

Avaliação de filtros para pré-processamento aplicados à mamogramas

D. C. Pereira*, M. Z. Nascimento*, L. P. B. Scott*

*Centro de Matemática, Computação e Cognição (CMCC)
Universidade de Federal do ABC (UFABC), Santo André-SP, Brasil
e-mail: danilo.pereira@ufabc.edu.br

Abstract: The need of the early detection and accurate of the breast cancer are factors that has proven the development of Computer-aided diagnosis (CAD). In this paper, we compare the effect of the Fourier transform and the wavelet transform on first step of CAD (preprocessing), through of a set of metrics that measure the quality of the images enhancement. Our techniques of preprocessing were tested on 40 regions of interest (ROIs) from the Mammographic Image Analysis Society (MIAS) Mammographic database and the results show that Fourier transform is 22% higher than Haar wavelet transform in the first step of processing mammographic images.

Palavras-Chave: Fourier Transform, Wavelet Transform, Mammographic Image.

Introdução

Recentemente, sistemas de Diagnóstico Auxiliado por Computador (*Computer-Aided Diagnosis - CAD*), vêm auxiliando os especialistas na detecção precoce do câncer de mama. Técnicas como redes neurais, análise fractal, transformadas de Fourier e/ou wavelet e outras são empregadas nesses sistemas nas etapas de realce, detecção, extração e classificação de anormalidades presentes na mama. No entanto, as imagens mamográficas (tela/filme) apresentam baixas variações de contraste e podem sofrer influências de efeitos intrínsecos do equipamento. Assim, torna-se necessário o uso de filtros que realcem, melhorem e/ou aumentem o contraste das imagens para serem processadas em etapas posteriores desses sistemas.

As técnicas de processamento empregadas na etapa de realce são baseadas no domínio espacial e no domínio de frequências [2]. Os filtros de realce espacial utilizam o próprio plano da imagem manipulando os valores de níveis de cinza dos *pixels* através de operadores denominados máscaras de convolução. Exemplos desses filtros são: a média, a mediana, etc. Por outro lado, os filtros no domínio das frequências empregam funções matemáticas para converter os *pixels* em sinais impulsivos, chamados de coordenadas frequenciais, processando-os nesse domínio e posteriormente retornando-os ao domínio espacial [3]. Na literatura, alguns trabalhos utilizam filtros baseados em transformada de Fourier [4] e transformada wavelet [5] para realçar regiões com massa em imagens mamográficas.

Apesar de ambos os métodos serem extensamente aplicados em processamento de imagens, a avaliação visual da qualidade pela percepção de máquina é maior no domínio das frequências, pois os computadores interpretam com maior facilidade sinais impulsivos do que sinais contínuos. Além disso, o realce imediato nas imagens processadas e a compreensão de conceitos baseados no domínio das frequências, favorecem para a solução de problemas que no domínio espacial não são facilmente tratáveis [6].

Nesse trabalho avaliamos de forma quantitativa o desempenho de filtros para realce, baseados em transformada de Fourier e transformada wavelet, aplicados na etapa inicial do processamento de sistemas CAD. Para quantificar os métodos, utilizamos um conjunto de imagens mamográficas da base *Mammographic Image Analysis Society* (MIAS).

Materiais e Métodos

Banco de Imagens - Empregamos neste trabalho o MIAS, banco de imagens mamográficas disponibilizado pelo grupo de pesquisa *Pilot European Image Processing Archive*, que contém imagens de mama esquerda e direita, de 161 pacientes com idade entre 50 e 65 anos [7]. Para avaliar o desempenho dos filtros de realce, selecionamos um conjunto com 40 casos, na projeção médio-lateral oblíquo, digitalizados em um equipamento *Joyce-Loebl* com resolução de 50 microns, ajustados no tamanho de 1024x1024 *pixels*, com densidades ópticas variando entre 0 e 3,2 e 8 bits de quantização. Nesse conjunto, selecionamos regiões de interesse (*Regions Of Interest - ROIs*), com tamanho de 200 x 200 *pixels*, diagnosticadas com massa do tipo maligna.

