Campus de São Carlos

**APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA DE WAVELET PARA REALCE DE
ESTRUTURAS EM IMAGENS MAMOGRÁFICAS**

Autor: Roberto Rodrigues Pereira Jr.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Mazzoncini de Azevedo Marques

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

**ESCOLA DE ENGENHARIA
DE SÃO CARLOS**

APLICAÇÃO DA TRANSFORMADA DE WAVELET PARA REALCE DE ESTRUTURAS EM IMAGENS MAMOGRÁFICAS

ROBERTO RODRIGUES PEREIRA JUNIOR

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Paulo Mazzoncini de Azevedo Marques

São Carlos
1999

Class.	TESE-EESC
Cutt.	4287
Tombo	239/99

S/S 1063591

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

P436a Pereira Junior, Roberto Rodrigues
Aplicação da transformada de wavelet para realce de estruturas em imagens mamográficas / Roberto Rodrigues Pereira Junior. -- São Carlos, 1999.

Dissertação (Mestrado) -- Escola de Engenharia de São Carlos-Universidade de São Paulo, 1999.

Área: Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Mazzoncini de Azevedo Marques.

1. Auxílio ao diagnóstico. 2. Realce de contraste.
3. Transformada wavelet. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Candidato: Licenciado **ROBERTO RODRIGUES PEREIRA JUNIOR**

Dissertação defendida e aprovada em 30-07-1999
pela Comissão Julgadora:

Prof. Doutor **PAULO MAZZONCINI DE AZEVEDO MARQUES** (Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo)

Doutor **MARCO ANTONIO GUTIERREZ**
(InCor)

Prof. Doutor **CLOVIS SIMÃO TRAD**
(Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto - Universidade de São Paulo)

PI Profa. Doutora **VILMA ALVES DE OLIVEIRA**
Coordenadora da Área de Engenharia Elétrica

Prof. Assoc. **RENATO VAIRO BELHOT**
Vice-Presidente da Comissão de Pós-Graduação da EESC
em exercício

À minha família, por seu amor, crença e apoio em todos os instantes de minha vida.

Agradecimentos

Ao Professor e amigo Paulo Mazzoncini de Azevedo Marques, pela orientação, apoio, confiança e compreensão oferecidos, fundamentais para a realização deste trabalho.

À Professora Annie France Frére Slaets pela colaboração e amizade oferecida em todos os momentos.

Aos amigos André João e Rosemir (Sombra), pela inestimável presença em minha vida.

Aos amigos Ricardo(Jacaré), Sérgio, Ricardinho e Lucas e Ali pela amizade, companheirismo e pelo indispensável auxílio prestado.

Aos amigos do laboratório, Renatinha(Boquinha), Irita, Henrique, Márcio, Silvia, Márcia, e Katarine e Mogi pelos momentos felizes pelos quais passamos.

Aos amigos do CCIFM, Rita, Maria Helena, Vilma, Concepta, Neusa, Marco Aurélio, Andréa(TÚ) e Adriana e Lucilene pelas incontáveis horas de alegria proporcionadas.

À Dra. Leonir Terezinha Feltrin e ao Dr. Luciano A.R. Spina da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto, pelas agradáveis discussões realizadas sobre este trabalho.

Aos professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica pelo apoio e presteza de seus serviços.

À CAPES pelo apoio financeiro.

E a todos os amigos e companheiros não mencionados que de forma direta ou indireta participaram deste trabalho.

Sumário

SUMÁRIO	I
RESUMO	I
ABSTRACT	II
CAPÍTULO 1	1
OBJETIVOS E JUSTIFICATIVAS.....	1
1.1 - ORGANIZAÇÃO DESTA MONOGRAFIA.....	3
CAPÍTULO 2	5
CONSIDERAÇÕES GERAIS SOBRE O PROCESSAMENTO DE IMAGENS	5
2.1 - TRANSFORMADAS DE FOURIER, FOURIER COM JANELA E <i>WAVELETS</i>	6
CAPÍTULO 3	8
TRANSFORMADA DE WAVELET	8
3.1 - WAVELETS ORTOGONAIS.....	8
3.2 - <i>WAVELETS</i> COMO FILTROS	11
3.3 - A FUNÇÃO DE ESCALA.....	11
CAPÍTULO 4	13
REALCE DE MICROCALCIFICAÇÕES E NÓDULOS EM IMAGENS MAMOGRÁFICAS	13
4.1 - REALCE USANDO TÉCNICAS CONVENCIONAIS	13
4.1.1 – <i>Vizinhança Adaptativa</i>	13
4.1.2 - <i>Realce de Contraste baseado em Região</i>	16
4.1.3 - <i>Realce por Filtragem Espacial Automática</i>	17
4.1.4 - <i>Realce Utilizando Imagem Diferença</i>	19
4.2 - REALCE UTILIZANDO TRANSFORMADA DE WAVELET	21
4.2.1 - <i>Realce de Contraste Baseado em Bordas Multiescala</i>	22
4.2.1.1 - Detecção de Bordas.....	22
4.2.1.2 - Detecção de Bordas Multiescala	23
4.2.2 – <i>Realce através de Reconstrução Parcial</i>	29
4.2.3 – <i>Outros Métodos</i>	31
4.3 - VANTAGENS DA TRANSFORMADA DE WAVELET.....	32
4.4 - CONCLUSÕES	33

CAPÍTULO 5	35
MATERIAIS E MÉTODOS	35
5.1 - BASES DE DADOS UTILIZADA	36
5.1.1 – <i>Determinação da ROI</i>	36
5.2 - MICROCOMPUTADOR E SOFTWARE UTILIZADOS.....	36
5.3 – SOFTWARE DESENVOLVIDO	37
5.3.1 – <i>Métodos de Realce Implementados</i>	40
5.3.1.1 – Método do Ganho Adaptativo Multiescala.....	40
5.3.1.2 – Reconstrução Parcial	41
5.4 – METODOLOGIA UTILIZADA NA AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS.....	43
5.4.1 – <i>Índice de Melhoria de Contraste</i>	44
5.4.2 - <i>Histograma da Imagem</i>	46
CAPÍTULO 6	48
RESULTADOS.....	48
6.1– AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS	57
6.2 – DISCUSSÕES DOS RESULTADOS	62
6.2.1 – <i>Comparação com Técnicas Convencionais</i>	67
CAPÍTULO 7	69
CONCLUSÕES FINAIS.....	69
CONTRIBUIÇÕES DESTE TRABALHO.....	70
SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	71
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	72
GLOSSÁRIO	79

Resumo

Este trabalho apresenta um estudo sobre a utilização da Transformada de Wavelet para o realce de contraste de estruturas de interesse mamográfico (nódulos e microcalcificações), visando o desenvolvimento de um sistema computacional para auxílio ao diagnóstico do câncer de mama. Este sistema compõe-se basicamente de 3 etapas: pré - processamento, detecção e classificação, sendo que este trabalho insere-se na etapa de pré - processamento. Nessa etapa as estruturas de interesse foram realçadas de forma a propiciar um melhor desempenho nas etapas seguintes.

No trabalho aqui descrito as estruturas de interesse contidas em mamogramas digitalizados foram realçadas pela Transformada de Wavelet através de dois métodos distintos: *Ganho Adaptativo Multiescala* e *Reconstrução Parcial*.

