideravelmente menor se comparado ao ruído multiplicativo [11], a equação 1 pode ser reescrita como apresentado na equação (2).

$$f(i, j) = g(i, j)n(i, j) \quad (2)$$

Dessa forma, o modelo do ruído é simplificado sem prejuízo significativo para o processamento da imagem de ultrassonografia.

### B. A Transformada Wavelet

A Transformada *Wavelet* tem sido amplamente utilizada para a redução do ruído *speckle* em imagens de ultrassonografia médica, com base na decomposição da imagem em sub-imagens que permitem a detecção do ruído em diferentes escalas [9], [20].

O primeiro nível de decomposição *wavelet*, indicado pelo sobrescrito 1, produz quatro sub-imagens indicadas como  $LL^1$ ,  $LH^1$ ,  $HL^1$  e  $HH^1$ , de tal forma que  $LL^1$  é a aproximação resultante da ação de um filtro passa-baixa e  $LH^1$ ,  $HL^1$  e  $HH^1$  representam os detalhes horizontais, verticais e diagonais, respectivamente [21].

A partir da decomposição produzida pela Transformada *Wavelet*, os coeficientes de menor amplitude estão relacionados às componentes de alta frequência, ou seja, os ruídos, e podem ser eliminados sem afetar as características de interesse do sinal [7] [8].

Deve-se observar, no entanto, que os métodos de redução de ruído baseados em *wavelet* são utilizados para a filtragem apenas de ruídos aditivos [11]. Assim, o modelo simplificado que inclui o ruído multiplicativo, conforme a equação (2), deve ser convertido para a representação clássica de ruídos aditivos, o que pode ser realizado aplicando-se uma operação homomórfica por meio de uma função logarítmica como apresentado na equação (3).

$$\log(f(i, j)) = \log(g(i, j)) + \log(n(i, j)) \quad (3)$$

A parcela  $\log(n(i, j))$  constitui uma aproximação do ruído branco aditivo gaussiano.

### C. Wavelet Thresholding

O *thresholding* consiste em uma técnica não linear que opera sobre todos os coeficientes da *wavelet*, submetendo-os a um teste que permitirá remover os coeficientes inferiores a um valor de limiar pré-selecionado, sendo os coeficientes restantes utilizados para a reconstrução do sinal.

Dentre os algoritmos comumente utilizados vale destacar o *soft-thresholding*  $st(x)$ , dado pela equação (4).

$$st(x) = \begin{cases} 0, & |x| < T \\ sign(x)(|x| - T), & |x| \geq T \end{cases} \quad (4)$$

$T$  indica o valor de limiar, denominado operador *threshold*.

O método *VisuShrink*, proposto por Donoho e Johnstone [22] para sinais unidimensionais e, posteriormente, aplicado a sinais bidimensionais [9], [11], utiliza o algoritmo *soft-*

*thresholding* com o operador *threshold* universal que consiste de um valor fixo  $T_u$  expresso pela equação (5).

$$T_u = \sigma_n^2 \sqrt{2 \log M} \quad (5)$$

$\sigma_n$  é o desvio padrão do ruído e  $M$ , o número de coeficientes *wavelet*. A estimativa do desvio padrão  $\sigma_n$  é baseada no desvio absoluto da mediana, calculado de acordo com a equação (6).

$$\sigma_n^2 = \left( \frac{\text{mediana}(HH^1)}{0.6745} \right)^2 \quad (6)$$

$HH^1$  é uma matriz que contém os coeficientes da sub-banda diagonal do primeiro nível da decomposição *wavelet* da imagem.

O método *S-media* foi apresentado por Poornachandra [23] para a filtragem de ruídos em sinais de eletrocardiograma e consiste na determinação do operador *threshold* de forma adaptativa, de acordo com o nível de decomposição *wavelet*. Esse método utiliza o algoritmo *soft-thresholding* com o operador de *threshold*  $T_s$  definido pela equação (7).

$$T_s = \frac{\sigma_n \sqrt{2 \log M}}{2(J-j/D)+b} \quad (7)$$

$J$  é o maior nível de decomposição *wavelet*,  $j$  o nível de decomposição *wavelet* no qual o *threshold* é aplicado e  $b$ , um parâmetro de calibração.

Essa abordagem adaptativa permite um melhor desempenho do *thresholding*, uma vez que à medida que o nível de decomposição  $j$  aumenta, o valor do operador diminui possibilitando que os detalhes sejam reforçados e as bordas preservadas.

Com o objetivo de propor uma função alternativa ao *soft-thresholding*, um algoritmo exponencial parametrizável foi apresentado por Andria et al. [9]. Enquanto a maioria dos algoritmos de *thresholding* despreza os coeficientes *wavelet* cujos valores sejam inferiores ao operador *threshold*, conforme indicado na equação (4), o algoritmo exponencial parametrizável reduz, gradualmente, os coeficientes que sejam inferiores a  $T$ . A função *thresholding* exponencial  $et(x)$  é dada pela equação (8).

$$et(x) = \begin{cases} x e^{n_j(|x|-T_{k_j})}, & |x| < T_{k_j} \\ x, & |x| \geq T_{k_j} \end{cases} \quad (8)$$

$n_j$  é o parâmetro que determina o grau de decaimento para o nível de decomposição  $j$  e  $T_{k_j}$ . O operador *threshold* é dado pela equação (9).

$$T_{k_j} = k_j T_u \quad (9)$$

$k_j$  é o parâmetro responsável pela adaptação do operador *threshold* universal de acordo com o nível de decomposição  $j$  a ser processado.