Filtragem Baseada em Transformada de Fourier - Para realçar as imagens através da transformada de Fourier, desenvolvemos um algoritmo com as seguintes etapas: representação da imagem no domínio de frequências; filtragem da imagem e representação da imagem filtrada no domínio espacial.

Na primeira etapa desse algoritmo devemos extrair as informações de resolução da imagem ($f(x, y)$), com objetivo de gerar um mapa com as frequências ($F(u, v)$). Então, empregamos a transformada discreta de Fourier (*Discrete Fourier Transform - DFT*) [3], dada pela equação (1).

$$F(u, v) = \frac{1}{\sqrt{M} \cdot \sqrt{N}} \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-\frac{2\pi i}{N}(ux+vy)} \quad (1)$$

Com a finalidade de processar imagens digitais, a equação (1) pode ser otimizada pela transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* – FFT), que permite criar versões unidimensionais da DFT, com menor custo computacional (equações (2) e (3)) [4].

$$F(u, v) = \frac{1}{\sqrt{N}} \cdot \sum_{y=0}^{N-1} F_x(u, y) e^{-\frac{2\pi i}{N}(vy)} \quad (2)$$

onde,

$$F_x(u, y) = \frac{1}{\sqrt{M}} \cdot \sum_{x=0}^{M-1} F(x, y) e^{-\frac{2\pi i}{N}(ux)} \quad (3)$$

Então, aplicamos primeiramente a transformada de Fourier unidimensional ($F_x(u, y)$) sobre as linhas da imagem ($f(x, y)$) e em seguida, sobre as colunas ($F(u, v)$) do espectro ($F_x(u, y)$).

Após gerar um mapa de frequências, aplicamos um filtro passa baixa, dado pela equação (5), sobre a imagem decomposta ($F(u, v)$) de acordo com a equação (4). Após esse processo, utilizamos a transformada inversa de Fourier para a reconstrução da imagem no domínio espacial.

$$H(u, v) = F(u, v)G(u, v) \quad (4)$$

onde,

$$G(u, v) = \begin{cases} 1, & se(u^2 + v^2) \leq 100 \\ 0, & se(u^2 + v^2) > 100 \end{cases} \quad (5)$$

Filtragem Baseada em Transformada Wavelet - nesse algoritmo aplicamos nas seguintes etapas: decomposição da imagem; filtragem dos coeficientes e recomposição dos coeficientes filtrados para domínio espacial.

Para decomposição da imagem, desenvolvemos um algoritmo baseado na transformada wavelet Haar. A transformada wavelet Haar é uma função pertencente ao espaço $L^2\mathfrak{R}$, contendo apenas um único momento nulo, passo descontínuo e propriedades de transladação e deslocamento ortogonais. A equação (6) define a transformada wavelet Haar empregada na decomposição da imagem.

$$\Psi_i^j(x) = \Psi(2^j x - i) \quad i = 0, 1, 2, \dots, 2^j - 1 \quad (6)$$

onde,

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 0.5 \\ -1, & -0.5 \leq t < 0 \\ 0, & c.c. \end{cases} \quad (7)$$

Esse processo permite criar sub-imagens compostas apenas por componentes de baixa ou alta frequência (ver Figura 2).

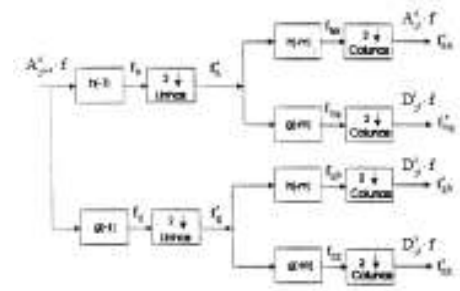


Figura 2: Processo de Decomposição [8].

Após a decomposição, filtramos as sub-imagens ($f_d(x, y)$) empregando as equações (8) e (9).

$$h(x, y) = f_d(x, y) * g(x, y) \quad (8)$$

onde,

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{9} \quad (9)$$

Finalmente, reconstruímos a imagem aplicando a transformada wavelet Haar Inversa sobre as sub-imagens filtradas (Figura 3).