Na técnica *Ganho Adaptativo Multiescala* a imagem é decomposta em sub - imagens pela Transformada de Wavelet. As sub - imagens decompostas são realçadas por uma função não linear e então a imagem realçada é obtida pela aplicação da Transformada Inversa de Wavelet.

Na técnica *Reconstrução Parcial*, a imagem é decomposta em sub - imagens pela Transformada de Wavelet. São selecionadas as sub - imagens onde as estruturas de interesse são mais representativas e então a imagem realçada é obtida pela aplicação da Transformada Inversa de Wavelet à estas sub - imagens.

A avaliação dos resultados é feita por um quantificador da melhoria de contraste das imagens e pela análise do histograma.

Abstract

In the present work, we presents a study about using of Wavelet Transform in contrast enhancement of mammographic features(mass and microcalcifications), as part of developing a Computerized System proposed to aid in diagnosis of breast cancer. This system is composed of 3 main stages: early processing, detection and classification, and this work is into the early processing stage. In this stage structures of interest have been enhanced to improve performance at following stages.

In this work, mammographic features have been enhanced by application of 2 distinct methods using Wavelet Transform: *Multiscale Adaptive Gain* and *Partial Reconstruction*.

Multiscale Adaptive Gain decomposes the original image in subimages by application of Wavelet Transform. These subimages are enhanced throw the application of a non linear function and the enhanced image is obtained by application of Inverse Wavelet Transform.

Partial Reconstruction decomposes the original image in subimages by application of Wavelet Transform. The subimages more representative for mammographic features are selected and the enhanced image is obtained by application of Inverse Wavelet Transform in these subimages.

The final results obtained are evaluated by a Contrast Improvement Quantifier and histogram analysis.

Capítulo 1

Objetivos e Justificativas

O câncer de mama é atualmente um dos principais causadores de morte em mulheres na maior parte do mundo. Segundo estatísticas da *American Cancer Society* o câncer de mama é o segundo líder de causa de mortes por câncer em mulheres, superado apenas pelo câncer de pulmão, sendo que o câncer de mama é o líder de ocorrências de mortes entre mulheres na faixa de 40 a 55 anos. Nos Estados Unidos, em 1997, foram diagnosticados 180200 casos de câncer de mama entre mulheres, e cerca de 1400 casos diagnosticados em homens. Estudos feitos no Canadá indicaram que uma em cada dez mulheres desenvolveram câncer de mama durante a sua vida ([MORROW -1992].)

Um fator chave para qualquer estratégia designada à redução da mortalidade do câncer de mama é sua detecção precoce, já que as melhores chances de tratamento ocorrem em seu estágio inicial. O levantamento estatístico de ([LAINE- 1995]) a partir de mulheres americanas com câncer de mama mostrou que as taxas de sobrevivência por 5 anos geralmente chegam próximas de 93% para o câncer de mama detectado no estágio inicial, caindo para 72% em estágios intermediários e apenas 18% para estágios finais. Entretanto, em seu estágio inicial, o câncer de mama é assintomático sendo difícil seu diagnóstico.

Embora existam diversas técnicas possíveis de serem utilizadas para a detecção do câncer de mama - ressonância magnética, ultrasonografia, tomografia computadorizada ([MORROW-1992]), a mamografia ainda é o método mais eficaz, por ser a única ferramenta eficiente na detecção da doença em seu estágio assintomático ([LEFEBVRE-1994]). No entanto, a detecção precoce realizada por especialista através da análise visual é muito difícil devido a limitações inerentes à própria técnica mamográfica. A utilização de sistemas de auxílio computadorizado

ao diagnóstico (CAD) busca minimizar essas limitações através da aplicação de técnicas computacionais específicas, procurando auxiliar a detecção e a classificação de estruturas de interesse na imagem.

No caso específico do câncer de mama, as microcalcificações e nódulos associados aos tumores são considerados determinantes no diagnóstico. Uma pesquisa de ([LE GAL 1984]) afirma que microcalcificações de formato vermiculares, encontradas em exames de biópsia, estão sempre associadas a tumores malignos enquanto as de formato anelares estão sempre associadas a tumores benignos. As microcalcificações agrupadas também parecem ser um índice primordial; quando se observa um número acima de 10 na mesma região, a probabilidade de se tratar de um carcinoma é maior que 60%. Entretanto, tanto o formato das microcalcificações quanto seu número podem ser de difícil identificação nas mamografias, sendo necessário, em muitos casos, a intervenção cirúrgica, para a realização de biópsia e conseqüente caracterização da patologia. Porém, no geral, apenas de 20 a 30% das biópsias realizadas confirmam a existência de um tumor maligno. A caracterização precisa das microcalcificações nos mamogramas é, portanto, de grande relevância, podendo evitar procedimentos cirúrgicos invasivos quando não necessários. Existe também o aspecto econômico de redução dos custos do serviço prestado com a diminuição do número de procedimentos cirúrgicos, o que no caso dos hospitais públicos é muito importante.

O contorno dos nódulos, por sua vez, também pode ser um indicativo da malignidade do tumor, sendo também bastante importante sua detecção o mais precocemente possível. Sendo assim, a identificação e classificação de nódulos não palpáveis e de difícil inspeção visual é também um aspecto fundamental na detecção do câncer de mama em fase precoce.

Nesse contexto vários procedimentos têm sido propostos para melhorar a eficiência na detecção e classificação de estruturas presentes nos mamogramas. Dentre estes destacam-se os métodos de pré-processamento (para melhoria da imagem e realce de estruturas de interesse), e os métodos de segmentação (para isolar e posteriormente classificar tais estruturas). Muitas ferramentas têm sido utilizadas para esses fins, sendo

a utilização das Transformadas de *Wavelet* uma das mais recentes e aparentemente promissoras ([RICHARDSON- 1995]).

Resultados preliminares apresentados na literatura mostram que as técnicas de processamento multiescala, como a análise por *Wavelet*, podem tornar mais evidentes as estruturas mascaradas pelo fundo em uma imagem mamográfica, sem necessidade de exposição adicional da paciente. Esses estudos sugerem que essas técnicas podem melhorar a visualização de características importantes da mamografia e auxiliar o radiologista na detecção precoce do câncer de mama. De modo geral, a melhora no contraste das imagens obtidas com processamento multiescala mostra-se superior às obtidas usando algoritmos convencionais como equalização de histograma ou “*unsharp masking*”, por exemplo.

Porém, embora esses resultados iniciais sugiram que algoritmos de processamento de imagens baseados em *Wavelet* possam vir a desempenhar um importante papel na melhoria da qualidade da imagem mamográfica, eles não poderão ser diretamente extrapolados para a mamografia clínica, necessitando ainda de maiores investigações sobre suas possíveis aplicações.

Desse modo, a proposta deste trabalho foi realizar o estudo de algumas técnicas conhecidas na aplicação da Transformada de *Wavelet* para o realce de estruturas em mamografias, propondo uma utilização combinada ou não de técnicas conhecidas, visando obter uma melhoria no realce das microcalcificações e nódulos.

1.1 - Organização desta Monografia

Este trabalho foi dividido em 7 (sete) capítulos. O primeiro traz uma apresentação dos objetivos e justificativas desta pesquisa.

O segundo capítulo apresenta considerações gerais sobre o processamento de imagens, abordando os tipos de processamento de imagens e considerações sobre a *Transformada de Fourier*, *Fourier com Janela* e *Wavelets*.

O terceiro capítulo traz uma descrição geral sobre a *Transformada de Wavelet*.