#### D. Filtro Bilateral e Filtro Bilateral Rápido

O filtro bilateral é um filtro não linear, com boa capacidade de preservação de bordas e características estruturais da imagem, cujos pixels de saída são as médias ponderadas dos pixels vizinhos. O peso, atribuído individualmente a cada pixel vizinho, decresce com a distância espacial e com a diferença de intensidade [24].

A saída  $I^b$  do filtro bilateral, para o pixel  $p$ , é calculada de acordo com a equação (10).

$$I_p^b = \frac{1}{W_p^b} \sum_{q \in S} G_{\sigma_S}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|) I_q \quad (10)$$

$$W_p^b = \sum_{q \in S} G_{\sigma_S}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|)$$

$W_p^b$  é uma função que normaliza a soma dos pesos no domínio espacial  $S$ ,  $G$  é uma função de decaimento gaussiana para a qual  $\sigma_S$  define o tamanho da janela e  $\sigma_r$  controla o peso dos pixels adjacentes de acordo com a diferença de suas intensidades.  $\|p - q\|$  é a distância espacial entre os pixels  $p$  e  $q$ ,  $I_q$  é a intensidade do pixel vizinho e  $|I_p - I_q|$  a diferença de intensidade entre os pixels.

No filtro bilateral rápido, os níveis de cinza dos pixels são combinados para formar um espaço 3D a partir de uma imagem no domínio 2D. Assim, o componente complexo não linear original é deslocado por meio de uma convolução de uma função gaussiana tridimensional e uma função de imagem tridimensional. Utilizando esse espaço dimensional maior, o processamento computacional da convolução pode ser realizado com menos amostras do sinal. Então, a Transformada Rápida de Fourier é aplicada para calcular a convolução linear [24]. A saída do filtro bilateral rápido  $BI(x, y)$  para uma imagem  $I(x, y)$  é dada pela equação (11).

$$BI(x, y) = \frac{IY(x, y)}{EY(x, y)} = \frac{\text{interp}(G \otimes IX, (\frac{x}{S_s}, \frac{y}{S_s}), (\frac{I(x, y)}{S_r}))}{\text{interp}(G \otimes EX, (\frac{x}{S_s}, \frac{y}{S_s}), (\frac{I(x, y)}{S_r}))} \quad (11)$$

$$IX(x, y, z) = \begin{cases} z, z = I(x, y) \\ 0, z \neq I(x, y) \end{cases}$$

$$EX(x, y, z) = \begin{cases} 1, z = I(x, y) \\ 0, z \neq I(x, y) \end{cases}$$

$IX(x, y, z)$  e  $EX(x, y, z)$  representam, respectivamente, a matriz da imagem tridimensional e a matriz tridimensional de peso e  $\text{interp}$  é uma função de interpolação.  $G$  é a função gaussiana após a linearização.  $S_s$  e  $S_r$  indicam as taxas de amostragem no domínio espacial e no domínio de intensidade, respectivamente.

### III. METODOLOGIA

A avaliação dos efeitos dos filtros quanto à redução de ruídos nas imagens requer uma imagem de referência conhecida, sem ruído ou com baixo nível de ruído, para comparações com a imagem filtrada. Assim, para a implementação da etapa de processamento e filtragem da imagem torna-se necessária a geração da imagem de

referência e a contaminação da mesma com ruído *speckle*.

#### A. Geração da Imagem de Referência

As imagens de referência, utilizadas neste estudo, foram obtidas a partir do Programa Field II, em ambiente MatLab®.

O programa Field II, disponível em <https://field-ii.dk>, simula a emissão e a detecção de ondas de ultrassom, incluindo as características do transdutor e o fenômeno *speckle*. Para gerar o *speckle*, o tecido do corpo humano é modelado como um conjunto de dispersores, cuja densidade varia com a região do corpo a ser analisada e é definida pelo usuário por meio do índice de dispersão. A simulação do ultrassom é realizada a partir de imagens de alta qualidade do órgão a ser avaliado [25].

Neste trabalho, as imagens foram extraídas do banco de dados AnatQuest, da Biblioteca Nacional de Medicina dos Estados Unidos, disponível em <https://anatquest.nlm.nih.gov>, que reúne imagens transversais coloridas e de alta resolução da anatomia humana.

Lanzola et al. [26] realizaram simulações com o objetivo de identificar a frequência de operação do transdutor e o índice de dispersão adequados para a obtenção de uma ultrassonografia médica de alta qualidade pelo programa Field II. Os parâmetros utilizados para a geração das imagens de referência consistiram de um índice de dispersão igual a  $10^6$  e uma frequência de operação do transdutor igual a 13 MHz. Os demais parâmetros foram configurados de acordo com sugestões encontradas no *website* do Field II, considerando um transdutor linear com 128 elementos de 5 mm de altura cada.