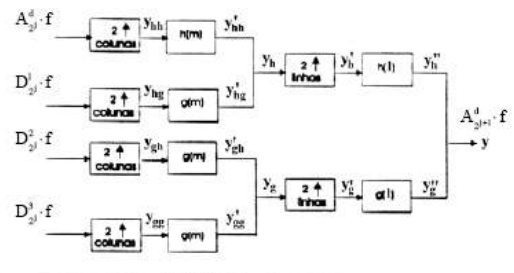


Figura 3 – Processo de Recomposição [8].

Métodos de Quantificação das Técnicas - Para quantificar o desempenho dos filtros, utilizamos o método proposto por Sammer e Bovis [9]. Esse método combina 3 diferentes métricas 1 nomeada por Medida de Separação de Distribuição (MSD) e 2 medidas de realce de contraste entre fundo e objeto, uma baseada em desvio padrão dos níveis de cinza (Medida do Melhoramento de Contraste baseado em desvio padrão dos níveis de cinza - MMC_d) e a outra baseada em entropia (Medida de Melhoramento de Contraste baseado em entropia - MMC_e). Essas métricas avaliam as influências das técnicas na área do fundo (área vizinha à massa) e do objeto (massa presente na região de interesse) das ROIs.

Para aplicação desses métodos, inicialmente empregamos a técnica “Snake” [10] para separar a área de massa (O) e a área de fundo (F) de cada região de interesse (*Region Of Interest* - ROI) (Figura 4).

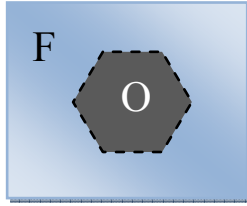


Figura 4: Demarcação de Objeto (O) e fundo (F) [9].

Em seguida, empregamos a MSD para avaliar a redução de sobreposição entre a distribuição de intensidade dos níveis de cinza na área de objeto e região de fundo, dada por:

$$MSD = \left(|M_2 - m_{fun}^P| + |M_2 - m_{obj}^P| \right) - \left(|M_1 - m_{fun}^O| + |M_1 - m_{obj}^O| \right) \quad (10)$$

onde, os valores médios de níveis de cinza do objeto (massa) e do fundo da ROI original são determinados por m_{obj}^O e m_{fun}^O , respectivamente. Os termos m_{obj}^P e m_{fun}^P consideram, respectivamente, os novos valores médios dos níveis de cinza do objeto e do fundo após aplicação do filtro de realce na ROI. Os parâmetros M_1 e M_2 são definidos pelas equações (11) e (12).

$$M_1 = \frac{(m_{fun}^O \cdot d_{obj}^O) + (m_{obj}^O \cdot d_{fun}^O)}{(d_{obj}^O \cdot d_{fun}^O) + c} \quad (11)$$

$$M_2 = \frac{(m_{fun}^P \cdot d_{obj}^P) + (m_{obj}^P \cdot d_{fun}^P)}{(d_{obj}^P \cdot d_{fun}^P) + c} \quad (12)$$

onde, d_{obj}^O e d_{obj}^P são os valores de desvio padrão do objeto na ROI original e realçada, respectivamente. Os parâmetros d_{fun}^O e d_{fun}^P são os valores de desvio padrão do fundo na ROI original e realçada, respectivamente. C é uma constante adicionada para que não ocorra divisão por zero. Para essa métrica, quanto maior o valor de MSD, melhor separação entre as distribuições de níveis de cinza de objeto e fundo.