O quarto capítulo traz uma revisão de trabalhos desenvolvidos sobre o realce de contraste de microcalcificações e nódulos em imagens mamográficas, juntamente com as conclusões do estudo.

O quinto capítulo aborda os materiais e métodos utilizados na implementação deste trabalho.

O sexto capítulo apresenta os resultados obtidos, as avaliações e discussões destes resultados.

O sétimo capítulo apresenta as conclusões finais deste trabalho de pesquisa, as contribuições e sugestões para futuros trabalhos.

Ao final são apresentadas as referências bibliográficas utilizadas.

Capítulo 2

Considerações Gerais Sobre o Processamento de Imagens

O interesse por métodos de processamento de imagens originou-se a partir de duas áreas de aplicação: a melhoria da informação contida na imagem para interpretação humana e o processamento para análise automática da imagem via máquina ([GONZALEZ- 1993]).

Uma imagem digital pode ser considerada como uma matriz em que os índices das linhas e colunas identificam um ponto na imagem, e os correspondentes valores dos elementos da matriz identificam o nível de cinza em cada ponto. Os elementos da matriz são chamados de *pixels* (abreviatura de *picture element*). Essa matriz pode ser representada por uma função $f(x,y)$ onde x e y representam as coordenadas do ponto na matriz e $f(x,y)$ o valor desse ponto. Assim o valor de um *pixel* representa o seu nível de cinza.

Esta representação matemática decorre da facilidade de manipular o seu conteúdo através de técnicas de processamento de imagens visando a extração de características relevantes ([BALLARD - 1982]).

Segundo ([LOW – 1991]), o processamento de imagens pode ser dividido em três níveis: baixo, médio e alto.

O processamento de baixo nível (ou pré processamento) consiste em procedimentos que visam melhorar a qualidade das imagens obtidas. O de nível médio (ou segmentação) consiste em separar os seus elementos constituintes e o de alto nível consiste em reconhecer os objetos segmentados e classificá-los.

2.1 - Transformadas de Fourier, Fourier com Janela e Wavelets

Em muitas aplicações, dado um sinal $f(t)$, deseja-se determinar o seu conteúdo em frequência localizado no tempo. Isto é similar, por exemplo, à notação musical, que diz ao músico quais as notas (informação de frequência) que devem ser tocadas em um dado instante ([DAUBECHIES 1992]). A Transformada de Fourier padrão

$$(Ff)(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int e^{-i\omega t} f(t) dt \quad (2.1)$$

fornece a representação do conteúdo em frequência de f , mas a informação de tempo é perdida. Com isso, os pulsos de alta frequência e curta duração, que possam estar sobrepostos ao sinal, tornam-se de difícil observação. A localização temporal pode ser obtida pelo janelamento do sinal f de forma a isolar-se apenas um determinado trecho do sinal, e assim, obter a Transformada de Fourier do resultado. Daí, tem-se a Transformada de Fourier com Janela:

$$(T^{jan} f)(\omega, t) = \int f(s) g(s-t) e^{-i\omega t} ds \quad (2.2)$$

A Transformada de Fourier com Janela é também utilizada freqüentemente em sua forma discreta, onde são atribuídos a t e a ω os valores regularmente espaçados: $t = nt_0$ e $\omega = m\omega_0$, com m e n podendo variar sobre todo o conjunto dos números inteiros $\mathbb{Z}$, e $\omega_0, t_0 > 0$ são fixos. Então a equação (2.2) torna-se:

$$T_{m,n}^{jan}(f) = \sum f(s) g(s - nt_0) e^{-im\omega_0 s} ds \quad (2.3)$$

Muitas formas são possíveis para a função de janelamento g , dependendo daquilo que se deseja, mas todas as formas são normalmente bem localizadas no domínio do tempo e da frequência. Desta forma, a equação (2.3) pode fornecer a

componente de frequência ω em torno do tempo t . Com outras palavras, a equação (2.3) propicia a descrição de f no plano tempo-frequência.

A Transformada de *Wavelet* possibilita uma descrição tempo-frequência similar, porém com algumas importantes diferenças. Ela é uma ferramenta que decompõe imagens e suas representações em diferentes componentes de frequência e assim, cada componente pode então ser estudada com uma resolução adequada à sua escala ([YOSHIDA 1994]). A Transformada de *Wavelets* é, em alguns aspectos, similar à transformada de Fourier. Para uma dada representação $f(x)$ com uma variável contínua x , essa representação pode ser expandida em termos de funções de bases ortonormais. Para a Transformada de Fourier, essas funções de base são as funções seno e cosseno em diferentes frequências, produzindo uma representação do conteúdo de frequência de $f(x)$. Entretanto, a informação referente a um sinal de alta frequência localizado, tal como as microcalcificações, não pode ser extraída facilmente do espectro de Fourier. Mesmo utilizando a Transformada de Fourier com Janela teremos problemas para a análise do sinal, caso este possua detalhes importantes fora da escala introduzida pela janela ([GOMES - 1997]).

Em muitas aplicações existe grande interesse na localização espacial de determinada frequência, sendo esse contexto o de maior vantagem de uso da Transformada de *Wavelet*, por ser uma ferramenta que proporciona essa localização.

Capítulo 3

Transformada de Wavelet

A Transformada de *Wavelet* de um sinal depende de duas variáveis: escala (frequência) e espaço (localização). Na Transformada de *Wavelet* todas as funções de base são derivadas do escalonamento e translação de uma função simples. Esta função, denotada por Ψ , é chamada de *Wavelet Mãe* (ou função de análise). Existem diferentes *Wavelets Mães* que, por definição, devem satisfazer a uma certa restrição matemática conhecida por *condição de admissibilidade*. A *Wavelet Mãe* deve satisfazer as seguintes condições:

- 1) Deve ser oscilatória
- 2) A amplitude deve decrescer rapidamente para zero em ambas as direções, positiva e negativa
- 3) Não existir componente de frequência zero.

3.1 - Wavelets Ortogonais

Segundo ([DAUBECHIES-1992]), as Transformadas de *Wavelet* podem ser classificadas por:

A Transformada Contínua de *Wavelet*.

A Transformada Discreta de *Wavelet*.

Dentro da Transformada Discreta de *Wavelet*, temos:

2.1- A Transformada Redundante

2.2- A Transformada Não Redundante(Ortogonal)

As fórmulas da Transformada de *Wavelet* ([DAUBECHIES-1992]), análogas às (2.2) e (2.3), são:

$$(T^{wav} f)(a,b) = |a|^{\frac{-1}{2}} \int f(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.1)$$

e

$$T_{m,n}^{wav}(f) = a_0^{\frac{-m}{2}} \int f(t) \Psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (3.2)$$

A ortogonalidade permite que um sinal de entrada seja decomposto em um conjunto de coeficientes independentes correspondendo a cada base ortogonal, ou seja, ela implica na não redundância da informação representada pelos coeficientes *Wavelet*.

Na construção de bases ortogonais, o fator de escala escolhido deve ser em potências de 2 ([YOSHIDA -1994]). Então o escalonamento e a translação da *Wavelet Mãe* Ψ são dados por:

$$\Psi_k^j(x) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \Psi\left(\frac{x}{2^j} - k\right) \quad (3.3)$$

onde j e k representam, por números inteiros, a escala (ou nível) e translação (ou localização), respectivamente. As funções Ψ_k^j são chamadas assim de *Wavelets*, significando literalmente “ondículas”. Desde que o fator de escala 2^j varie em potência de 2, as *Wavelets* também podem ser chamadas de *Dyadic Wavelets*.