A Fig. 1 mostra a imagem de alta qualidade de um coração, obtida no AnatQuest, e a correspondente imagem de ultrassom de alta qualidade gerada pelo Field II.

As imagens de referência utilizadas neste artigo têm resolução de 256 níveis de cinza, dimensão 512 x 406 pixels e representam um rim, um coração e um fígado, que são as estruturas mais comumente analisadas pela ultrassonografia.

Para cada uma das imagens de referência, foram geradas 20 imagens com ruído utilizando-se diferentes níveis de ruído, no intervalo entre 0,01 e 0,20. Imagens produzidas por equipamentos de ultrassom comumente apresentam variância de 0,1 [3].



Fig. 1. (a) Imagem do coração obtida no AnatQuest e (b) Simulação da ultrassonografia correspondente, gerada pelo Field II (imagem de referência).

#### B. Processamento e Filtragem da Imagem

O processamento completo da imagem ruidosa para a redução do *speckle* é descrito a seguir e as etapas relacionadas podem ser visualizadas na Fig. 2.

1. Processamento homomórfico da imagem corrompida pelo *speckle*, por meio da função logarítmica;
2. Decomposição da imagem por meio da transformada *wavelet* discreta;
3. Aplicação das técnicas de *thresholding* aos coeficientes de alta frequência da decomposição *wavelet*;
4. Aplicação do filtro bilateral e do bilateral rápido nos coeficientes de baixa frequência obtidos a partir da decomposição *wavelet* de mais alto nível;
5. Utilização da transformação *wavelet* inversa para a recuperação da imagem filtrada;
6. Aplicação da função exponencial para inversão da transformação logarítmica inicial.

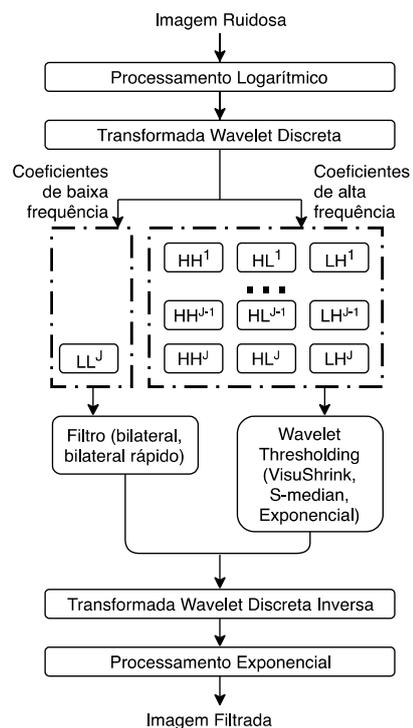


Fig. 2. Diagrama em blocos do processo de *de-noising* e restauração da imagem filtrada.

#### C. Avaliação de Desempenho

A métrica computacional mais difundida para a avaliação da filtragem de ultrassonografia é a razão sinal-ruído de pico (PSNR – *Peak signal-to-noise ratio*) [27], definida pela equação (12).

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{L^2}{\frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [I_{ref}(i,j) - I'(i,j)]^2} \quad (12)$$

$L$  é o número de níveis de cinza,  $I_{ref}$  a imagem de referência,  $I'$  a imagem filtrada,  $m$  e  $n$  o número de linhas e colunas da imagem, respectivamente.

O índice de similaridade estrutural médio (MSSIM – *Mean Structural Similarity*) permite avaliar a semelhança entre duas imagens utilizando informações estruturais com base na média dos índices de similaridade estrutural (SSIM (*Structural*

*Similarity Index*) [27] e é calculado conforme equação (13).

$$SSIM(f, \hat{g}) = \frac{(2\mu_f\mu_{\hat{g}}+C_1)(2\sigma_{f\hat{g}}+C_2)}{(\mu_f^2+\mu_{\hat{g}}^2+C_1)(\sigma_f^2+\sigma_{\hat{g}}^2+C_2)} \quad (13)$$

$\mu_f$  e  $\mu_{\hat{g}}$  são as médias dos valores de cinza,  $\sigma_f^2$  e  $\sigma_{\hat{g}}^2$  são as variâncias nos eixos  $x$  e  $y$ , respectivamente, e  $\sigma_{f\hat{g}}$  é a covariância de  $f$  e  $\hat{g}$ .  $C_1 = (K_1L)^2$  e  $C_2 = (K_2L)^2$  são parâmetros que estabilizam a divisão quando o denominador é baixo,  $K_1 = 0,01$  e  $K_2 = 0,03$  são valores padrão identificados experimentalmente. Utilizando a equação (13), o MSSIM, que é a média do SSIM, é calculado conforme equação (14).

$$MSSIM = \frac{1}{m.n} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} SSIM(f, \hat{g}) \quad (14)$$

O MSSIM fornece valores no intervalo  $[0, 1]$ , sendo que o maior valor indica uma melhor preservação das informações estruturais [27].