Também avaliamos o realce de contraste dos níveis de cinza do fundo e do objeto, baseado em desvio padrão dos níveis de cinza e entropia. Para isso, aplicamos as métricas MMC_d (equação (13)) e MMC_e (equação (14)). A métrica MMC_d permite avaliar a diferença entre os valores médios de níveis de cinza na área do objeto e no fundo, além de analisar a variação nas intensidades em regiões do objeto realçado quando comparado com a região semelhante na ROI original. Singh e Bovis propuseram uma extensão dessa métrica usando a entropia (MMC_e).

$$MMC_d = \left[\frac{\left(\frac{m_{obj}^P}{m_{fun}^P} \right) - \left(\frac{m_{obj}^O}{m_{fun}^O} \right)}{\frac{d_{obj}^P}{d_{obj}^O}} \right] \quad (13)$$

$$MMC_e = \left[\frac{\left(\frac{m_{obj}^P}{m_{fun}^P} \right) - \left(\frac{m_{obj}^O}{m_{fun}^O} \right)}{\frac{Ent_{obj}^P}{Ent_{obj}^O}} \right] \quad (14)$$

onde, Ent_{obj}^P e Ent_{obj}^O são definidos pela entropia da ROI realçada e original, respectivamente. Nessas métricas, uma boa capacidade de melhoramento está associada a um valor positivo.

Com o objetivo de determinar um índice de classificação dos filtros, calculamos a distância Euclidiana entre pontos correspondentes no espaços 3D e os pontos (1,1,1). Essa métrica recebe o nome de Melhoramento Combinado (MC) definida pela equação (15).

$$MC = \sqrt{(1 - MSD)^2 + (1 - MMC_d)^2 + (1 - MMC_e)^2} \quad (15)$$

Através dessa métrica, o menor valor de MC corresponde ao filtro com maior capacidade de realce.

Resultados

A Figura 4 apresenta 3 ROIs do conjunto de casos selecionados e os resultados obtidos com a operação de melhoramento de contraste para cada um das técnicas avaliadas.

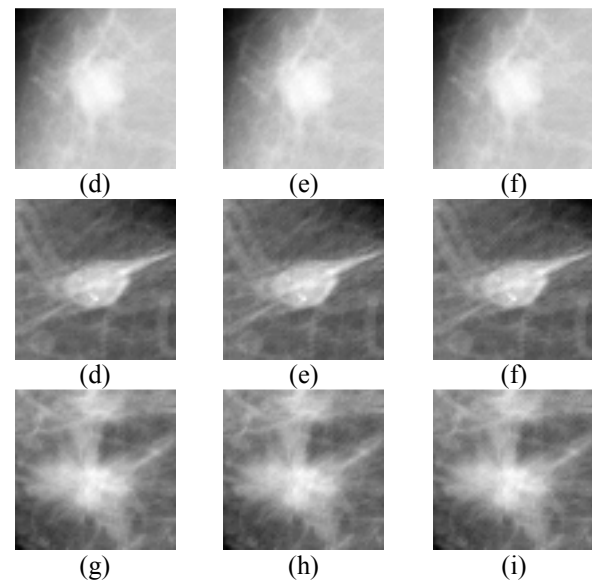


Figura 4: Aplicação dos filtros de realce: (a), (d) e (g) ROIs obtidas das imagens mamográficas mdb023, mdb132 e mdb181, respectivamente; (b), (e) e (h) imagens processadas pela filtragem baseada em transformada de Fourier; (c), (f) e (i) imagens processadas pela filtragem baseada em transformada wavelet Haar.

A Tabela 1 mostra os valores obtidos com as métricas para as ROIs mostradas na Figura 4.

Tabela 1: Valores obtidos pelas métricas propostas Sammer e Bovis para as técnicas avaliadas.

ROI	Técnica	MSD	MMC _d	MMC _e	MC
mdb023	Fourier	12.638	0.001	0.001	11.723
	Wavelet	14.188	0.001	0.001	13.263
mdb132	Fourier	5.730	0.001	0.001	4.937
	Wavelet	6.279	0.001	0.001	5.465
mdb181	Fourier	4.671	0.000	0.000	3.934
	Wavelet	7.640	0.001	0.001	6.789

A Tabela 2 mostra o valor médio (μ) e o desvio padrão (σ) obtido com a métrica MC para os casos analisados.

Tabela 2: Valor médio (μ) e desvio padrão (σ) obtido pela métrica proposta por Sammer e Bovis.