De acordo com ([YOSHIDA 1994]), a fórmula da Transformada Discreta de *Wavelet* com o fator de escala 2^j pode ser expressa por:

$$\omega_k^j = \sum f(x) \Psi_k^j(x) dx = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \sum f(x) \Psi\left(\frac{x}{2^j} - k\right) dx \quad (3.4)$$

À medida que o parâmetro de escala “j” varia, são cobertas diferentes faixas de frequência: altas frequências, quando o valor de “j” é pequeno (escala fina) e baixas frequências, quando o valor de “j” é grande (larga escala). A variação do parâmetro “k” permite-nos mover a localização do centro do tempo: a *Wavelet* é localizada em torno de $s = k$. A diferença entre a Transformada de *Wavelet* e a Transformada de Fourier com Janela, é que o tamanho da janela, desta última, permanece constante para todas as frequências, enquanto que na Transformada de *Wavelet* a largura da banda do tempo é adaptada à sua frequência: para altas frequências a *Wavelet* é estreita, enquanto que para baixas frequências a *Wavelet* é bem larga. Mudando-se o parâmetro “k”, pode-se mover o centro das *Wavelets*, desde que $\Psi_k^j(x)$ esteja localizado em torno de $x = 2^j k$. Como resultado, a Transformada de *Wavelet* permite um “zoom” em sinais localizados de altas frequências, tal como microcalcificações.

Na equação (3.4), os termos ω_k^j são chamados de *Coefficientes de Wavelet*. O processo que utiliza esta equação é chamado de *Decomposição Wavelet* do sinal $f(x)$ por meio do conjunto de *Wavelets* Ψ_k^j . Cada coeficiente ω_k^j representa o “grau de correlação” ou similaridade entre o sinal $f(x)$ e a *Wavelet* em uma particular escala “j” e translação “k”. Se o sinal $f(x)$ e a *Wavelet* são similares, em particulares escala e translação, o coeficiente tem alto valor. Portanto o conjunto de todos os coeficientes *Wavelet* dá a representação no *Domínio Wavelet* do sinal $f(x)$.

A Transformada Inversa de *Wavelet* é realizada de maneira similar à Transformada Inversa de Fourier. Desde que o conjunto de *Wavelets* Ψ_k^j é assumido de forma a formar uma base ortogonal, a transformada inversa é dada pela expansão da série de *Wavelet* do sinal original $f(x)$. A Transformada Inversa é expressa por:

$$f(x) = \sum_{j,k} \omega_k^j \Psi_k^j(x) = \sum_{j,k} \frac{1}{\sqrt{2^j}} \omega_k^j \Psi\left(\frac{x}{2^j} - k\right) \quad (3.5)$$

Este processo é chamado de *Reconstrução Wavelet*, uma vez que o sinal original pode ser reconstruído de seus coeficientes *Wavelet*.

3.2 - *Wavelets* como Filtros

Se uma função é uma *Wavelet* Mãe admissível, então ela é equivalente a um filtro passa banda, desde que a função não tenha nem componentes de frequência zero nem componentes de frequência infinita devido à energia finita ([YOSHIDA - 1994]). A Transformada de *Wavelet* definida pela equação (3.4) pode ser considerada como uma integral de convolução desde que a mesma possa ser rescrita como:

$$\omega_k^j = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int f(x) \Psi\left(-\frac{1}{2^j}(2^j k - x)\right) dx \quad (3.6)$$

Portanto, a Transformada de *Wavelet* pode ser interpretada como um filtro passa banda de $f(x)$ pela Função Mãe Ψ . Deve-se observar que a distância de amostragem para o sinal e a função Ψ , mostrado por $2^j k$ na equação (3.6), dobra de valor para cada aumento dado no nível j .

Podemos extrair diferentes componentes de frequência do sinal original pela aplicação da Transformada de *Wavelet* com diferentes parâmetros de escala, pois quando a *Wavelet* tem alto valor no parâmetro de escala, ela tem o centro da banda de frequência localizado na região de baixa frequência, Por outro lado, quando a *Wavelet* tem baixo valor no parâmetro de escala, o centro da banda de frequência localiza-se na região de alta frequência.

3.3 - A Função de Escala

Seja um sinal $f(x)$, considerando $j = 1$ na equação (3.4). Os componentes deste sinal que podem ser extraídos pela banda de frequência da Ψ_k^1 são representados como coeficientes *Wavelet* em altas frequências. Portanto, os componentes restantes incluem muitos componentes de baixa frequência que podem

ser extraídos por um determinado filtro passa baixa. Este filtro pode ser considerado como um *filtro complementar* ao filtro passa banda representado pela *Wavelet* Ψ_k^1 .

Em geral, para uma dada *Wavelet* Mãe $\Psi(x)$, o filtro complementar passa baixa é chamado de *Função de Escala*, denotada por $\Phi(x)$ ([MALLAT *apud* YOSHIDA -1994]).

O escalonamento e a translação da função de escala $\Phi(x)$ são dados por:

$$\Phi_k^j(x) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \Phi\left(\frac{x}{2^j} - k\right) \quad (3.7)$$

O conjunto $\{\Psi_k^1, \Phi_k^1\}$ pode formar um conjunto de funções base e portanto, o sinal $f(x)$ pode ser representado por uma combinação linear de Ψ_k^1 e Φ_k^1 da seguinte maneira:

$$f(x) = \sum_k \omega_k^1 \Psi_k^1 + \sum_k s_k^1 \Phi_k^1 \quad (3.8)$$

para $j = 1$.

Os coeficientes s_k^j são dados por:

$$s_k^j = \int f(x) \Phi_k^j(x) dx \quad (3.9)$$

Os coeficientes s_k^j obtidos de (3.9) são chamados de *Componentes Suavizados* no nível j , os quais representam a parte de baixa frequência do sinal, enquanto que os coeficientes *Wavelet* ω_k^j são chamados *Componentes de Detalhe*, que representam a parte de alta frequência do sinal.

A função da equação (3.8) pode ser separada em componentes de alta frequência (primeiro termo) e componentes de baixa frequência (segundo termo). O segundo termo da equação (3.8) pode ser separado em componentes de alta e baixa frequência de maneira similar à própria equação (3.8). Esta aplicação repetitiva de filtros passa-alta e passa-baixa é conhecida na literatura especializada como *Análise Multiresolução* ([MALLAT -1989]).

Capítulo 4

Realce de Microcalcificações e Nódulos em Imagens Mamográficas

Neste capítulo apresentaremos uma descrição dos principais trabalhos na área de pré-processamento especificamente endereçados ao realce de imagens mamográficas. Os Trabalhos serão divididos em técnicas que não utilizam a transformada de wavelet(convencionais) e em técnicas que utilizam a transformada de wavelet. Ao final apresentaremos uma breve conclusão sobre os trabalhos descritos.

4.1 - Realce usando técnicas convencionais

4.1.1 – Vizinhança Adaptativa

Objetivando o auxílio ao diagnóstico do câncer de mama, ([GORDON-1984]) apresentou técnicas para o realce de estruturas de interesse em mamogramas. Essas técnicas baseiam-se em operações realizadas sobre o valor de intensidade do nível de cinza dos *pixels* da imagem.