A métrica beta ( $\beta \in [0,1]$ ), definida pela equação (15), avalia a habilidade dos filtros quanto à preservação das bordas da imagem [28]. Valores próximos a 1 indicam uma melhor qualidade da imagem filtrada.

$$\beta = \frac{\Gamma(\Delta I - \overline{\Delta I})(\Delta I' - \overline{\Delta I'})}{\sqrt{\Gamma(\Delta I - \overline{\Delta I}, \Delta I - \overline{\Delta I}) \cdot \Gamma(\Delta I' - \overline{\Delta I'}, \Delta I' - \overline{\Delta I'})}} \quad (15)$$

$$\Gamma = \sum_{(i,j) \in ROI} I(i,j) \cdot I'(i,j)$$

$\Delta I$  e  $\Delta I'$  são as versões filtradas em alta frequência da imagem de referência  $I(i,j)$  e da imagem processada  $I'(i,j)$ , utilizando-se uma máscara de convolução laplaciana padrão  $3 \times 3$ .  $\overline{\Delta I}$  e  $\overline{\Delta I'}$  são os valores médios.

#### IV. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste trabalho, os experimentos foram realizados em duas fases.

A primeira fase foi desenvolvida visando à avaliação do comportamento dos métodos de *thresholding*: VisuShrink, S-median e Exponencial. Cada um dos métodos de *thresholding* foi analisado com diferentes valores de variância do ruído e diferentes níveis de decomposição *wavelet*, o que possibilitou identificar o nível de decomposição *wavelet* mais adequado para cada técnica na faixa de ruído considerada.

Na segunda fase, foi investigada a associação dos métodos de *thresholding*, em suas respectivas configurações de melhor desempenho, ao filtro bilateral e bilateral rápido, avaliando-se os resultados finais do processamento.

Os experimentos foram realizados na plataforma MatLab® R2018a, em ambiente macOS High Sierra, processador Intel Core i5, 1,3GHz. Optou-se pela utilização da família *wavelet Daubechies* em todos os processos de decomposição da imagem por meio da Transformada *Wavelet* Discreta, com base nos resultados apresentados por Yadav et al. [14].

#### A. Simulações – Fase I

A avaliação dos resultados foi realizada utilizando-se os critérios PSNR e MSSIM, considerando-se cada uma das técnicas de *thresholding* em diferentes níveis de decomposição *wavelet* e de ruído.

Na primeira fase da simulação as imagens foram decompostas em um, dois e três níveis e o *thresholding* foi aplicado aos coeficientes dos detalhes da decomposição *wavelet*  $LH^j$ ,  $HL^j$  e  $HH^j$ . Os coeficientes da aproximação do nível mais alto da decomposição *wavelet*,  $LL^j$ , foram mantidos inalterados. Nessa análise, foram considerados os níveis de ruído encontrados em imagens de ultrassonografia reais, com variância entre 0,10 e 0,20.

A Figura 3 mostra os resultados para o VisuShrink. Os melhores valores de PSNR foram obtidos para os níveis de decomposição 2 e 3, tendo o nível 2 apresentado melhor desempenho. Considerando-se o MSSIM, todos os níveis de decomposição apresentaram resultados equivalentes. Assim, o nível de decomposição 2 foi escolhido como melhor opção para essa técnica.

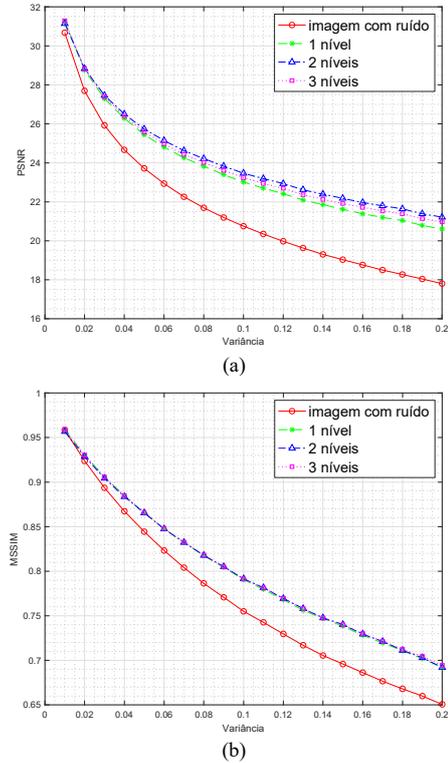


Fig. 3. Comportamento do (a) PSNR e (b) MSSIM versus variância do ruído para diferentes níveis de decomposição *wavelet*, utilizando o *thresholding* VisuShrink.

Conforme mostra a Fig. 4, o método *S-median*, apresentou melhores resultados PSNR e MSSIM também para o nível de decomposição 2.

O *thresholding* exponencial apresentou melhores resultados PSNR e MSSIM para o nível de decomposição 3, como mostra a Fig.5.