Medida	Transformada de Fourier		Transformada wavelet Haar	
	μ	σ	μ	σ
MC	11,32	7,56	13,92	7,99

Discussões e Conclusão

Neste trabalho, quantificamos o desempenho de 2 técnicas de filtragem, baseadas em transformada de Fourier e transformada wavelet, aplicadas na etapa inicial do processamento de um sistema CAD.

Através da Tabela 1, observamos que os resultados obtidos através da métrica MSD para a filtragem baseada em transformada wavelet Haar foi superior à transformada de Fourier, isso indica que wavelet proporciona melhores resultados no processo de separação entre fundo e objeto para as ROIs apresentadas na Figura 4. Os resultados obtidos pelas métricas MMC_d e MMC_e para a transformada de Fourier, na maioria dos casos, foram semelhantes aos resultados da filtragem baseada em transformada wavelet Haar para as ROIs da Figura 4. Exceto para a ROI mdb181, onde a transformada wavelet Haar superou a transformada de Fourier. Segundo Sammer e Bovis, os valores positivos obtidos com essas métricas significam que as técnicas de realce têm boa capacidade de melhoramento. Na métrica MC, observamos que a filtragem baseada em transformada de Fourier apresentou resultados superiores à filtragem baseada em transformada wavelet Haar, pois quanto menor este valor, maior a capacidade de realce.

Analisando a métrica de classificação MC para os casos selecionados nesse estudo (ver Tabela 2), observamos que a transformada wavelet Haar apresentou um valor médio de 13,92, enquanto com a transformada de Fourier, o valor foi de 11,32. Isso representa uma diferença de 22% entre as técnicas analisadas. Esses dados demonstram que o uso do filtro, baseado em transformada de Fourier, para todos os casos analisados proporcionou melhores resultados na etapa de realce empregada em um esquema CAD.

Referências

- [1] CHENG, H. D.; CAI, X.; CHEN, X.; HU, L.; LOU, X. (2003). "Computer-aided and classification of microcalcifications in mammograms: A survey". *Pattern Recognition*, v36, n12. 2967-2991.
- [2] FONSECA, J. N. (2006). "Aplicação da Transformada de Fourier no processamento digital de imagens". Nov. 1999. Disponível em: <<http://www.infonet.com.br/users/jfonseca/PDI-FOURIER.PDF>>. Acessado em: 12 jun.2006.
- [3] GONZÁLES, R. C.; WOODS, R. E. (2000). *Processamento digital de imagens digitais*. Tradução de Roberto Marcondes César Junior e Luciano da Fontoura Costa. São Paulo: Edgard Blücher, 2000.
- [4] ABUBAKER, A. A.; QAHWAJI, R. S.; AQEL, M. J.; AL-OSTA, H.; SHALE, M. H. (2006). "Efficient Pre-processing of USF and MIAS Mammogram Images". *Journal of Computer Science*, p. 67-75.
- [5] LI, X.; LI, J.; YAO, X. (2007). "A Wavelet-Based data Pre-Processing Analysis Approach in Mass Spectrometry". *Computers in Biology and Medicine*, v37, n4, p. 509-516.
- [6] MARTINEZ, A. C. (2007). *Desenvolvimento de novas técnicas para redução de falso-positivo e definição automática de parâmetros em esquema de diagnóstico auxiliado por computador em mamografia*. São Carlos, 2007. Dissertação (Doutorado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.
- [7] TOURASSI, G. D.; CATARIOUS, D. M.; FLOYD, C. E. (2003). "Computer-Assisted detection of mammographic masses: A template matching scheme based on mutual information". *Medical Physical*, n30, p. 2123-2130.
- [8] REISSEL, L. M. "Multiresolution and Wavelets". *Siggraph'95 – Course Notes: Wavelets*. pp. 37-70.
- [9] SAMEER, S.; BOVIS, K. (2005). "An Evaluation of Contrast Enhancement Techniques for Mammographic Breast Masses". *IEEE Trans*, p. 109-119.
- [10] ANDREY, P.; BOUDIER, T. "Adaptive active contours (snakes) for the segmentation of complex structures in biological images". *ImageJ Conference* 2006.