Para a realização dessas operações, inicialmente houve a aquisição da imagem mamográfica utilizando uma câmera de TV Hamamatsu. Para isso a luminosidade do local foi controlada. Foram adquiridas 2 imagens com diferentes

níveis de iluminação(um alto e outro baixo), as quais foram combinadas gerando uma imagem composta. O sinal dessa imagem foi então armazenado e digitalizado por um *frame buffer* ,que possui capacidade de aquisição de imagens de 512x480 pixels com resolução de contraste de 6 bits(64 níveis de cinza).

Após a fase de aquisição e digitalização foi feito o realce de contraste da imagem através da transformação do valor de nível de cinza dos *pixels* da imagem. Para isso considera-se um *pixel* p e sua *vizinhança de oito pixels* . calcula-se a média a , dos valores de nível de cinza, da vizinhança e define-se o contraste local como:

$$C = |p - a| / (p + a) \quad (4.1)$$

Esta definição resulta na medida de contraste numa faixa entre 0 e 1. O valor de contraste pode ser então realçado para um novo valor C' , de acordo com uma função especificada. O valor do *pixel* p é então alterado para um novo valor p' dado por:

$$p' = a(1+C')/(1-C') \text{ se } p \geq a \quad (4.2.a)$$

$$p' = a(1-C')/(1+C') \text{ se } p < a \quad (4.2.b)$$

Para a visualização dos resultados os valores dos *pixels* são transformados para a faixa de exibição entre 0 e 255(256 níveis de cinza), da seguinte maneira:

Se max e min são os valores máximos e mínimos dos *pixels* na imagem, temos os valores de exibição dos *pixels* p'' dados por:

$$p'' = 255 \cdot (p' - min)/(max - min) \quad \text{modo positivo} \quad (4.3.a)$$

$$p'' = 255 \cdot (max - p')/(max - min) \quad \text{modo negativo} \quad (4.3.b)$$

O método possui a flexibilidade de realizar qualquer operação de realce de contraste especificada, possibilitando a experimentação de uma variedade de funções de realce.

O método pode ser utilizado com uma vizinhança fixa (onde o centro corresponde a 1 *pixel* e a vizinhança em torno desse pixel compreende 8 *pixels*), ou adaptativa (variando o tamanho do centro e vizinhança) mantendo-se a razão entre a área do centro e da vizinhança em 1:3. Considera-se então vizinhanças com centro $m \times m$ e vizinhança em torno desse pixel de $3m \times 3m$ para m inteiro ímpar. Tem-se então vizinhanças de tamanho $[1 \times 1, 3 \times 3], [3 \times 3, 9 \times 9], [5 \times 5, 15 \times 15]$, etc. . Os autores utilizaram para o realce de contraste a função raiz quadrada: $C' = \sqrt{C}$.

Os resultados apresentados mostraram que essa função de realce, realçou além das estruturas de interesse, ruídos e estruturas de fundo, dificultando a distinção entre as informações de interesse ao diagnóstico e o ruído presente na imagem.

Visando a melhoria destes resultados ([DHAWAN-1986]) propôs algumas modificações a esse trabalho.

A aquisição das imagens foi feita por uma câmera de TV Sony e então digitalizadas e armazenadas por um *frame buffer* de 6 bits e 512×480 pixels.

Na etapa de processamento das imagens foi mantida a razão entre a região central do *pixel* e sua vizinhança em 1:3, ou seja $c \times c$ para o centro e $3c \times 3c$ para a vizinhança. Entretanto foi utilizada também uma vizinhança de tamanho $(c + n) \times (c + n)$, para n inteiro par.

A definição do contraste local para a vizinhança, foi modificada para :

$$\Gamma = \frac{|p - a|}{|p + a|} \quad (4.4)$$

com p e a definidos como no trabalho anterior.

O valor do contraste Γ é, então , realçado por uma função específica. As funções de realce de contraste usadas foram: a função raiz quadrada $[\sqrt{\Gamma}]$, a função exponencial $[1 + e^{-k\Gamma}]$, a função logarítmica $[\ln(1 + k\Gamma)]$ e as funções trigonométricas $[\sin(k\Gamma), \tan(k\Gamma), \tanh(k\Gamma)]$.

O valor de k nessas equações foi selecionado de forma a permitir apenas o realce das estruturas de interesse e não do ruído presente na imagem. Para isso k foi calculado a partir da equação:

$$\left| \frac{dF(k\Gamma)}{d\Gamma} \right|_{\Gamma=0}^{\Gamma=0.1} = 1 \quad (4.5)$$

Os novos valores de contraste Γ' , foram obtidos e o novo valor do *pixel* p' foi calculado pela resolução da equação:

$$\Gamma' = \frac{|p' - a|}{|p' + a|} \quad (4.6)$$

os valores de p' são portanto:

$$p' = \frac{a(1 + \Gamma')}{(1 - \Gamma')} \quad \text{se } p \geq a \quad (4.7.a)$$

ou

$$p' = \frac{a(1 - \Gamma')}{(1 + \Gamma')} \quad \text{se } p < a \quad (4.7.b)$$

Os resultados obtidos mostraram que a utilização das outras funções permitiu o realce das estruturas, sem realçar excessivamente o ruído. Entretanto, segundo os autores, deveriam ser realizados testes clínicos para comprovar a eficiência do método.

4.1.2 - Realce de Contraste baseado em Região

([MORROW –1992]) apresentou um método de realce de contraste por vizinhança adaptativa denominado *Realce de Contraste Baseado em Região*. O objetivo do método foi realçar mamogramas de difícil visualização de forma a proporcionar imagens de melhor qualidade para o diagnóstico.

Na etapa de aquisição, as imagens foram digitalizadas por um *scanner*, com resolução de 100 μ m e 12 bits (4096 níveis de cinza).

Na etapa de realce, o método utilizou cada *pixel* na imagem como se fosse uma “semente” para o crescimento de uma região. A extensão e a forma da região se adaptam às variações de nível de cinza local, correspondendo a uma estrutura da imagem. O contraste de cada região é calculado com relação às suas estruturas de fundo e então realçado pela aplicação de uma transformada baseada no valor de cada *pixel* da “semente” da região, no seu contraste e nas suas estruturas de fundo.

A técnica foi aplicada a 3 (três) mamogramas, selecionados a partir de um total de 10 (dez), contendo *clusters* de microcalcificações e nódulos.

Para a análise dos resultados definiu-se então uma medida quantitativa de melhoria de contraste da imagem com base num histograma da região. A medida obtida pôde assim ser utilizada para comparação de resultados.

Segundo os autores esta técnica obteve melhores resultados (baseados no quantificador de contraste citado). quando comparada com as técnicas de *Reescalamento Não-Linear* e de *Unsharp Masking*, permitindo, segundo radiologistas, o realce de estruturas e facilitando o diagnóstico.

4.1.3 - Realce por Filtragem Espacial Automática

([TAHOSES- 1991]) desenvolveu um método para realce de mamogramas e radiografias de tórax através de um método denominado filtragem espacial automática. Na etapa de aquisição, as imagens foram capturadas e digitalizadas em uma câmera *Vidicon Siemens K-30* com capacidade de aquisição de imagens de 512 x 512 *pixels* e resolução de contraste de 8 bits (256 níveis de cinza).