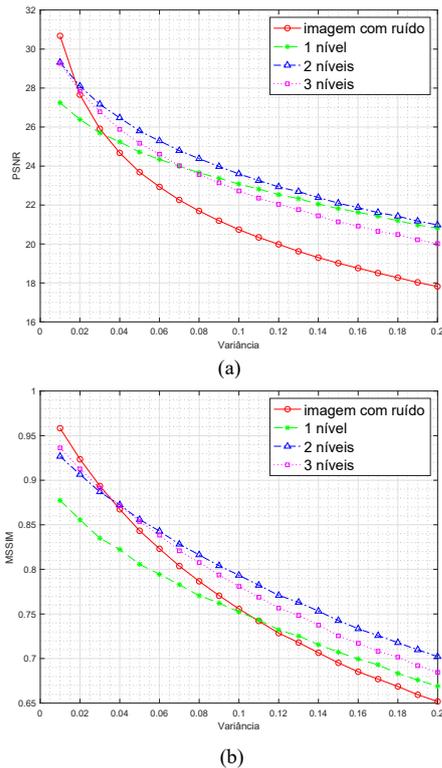


Fig. 4. Comportamento do (a) PSNR e (b) MSSIM versus variância do ruído para diferentes níveis de decomposição wavelet, utilizando o thresholding S-median.

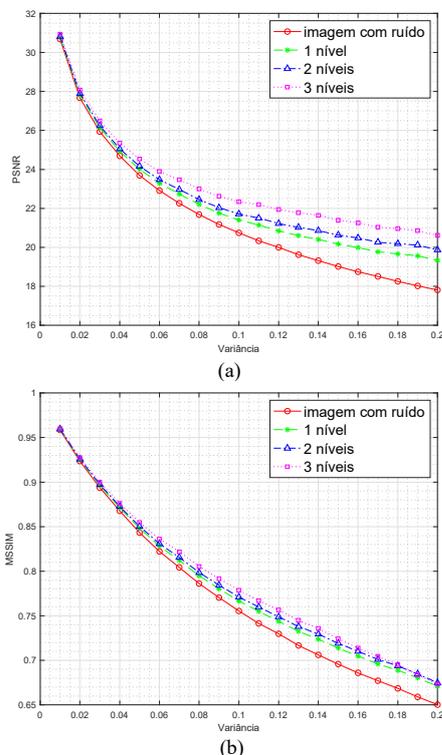


Fig. 5. Comportamento do (a) PSNR e (b) MSSIM versus variância do ruído para diferentes níveis de decomposição wavelet, utilizando o thresholding exponencial.

Esta primeira parte da simulação permitiu a análise do

comportamento das diferentes técnicas de *thresholding* sob diferentes condições de ruído e para diferentes níveis de decomposição *wavelet*. Vale destacar que, o melhor nível de decomposição identificado, para cada técnica, é válido para toda a faixa de ruído considerada, com variância entre 0,1 e 0,2. A configuração que obteve melhor desempenho quanto ao nível de decomposição, para cada técnica de *thresholding*, foi aplicada na segunda fase dos experimentos, associadas aos filtros bilateral e bilateral rápido.

B. Simulações – Fase II

Embora a maior parcela do *speckle* esteja concentrada nos coeficientes dos detalhes, os coeficientes de aproximação ainda contêm ruídos que devem ser filtrados. A segunda fase dos experimentos consistiu da associação dos métodos de *thresholding* (*Visushrink*, *S-median* e Exponencial) à aplicação de um filtro na sub-imagem  $LL^J$ , referente à aproximação de baixa frequência da decomposição *wavelet*.

A Tabela I mostra as especificações adotadas para os filtros avaliados, definidas de forma empírica, a partir de aproximações usuais na literatura atual.

TABELA I  
PARÂMETROS UTILIZADOS NOS FILTROS

	Janela	Sigma 1	Sigma 2
Filtro Bilateral	3 x 3	2,35	0,100
Filtro Bilateral Rápido	5 x 5	2,50	0,045

A Tabela II apresenta os valores obtidos para as métricas PSNR, MSSIM,  $\beta$  e o tempo de execução para cada uma das associações avaliadas, destacando em **negrito** os melhores resultados.

TABELA II  
DESEMPENHO DAS ASSOCIAÇÕES ENTRE WAVELET THRESHOLDING E OS FILTROS BILATERAL E BILATERAL RÁPIDO

Método	PSNR	MSSIM	$\beta$	Tempo (s)
Imagem com ruído	20,7500	0,7565	0,7108	-
VisuShrink + Filtro Bilateral	22,4593	0,7593	0,7133	0,8820
S-median + Filtro Bilateral	23,5021	0,7865	0,7156	0,8629
Thresholding Exponencial + Filtro Bilateral	21,3611	0,7600	0,7129	0,6380
VisuShrink + Filtro Bilateral Rápido	23,4953	0,7926	0,7147	<b>0,1423</b>
<b>S-median + Filtro Bilateral Rápido</b>	<b>23,6823</b>	<b>0,7940</b>	<b>0,7158</b>	0,1590
Thresholding Exponencial + Filtro Bilateral Rápido	22,4343	0,7804	0,7134	0,1487

A nova associação proposta neste artigo, o *thresholding S-median* e o filtro bilateral rápido para o segundo nível de decomposição *wavelet*, apresentou os melhores resultados, com uma melhoria de 14,13% para o PSNR, 4,96% para o MSSIM e 0,70% para  $\beta$ .

Conforme apresentado na Tabela II, pode-se observar que o tempo de processamento do filtro bilateral rápido é menor se

comparado às associações que utilizam o filtro bilateral tradicional. A nova associação proposta apresentou tempo de processamento de 0,1590s e, embora não seja o menor tempo, a diferença de 0,0167s se comparado ao método mais rápido não é impeditiva para a aplicação em estudo.

A Fig. 6 permite uma comparação visual entre a imagem de referência, a imagem ruidosa e a imagem filtrada utilizando-se a configuração proposta, com base na imagem de ultrassom de um rim. A Fig. 7 mostra a imagem de referência e a imagem filtrada do coração. A Fig. 8 é uma imagem real de ultrassonografia no fígado, obtida na base de dados MedPix, disponível em <https://medpix.nlm.nih.gov>, e a respectiva imagem processada e filtrada.

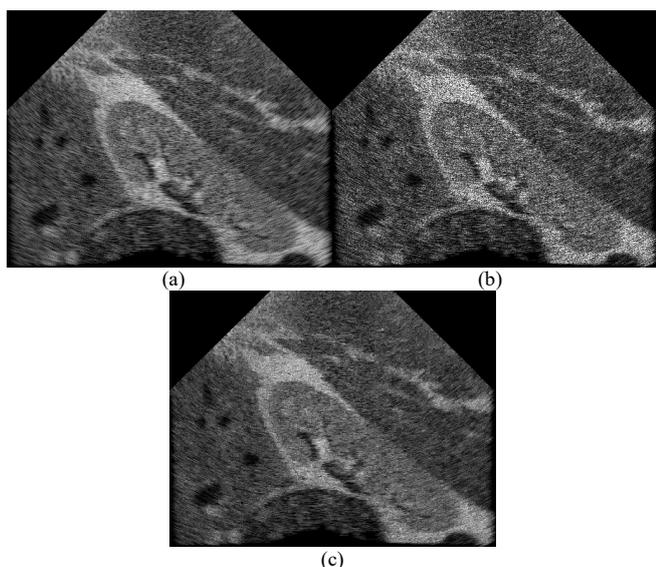


Fig. 6. (a) Imagem de ultrassom de referência do rim (b) Imagem corrompida pelo ruído speckle com  $\sigma^2 = 0,1$  (c) imagem após processamento pela configuração proposta.

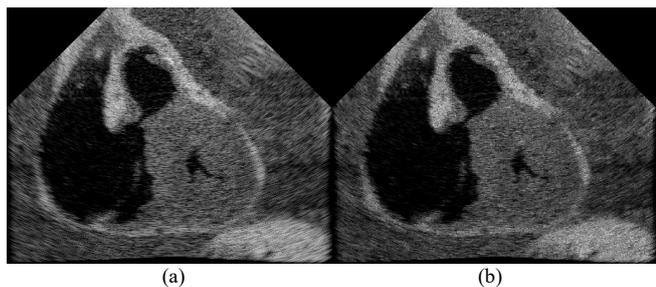


Fig. 7. (a) Imagem de ultrassom de referência do coração (b) imagem após processamento pela configuração proposta.

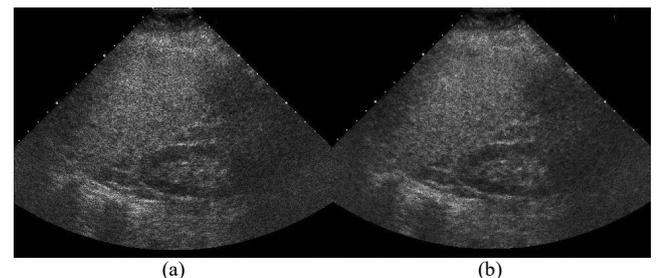


Fig. 8. (a) Imagem de ultrassom real do fígado (b) imagem após processamento pela configuração proposta.

Outros testes foram realizados considerando-se níveis de decomposição *wavelet* maiores que 3 e nenhum deles apresentou valores PSNR e MSSIM mais elevados se comparados aos melhores resultados da Tabela II.

## V. CONCLUSÃO

Este trabalho envolveu diferentes técnicas de *thresholding* para a redução do ruído *speckle* em imagens de ultrassonografia médica, com destaque para os métodos VisuShrink, S-median e *thresholding* exponencial. Os métodos foram avaliados em relação ao nível de decomposição *wavelet* e, posteriormente, as configurações de melhor desempenho foram avaliadas em associação com os filtros bilateral e bilateral rápido.