No processamento (diagrama representado pela **figura 4.1**), o método faz combinação linear de uma imagem e duas imagens suavizadas, obtidas da imagem original pela aplicação de diferentes *máscaras* espaciais. Foram utilizadas 2 máscaras: uma máscara de tamanho 7 x 7 e outra de 25 x 25. O processo é finalizado

com um “*stretching*” de contraste não-linear e aplicação da técnica de *unsharp masking*.

Figura- 4.1: Diagrama de Blocos do Processo de Realce de Estruturas.

Os resultados obtidos para as imagens mamográficas mostraram que detalhes como bordas de nódulos, calcificações associadas a tumores malignos e microcalcificações anelares foram realçados. O método realça estas características com uma amplificação mínima do ruído. O tempo de processamento também é baixo, cerca de 1 (um) minuto, o que possibilitaria o uso do sistema na rotina clínica.

Segundo os autores um dos problemas comuns em muitas radiografias de tórax está na difícil visualização do mediastino, já que quando as estruturas dos pulmões são razoavelmente obtidas, ele permanece sub-exposto e as estruturas nesta

região não são bem vistas. Entretanto, um dos objetivos do processamento de imagem é melhorar a visibilidade do mesmo sem comprometer a das estruturas dos pulmões.

Os resultados apresentados para as imagens de tórax mostraram que detalhes do mediastino (traquéia, brônquios, borda do coração, área retrocardíaca) foram realçadas enquanto que a visibilidade das estruturas do pulmão também tiveram significativa melhoria.

Apesar dos digitalizadores com uma resolução espacial maior propiciarem uma melhoria na precisão do diagnóstico, a resolução utilizada (512 x 512) mostrou-se suficiente para este estudo.

4.1.4 - Realce Utilizando Imagem Diferença

([CHAN- 1987]) desenvolveu um sistema de auxílio computadorizado ao diagnóstico(CAD) para a detecção automática de microcalcificações em mamografias. O sistema é baseado na técnica de imagem diferença, cujos objetivos são a supressão dos ruídos na imagem e o realce das microcalcificações.

Os mamogramas foram digitalizados com um scanner de tambor *Fuji* de alta qualidade. As imagens foram digitalizadas com 0,1 x 0,1mm de abertura, taxa de amostragem de 10 (dez) *pixels* por milímetro e 1024 níveis de cinza dentro da faixa de densidade óptica do filme de 0,20 à 2,75. Teve-se o cuidado de manter a curva de calibração do sistema numa faixa linear entre 0,40 e 2,20.

Os mamogramas digitalizados foram processados com um filtro espacial para a obtenção de uma imagem com as microcalcificações realçadas e outra com as microcalcificações suprimidas. Nesta última permaneceram apenas as estruturas de fundo do mamograma, uma vez que as microcalcificações foram suprimidas. Subtraindo-se estas duas imagens temos a imagem diferença, na qual as estruturas de fundo são removidas. Um *threshold* de nível de cinza e técnicas de extração de sinais, baseadas em características físicas conhecidas das microcalcificações, são

então aplicadas à imagem diferença para isolar os sinais restantes dos ruídos de fundo.

Para o realce do sinal foi realizada uma filtragem espacial que foi aproximadamente ajustada ao tamanho e variações de contraste das microcalcificações. Este filtro espacial é chamado de filtro *matched*. Ele emprega uma máscara 3 x 3 do tipo passa-alta para o realce das microcalcificações. Em seguida utiliza-se um filtro denominado filtro de contraste reverso, o qual é convoluído com a imagem original para suprimir os ruídos na mesma. Este filtro é obtido a partir de uma combinação de dois outros filtros através da equação:

$$F(u) = [2F_A(u) - I] \cdot F_B(u) \quad (4.8)$$

onde $F_A(u)$ é um filtro de passa-baixa de suavização, $F_B(u)$ é um filtro de supressão de ruído de alta frequência e $F(u)$ é o filtro de contraste reverso. A imagem diferença é então obtida pela subtração entre as imagens com sinal suprimido e com sinal realçado.

Apesar do filtro utilizado para realce ser chamado de *matched*, ele difere do filtro *matched* convencional, pois como as microcalcificações variam de forma e tamanho, não é possível projetar filtros que se ajustem exatamente a tais diferenças dimensionais.

Os resultados mostraram que a técnica de imagem diferença é eficiente para a remoção de estruturas de fundo. A taxa de detecção de *cluster* verdadeiro positivo foi de aproximadamente 80%, com uma taxa de falso positivo de 1 (um) *cluster* por imagem.

([CHAN- 1988]), propôs um esquema para melhorar a eficiência da técnica de imagem diferença através da substituição do filtro de supressão de ruído por um novo tipo de filtro denominado *box rim*. A idéia principal proposta anteriormente não foi modificada. A imagem original é filtrada com a primeira máscara gerando uma imagem com as microcalcificações realçadas. Então, a imagem original é agora filtrada com o filtro *box rim* para a eliminação das microcalcificações, gerando uma imagem apenas com as estruturas de fundo. Subtrai-se então a primeira imagem pela segunda, obtendo a imagem realçada.

O trabalho mostrou que este novo filtro foi capaz de remover os ruídos de alta frequência na imagem, preservando melhor os sinais desejados.

4.2 - Realce utilizando Transformada de Wavelet

([MALLAT – 1992]) mostrou em seu trabalho que singularidades e estruturas irregulares carregam frequentemente a maior parte da informação importante nos sinais (por exemplo: microcalcificações e contorno de nódulos), e que o máximo local do módulo da Transformada de *Wavelet* proporciona a informação necessária para a análise destas singularidades. Posteriormente, ([MALLAT –1992 a]) desenvolveu um algoritmo possibilitando a reconstrução de um sinal original, com uma boa aproximação, a partir do módulo máximo da Transformada de *Wavelet*. Como parte do trabalho descreveu-se uma aplicação para a remoção de ruídos em sinais. O algoritmo diferencia as componentes do sinal e do ruído pela seleção do módulo máximo desta transformada. Após a remoção do módulo máximo das flutuações de ruído, o sinal (sem ruído) é reconstruído.

Esta detecção do módulo máximo foi estendida para duas dimensões para aplicações em processamento de imagens. Como exemplo, foi mostrado como detectar bordas em imagens a partir do máximo local do módulo da Transformada de *Wavelet*. Imagens podem ser reconstruídas a partir desse módulo sem distorções visuais. O algoritmo de *denoising* é então estendido para realce de imagens, sendo denominado na literatura como *realce de contraste baseado em bordas multiescala*.

4.2.1 - Realce de Contraste Baseado em Bordas Multiescala

4.2.1.1 - Detecção de Bordas

Bordas são estruturas na imagem freqüentemente associadas às características mais importantes para o reconhecimento de padrões. Muitos estudos em processamento de imagens utilizam o conceito de estruturas de borda, referindo-se às posições onde a intensidade da imagem varia rapidamente. Existem muitos algoritmos de detecção de borda, um deles é o Detetor de Borda de Canny. O algoritmo de Canny detecta pontos de alta variação em uma imagem $f(x,y)$ pelo cálculo do módulo de seu vetor gradiente:

$$\vec{\nabla}f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}; \frac{\partial f}{\partial y}\right) \quad (4.9)$$

a derivada parcial de f na direção de um vetor unitário $\vec{n} = (a,b)$ no plano (x,y) é calculada através do produto interno com o vetor gradiente:

$$\frac{\partial f}{\partial \vec{n}} = \vec{\nabla}f \bullet \vec{n} = \frac{\partial f}{\partial x}a + \frac{\partial f}{\partial y}b \quad (4.10)$$

O valor da derivada parcial é máximo se $\vec{n}$ é colinear a $\vec{\nabla}f$, ou seja o $\vec{\nabla}f$ é paralelo à direção de máxima variação na superfície de $f(x,y)$.