As simulações e testes foram realizados em ambiente MatLab<sup>®</sup> utilizando imagens sintéticas obtidas a partir da base de dados AnatQuest. A qualidade das imagens foi avaliada considerando-se a capacidade de preservação das informações estruturais e de contornos, com base nas métricas PSNR, MSSIM,  $\beta$  e tempo de processamento. Diversas configurações a partir do número de níveis de decomposição, faixa de variância do ruído, técnicas de *thresholding* e associações com os filtros bilateral e bilateral rápido foram avaliadas e comparadas entre si.

A principal contribuição desta pesquisa refere-se à proposição da associação da técnica de *thresholding S-median* e filtro bilateral rápido para a redução do ruído *speckle* em ultrassonografias médicas. O desempenho dessa configuração indicou melhoria em todas as métricas aplicadas, mostrando que o método proposto se sobressai em relação às demais associações consideradas e é capaz de, simultaneamente, reduzir o ruído *speckle* e preservar as informações espaciais e de contorno.

## REFERÊNCIAS

- [1] S. So, R. M. Patel, and S. L. Orebaugh, "Ultrasound imaging in medical student education: Impact on learning anatomy and physical diagnosis," *Anat. Sci. Educ.*, vol. 10, no. 2, pp. 176–189, Mar. 2017. DOI: 10.1002/ase.1630.
- [2] R. F. Wagner, S. W. Smith, J. M. Sandrik, and H. Lopez, "Statistics of Speckle in Ultrasound B-Scans," *IEEE Trans. Sonics Ultrason.*, vol. 30, no. 3, pp. 156–163, May 1983. DOI: 10.1109/T-SU.1983.31404.
- [3] G. Andria, F. Attivissimo, G. Cavone, N. Giaquinto, and A. M. L. Lanzolla, "Linear filtering of 2-D wavelet coefficients for denoising ultrasound medical images," *Measurement*, vol. 45, no. 7, pp. 1792–1800, Aug. 2012. DOI: 10.1016/j.measurement.2012.04.005
- [4] L. J. Morales Mendoza and Y. Shmaliy, "Moving average hybrid filter to the enhancing ultrasound image processing," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 8, no. 1, pp. 9–16, 2010. DOI: 10.1109/TLA.2010.5453940.
- [5] Y. Chen, R. Yin, P. Flynn, and S. Broschat, "Aggressive region growing for speckle reduction in ultrasound images," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 24, no. 4–5, pp. 677–691, Feb. 2003. DOI: 10.1016/S0167-8655(02)00174-5.
- [6] L. Zhu, W. Wang, J. Qin, K.-H. Wong, K.-S. Choi, and P.-A. Heng, "Fast feature-preserving speckle reduction for ultrasound images via phase congruency," *Signal Processing*, vol. 134, no. June 2016, pp. 275–284, 2017. DOI 10.1016/j.sigpro.2016.12.011.
- [7] O. O. Vergara Villegas, R. P. Elías, P. Rayón Villela, and A. Magadán Salazar, "Edge preserving lossy image compression with wavelets and contourlets | Preservación de bordes en un proceso de compresión de imágenes con pérdidas con waveletes y contourlets," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 5, no. 2, pp. 88–94, 2007. DOI: 10.1109/TLA.2007.4381348.
- [8] F. Adamo, G. Andria, F. Attivissimo, A. M. L. Lanzolla, and M.

- Spadavecchia, "A comparative study on mother wavelet selection in ultrasound image denoising," *Measurement*, vol. 46, no. 8, pp. 2447–2456, Oct. 2013. DOI: 10.1016/j.measurement.2013.04.064
- [9] G. Andria, F. Attivissimo, A. M. L. Lanzolla, and M. Savino, "A Suitable Threshold for Speckle Reduction in Ultrasound Images," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 62, no. 8, pp. 2270–2279, Aug. 2013. DOI: 10.1109/TIM.2013.2255978.
- [10] Y. Al Youzbaki and S. Paşca, "Study of mixed filters schemes for denoising the medical ultrasound images," in *2015 9th International Symposium on Advanced Topics in Electrical Engineering, ATEE 2015*, 2015, pp. 289–294. DOI: 10.1109/ATEE.2015.7133782.
- [11] J. Zhang, G. Lin, L. Wu, and Y. Cheng, "Speckle filtering of medical ultrasonic images using wavelet and guided filter," *Ultrasonics*, vol. 65, pp. 177–193, Feb. 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ultras.2015.10.005>.
- [12] J. Zhang, W. Cui, L. Wu, G. Lin, and Y. Cheng, "A novel algorithm based on wavelet-trilateral filter for de-noising medical ultrasound images," *Proc. 28th Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2016*, pp. 3804–3809, 2016. DOI: 10.1109/CCDC.2016.7531648.
- [13] J. Zhang, L. Wu, G. Lin, and Y. Cheng, "An Integrated De-speckling Approach for Medical Ultrasound Images Based on Wavelet and Trilateral Filter," *Circuits, Syst. Signal Process.*, vol. 36, no. 1, pp. 297–314, 2017. DOI: 10.1007/s00034-016-0305-8.
- [14] A. K. Yadav, R. Roy, A. P. Kumar, C. S. Kumar, and S. K. Dhakad, "De-noising of ultrasound image using discrete wavelet transform by symlet wavelet and filters," in *2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2015, pp. 1204–1208. DOI: 10.1109/ICACCI.2015.7275776.
- [15] L. Angrisani and R. Schiano Lo Moriello, "Estimating ultrasonic time-of-flight through quadrature demodulation," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 55, no. 1, pp. 54–62, Feb. 2006. DOI: 10.1109/TIM.2005.861251.
- [16] L. Angrisani, A. Baccigalupi, and R. Schiano Lo Moriello, "Ultrasonic Time-of-Flight Estimation Through Unscented Kalman Filter," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 55, no. 4, pp. 1077–1084, Aug. 2006. DOI: 10.1109/TIM.2005.861251.
- [17] J. L. Enriquez and T. S. Wu, "An Introduction to Ultrasound Equipment and Knology," *Crit. Care Clin.*, vol. 30, no. 1, pp. 25–45, Jan. 2014. DOI: 10.1016/j.ccc.2013.08.006.
- [18] S. H. Contreras Ortiz, T. Chiu, and M. D. Fox, "Ultrasound image enhancement: A review," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 7, no. 5, pp. 419–428, Sep. 2012. DOI: 10.1016/j.bspc.2012.02.002.
- [19] K. Z. Abd-Elmoniem, A.-B. M. Youssef, and Y. M. Kadah, "Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 49, no. 9, pp. 997–1014, Sep. 2002. DOI: 10.1109/TBME.2002.1028423.
- [20] S. Sudha, G. R. Suresh, and R. Sukanesh, "Speckle Noise Reduction in Ultrasound Images by Wavelet Thresholding based on Weighted Variance," *Int. J. Comput. Theory Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 7–12, 2009. DOI: 10.7763/IJCTE.2009.V1.2.
- [21] S. A. Broughton and K. M. Bryan, *Discrete Fourier Analysis and Wavelets: Applications to Signal and Image Processing*. 2018.
- [22] D. L. Donoho and J. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425–455, 1994. DOI: 10.1093/biomet/81.3.425.
- [23] S. Poornachandra, "Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ECG signals," *Digit. Signal Process.*, vol. 18, no. 1, pp. 49–55, Jan. 2008. DOI: 10.1016/j.dsp.2007.09.006.
- [24] S. Paris and F. Durand, "A Fast Approximation of the Bilateral Filter Using a Signal Processing Approach," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 81, no. 1, pp. 24–52, Jan. 2009. DOI: 10.1007/s11263-007-0110-8.
- [25] J. A. Jensen, "FIELD: A Program for Simulating Ultrasound Systems," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 34, no. SUPPL. 1, pp. 351–352, 1996. DOI: [papers2://publication/uid/6C8DF1DC-B55C-49BB-9E4A-5BF6EFE51E67](https://doi.org/10.1007/s11263-007-0110-8).
- [26] A. M. L. Lanzolla, G. Cavone, M. Savino, and M. Spadavecchia, "Analysis of influence parameters on image quality in ultrasound examinations," in *2011 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications*, 2011, pp. 238–240. DOI: 10.1109/MeMeA.2011.5966744.
- [27] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, Apr. 2004. DOI: 10.1109/TIP.2003.819861.
- [28] F. Sattar, L. Floreby, G. Salomonsson, and B. Lovstrom, "Image

enhancement based on a nonlinear multiscale method," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 6, no. 6, pp. 888–895, 1997. DOI: 10.1109/83.585239.



e tratamento de imagens biomédicas.

**Cristiano Neves Rodrigues** possui graduação em Engenharia Eletrônica e de Telecomunicação (2015) e Mestrado em Engenharia Elétrica (2019) pela Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. Possui interesse em temas relacionados a processamento e análise de sinais, técnicas de redução de ruído em imagens



Minas Gerais, atuando no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e no Curso de Engenharia Eletrônica e de Telecomunicação. É coordenadora do Grupo de Estudos em Processamento de Sinais (GEP SIN/CNPQ), Membro do IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) e da SOBRAEP (Sociedade Brasileira de Eletrônica de Potência). Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, dedicada principalmente às linhas de pesquisa Identificação de Sistemas e Processamento Digital de Sinais aplicadas aos sistemas elétricos, eletrônicos e de telecomunicação.

**Zélia Myriam Assis Peixoto** possui graduação em Engenharia Eletrônica e de Telecomunicação pela Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (1981), Mestrado (1995) e Doutorado (2000) em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Minas Gerais. Atualmente é Professora Adjunto III da Pontifícia Universidade Católica de



Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (2004). Atualmente é Professora Adjunto III da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, atuando no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e no Curso de Engenharia Eletrônica e de Telecomunicação. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas de Telecomunicações, atuando principalmente nos seguintes temas: processamento de imagens, vídeo e voz, processamento digital em hardware e visualização científica.

**Flávia Magalhães Freitas Ferreira** possui graduação em Engenharia Elétrica - Ênfase Sistemas Eletrônicos pela Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (1990), mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Minas Gerais (1995) e Doutorado em Engenharia Elétrica pelo CETUC - Centro de Estudos em Telecomunicações da