Um ponto é definido como uma borda se o módulo do $\vec{\nabla}f(x,y)$ é localmente máximo em (x_0, y_0) que é paralelo a $\vec{\nabla}f(x_0, y_0)$. Isto significa que a amplitude da derivada parcial de f alcança um máximo local em (x_0, y_0) . Estes pontos de borda são os pontos de inflexão de f ([MALLAT -1998]).

4.2.1.2 - Detecção de Bordas Multiescala

A versão multiescala do detetor de borda de Canny é implementada através da suavização do sinal com uma função suavizante θ ([MALLAT-1998]).

Chama-se função suavizante qualquer função $\theta(x)$ cuja integral é 1 e converge para zero no infinito, como por exemplo uma Gaussiana [MALLAT –1992 a)]. Supondo-se que $\theta(x)$ é duas vezes diferenciável e definindo $\psi^1(x)$ e $\psi^2(x)$ respectivamente como as derivadas de primeira e segunda ordem de $\theta(x)$, temos:

$$\psi^1(x) = \frac{d\theta(x)}{dx} \quad (4.11)$$

$$\psi^2(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2} \quad (4.12)$$

por definição, as funções $\psi^1(x)$ e $\psi^2(x)$ podem ser consideradas wavelets porque sua integral é igual a zero.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi^1(x) dx = 0 \quad (4.13)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi^2(x) dx = 0 \quad (4.14)$$

A Transformada de Wavelet do sinal $f(x)$ na escala s e posição x calculada com relação à wavelet $\psi^1(x)$ é definida como

$$W_s^1 f(x) = f * \psi_s^1(x) \quad (4.15)$$

A Transformada de Wavelet com relação a $\psi^2(x)$ é definida por:

$$W_s^2 f(x) = f * \psi_s^2(x) \quad (4.16)$$

e rescrevendo temos:

$$W_s^1 f(x) = f * (s \frac{d\theta_s}{dx})(x) = s \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(x) \quad (4.17)$$

$$W_s^2 f(x) = f * (s^2 \frac{d^2\theta_s}{dx^2})(x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s)(x) \quad (4.18)$$

ou seja, as Transformadas de Wavelets $W_s^1 f(x)$ e $W_s^2 f(x)$ são respectivamente a primeira e segunda derivada do sinal suavizado na escala s .

No caso 2-D uma função $\theta(x,y)$ é chamada de suavizante quando sua integral sobre x e y é igual a 1 e converge para zero no infinito. A imagem $f(x,y)$ é suavizada em diferentes escalas s pela convolução com $\theta_s(x,y)$.

Calcula-se então o vetor gradiente $\vec{\nabla}(f * \theta_s)(x,y)$. A direção do vetor gradiente em um ponto (x_0, y_0) indica a direção no plano imagem (x,y) ao longo do qual a derivada direcional de $f(x,y)$ tem o maior valor absoluto. Bordas são definidas como pontos (x_0, y_0) onde o módulo do vetor gradiente é máximo na direção dos pontos do vetor gradiente no plano imagem.

Relacionando a Transformada de Wavelet 2-D à detecção de borda definimos duas wavelets $\psi^1(x,y)$ e $\psi^2(x,y)$ tais que

$$\psi^1(x,y) = \frac{d\theta(x,y)}{dx} \quad (4.19)$$

e

$$\psi^2(x,y) = \frac{d\theta(x,y)}{dy} \quad (4.20)$$

A Transformada de Wavelet de $f(x,y)$ na escala s tem duas componentes:

$$W_s^1 f(x,y) = f * \psi_s^1(x,y) \quad (4.21)$$

$$W_s^2 f(x, y) = f * \psi_s^2(x, y) \quad (4.22)$$

analogamente a(4.17) e (4.18) temos

$$\begin{aligned} (W_s^1 f(x, y); W_s^2 f(x, y)) &= s \left(\frac{\partial}{\partial x} (f * \theta_s)(x, y); \frac{\partial}{\partial y} (f * \theta_s)(x, y) \right) \\ &= s \vec{\nabla} (f * \theta_s)(x, y) \end{aligned} \quad (4.23)$$

portanto os pontos de borda podem ser localizados através das duas componentes $W_s^1 f(x, y)$ e $W_s^2 f(x, y)$ da Transformada de Wavelet.

O Módulo do vetor gradiente é proporcional ao módulo da Transformada de Wavelet

$$Mf(x, y, s) = \sqrt{|W^1 f(x, y, s)|^2 + |W^2 f(x, y, s)|^2} \quad (4.24)$$

e seu ângulo é igual ao ângulo $Af(x, y, s)$ do vetor da Transformada de Wavelet no plano (x, y) , onde:

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{W^2 f(x, y, s)}{W^1 f(x, y, s)} \right) \quad (4.25)$$

e

$$\begin{aligned} Af(x, y, s) &= \alpha & \text{se } W^1 f(x, y, s) \geq 0 \\ &= \pi - \alpha & \text{se } W^1 f(x, y, s) < 0 \end{aligned} \quad (4.26)$$

Bordas Multiescala são pontos (x_0, y_0) onde $Mf(x, y, s)$ é localmente máximo em uma vizinhança unidimensional de (x_0, y_0) ao longo da direção do ângulo dado por $Af(x_0, y_0, s)$. Esses pontos são também chamados de *Módulo Máximo da Transformada de Wavelet* ([MALLAT-1998]).

A representação multiescala de bordas desenvolvida por ([MALLAT –1992 a]) foi expandida para uma representação estruturada em árvore e utilizada por ([LU –1994]) para realce de contraste de imagens médicas.

Pelo fato do método de realce de contraste baseado em bordas multiescala basear-se no conceito de que a magnitude dos gradientes de borda caracterizam a diferença de intensidade entre diferentes objetos e regiões numa imagem, o contraste entre objetos e regiões pode ser realçado pela aplicação de transformações apropriadas nestes gradientes ([LU -1994]). Com esta representação, diferentes transformações podem ser designadas e usadas em diferentes escalas, possibilitando assim enfatizar estruturas de tamanhos determinados. Além disso, é possível gerar estruturas que forneçam grande ênfase às características de certas regiões espaciais dentro da imagem.

Para uma dada imagem f , a transformação mais simples nos gradientes de borda é o *stretching* linear da magnitude do gradiente. A partir de um conjunto de bordas $A_{2j}(f)$, define-se as bordas “estendidas” com o fator de *stretching* $K \geq 1$ através da multiplicação do valor máximo de cada gradiente pelo fator de escala K .

Essa operação muda o comprimento do vetor gradiente em cada ponto de borda sem afetar a sua direção.

Para tanto, podem ser usados dois tipos de transformações:

stretching constante, com valor constante em todas as escalas, realçando igualmente as estruturas de diferentes tamanhos.

stretching de escala variável, com valor variando conforme a escala, e as estruturas de diferentes tamanhos sendo realçadas seletivamente.

Os resultados apresentados por ([LU -1994]) foram obtidos pela aplicação do método de realce de contraste baseado em bordas multiescala para três diferentes tipos de imagens médicas, a saber: mamografia, tomografia computadorizada (CT) e ressonância magnética (MR).

Os mamogramas continham estruturas de baixo contraste e *clusters* de microcalcificação. As imagens foram realçadas com *stretching* constante ($k = 5$) em cinco escalas, e *stretching* variável. A visualização da forma dos *clusters* de microcalcificação foi melhorada.

([LAINE- 1994]) apresentou um método de realce de contraste adaptativo através de representações multiescala. A análise multiescala pode ser realizada através de três diferentes representações, as quais possibilitam uma perfeita reconstrução das imagens:

Dyadic Wavelet Transform

ϕ - *Transform* ou *Frazier-Jawert Transform*

Hexagonal Wavelet Transform

Para o realce da imagem, ([LAINE- 1994]) utilizou-se de dois métodos: o primeiro permite um *Realce Local de Estruturas* (singularidades) dentro de níveis distintos do espaço de escala e o segundo um *Realce Global de Estruturas*.

Um dos maiores problemas para o realce de imagem em mamografia está em realçar estruturas de interesse mamográfico, sem realçar o ruído presente na imagem. Como as representações multiescala localizam estas estruturas mamográficas, ([LAINE – 1992] *apud* [LAINE- 1994]) apresentaram uma técnica de *Realce Local* baseado em bordas multiescala. A imagem original é decomposta em imagens sub-banda y_j^i . Nestas imagens sub-banda y_j^i , o conjunto de bordas e_j^i correspondente a cada y_j^i é comparado a um valor de *Threshold* T_j^i proporcional ao desvio padrão dos valores dos *pixels* em cada y_j^i . O conjunto de bordas e_j^i correspondente a cada y_j^i é obtido para cada representação utilizada. Os resultados mostraram uma melhoria do contraste tanto de *clusters* quanto de macrocalcificações isoladas, não visualizadas no mamograma original

No segundo método foram apresentadas duas técnicas para *Realce Global*: a equalização do histograma multiescala (feita a partir da equalização do histograma das imagens sub-banda) e o *Ganho Adaptativo Multiescala*. Nessa última técnica de realce os valores dos *pixels* de pequena amplitude são suprimidos, sendo realçados apenas aqueles *pixels* que são maiores que um certo *threshold* T dentro de cada nível do espaço da transformada. Para a realização desta operação não linear foi utilizada a seguinte função:

$$f(y) = a[\text{sigm}(c(y - b)) - \text{sigm}(-c(y + b))] \quad (4.27)$$

onde:

y é a imagem a ser realçada.

$f(y)$ é a imagem realçada.

$$a = \frac{1}{\text{sigm}(c(1 - b)) - \text{sigm}(-c(1 + b))} \quad (4.28)$$

e $\text{sigm}(y)$ é definida como:

$$\text{sigm}(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (4.29)$$

onde b e c controlam o *threshold* e a taxa de realce. Para seleccionar o *threshold* T automaticamente foi utilizada a média dos valores dos *pixels*

$$T_j^i = 1 - \text{média}(y_j^i) \quad (4.30)$$

onde y_j^i representa a sub-imagem no nível i de decomposição e orientação j .

As imagens mamográficas foram digitalizadas com 200 μ m e 10 bits de quantização. Nesse caso, o realce também mostrou-se melhor que o obtido pela técnica de *unsharp masking*.

Para uma medida quantitativa do realce de contraste, definiu-se um *Índice de Melhoria de Contraste (CII)* dado por:

$$CII = \frac{C_{\text{processado}}}{C_{\text{original}}} \quad (4.31)$$

onde $C_{\text{processado}}$ e C_{original} são os contrastes para uma região de interesse nas imagens processadas e originais respectivamente.

O contraste C de um objeto é definido por ([Morrow –1992]):

$$C = \frac{f - b}{f + b} \quad (4.32)$$

onde f é o valor médio do nível de cinza de um particular objeto na imagem, chamado de *Primeiro Plano* e b é o valor médio do nível de cinza da região vizinha chamada de *Plano de Fundo*.

Foram calculados os índices de melhoria do contraste CII para diferentes estruturas na imagem (microcalcificações, lesão espiculada, calcificação circular, etc.) para as diferentes técnicas de *unsharp masking* e bordas multiescala (*Dyadic Wavelet Transform*, φ *Transform*, *Hexagonal Wavelet Transform*). Em geral, observou-se que a técnica de realce de bordas via *Dyadic Wavelet Transform* obteve os melhores resultados. Os mesmos valores de CII foram calculados para as técnicas de Realce Global e o *Ganho Adaptativo Multiescala* mostrou melhores resultados que a *Equalização do Histograma Multiescala*.

4.2.2 – Realce através de Reconstrução Parcial

Um sistema computadorizado para detecção automática de agrupamentos (*clusters*) de microcalcificações em mamogramas digitais foi apresentado em ([YOSHIDA –1994]). Este trabalho faz parte de um sistema de auxílio computadorizado ao diagnóstico(CAD), proposto para auxiliar radiologistas na detecção e diagnóstico do câncer de mama.

Como parte desse sistema CAD, foi utilizado na etapa de pré-processamento(realce) a Transformada de Wavelet(T.W.). Os autores denominaram essa técnica de realce, utilizando a T.W., de *Reconstrução Parcial*, consistindo na decomposição da imagem em várias sub-imagens, através da aplicação da T.W. e posterior reconstrução seletiva dos vários níveis de frequência . Segundo os autores a imagem reconstruída do nível 1 de alta frequência apresenta muitos componentes de ruído inclusos no mamograma. Além disso *clusters* de microcalcificações tornam-se mais visíveis em imagens reconstruídas a partir dos níveis 2 e 3. Assim a *Reconstrução Parcial* baseia-se na decomposição da imagem em três níveis e

reconstrução da imagem a partir dos níveis 2 e 3 com supressão do nível 1 de alta frequência.

Um importante passo no projeto de detecção por computador é o aumento da razão sinal ruído das microcalcificações pela supressão de estruturas de fundo da imagem da mama, de modo a promover o aumento da sensibilidade e/ou reduzir a taxa de falso positivo. Para isto, utilizou-se uma aproximação do sinal usando a Transformada de *Wavelet*. Vários tipos de *Wavelets* foram examinadas e uma família de *Wavelets* chamada “*The Least Asymmetric Daubechies*” foi escolhida para detectar *clusters* de microcalcificações em mamogramas. Depois de reconstruídas, as imagens foram submetidas ao esquema CAD, no qual um *threshold* global de nível de cinza foi aplicado às imagens reconstruídas para extração de possíveis microcalcificações. Foi utilizada uma *Erosão Morfológica* para eliminar pequenos sinais causados por ruídos na imagem e um *threshold* de nível de cinza local foi aplicado para reduzir o número de sinais falsos.

Em seguida foi feita uma análise de textura do mamograma para sinais falsamente detectados. Os sinais restantes foram agrupados para verificar a detecção de *clusters* com três ou mais microcalcificações.

A base de dados utilizada continha 39 mamogramas contendo 41 *clusters*, , que foram digitalizados com 100 μ m e 10 bits. As imagens, reconstruídas a partir de diferentes níveis, foram examinadas e comparadas através de curvas *FROC* (*Free-response Receiver Operating Characteristic*). Resultados preliminares mostraram uma sensibilidade de 85% com taxa de falso positivo de 5 (cinco) *clusters* por imagem.

Em ([YOSHIDA – 1996]) foi efetuada uma melhoria na técnica de *Reconstrução Parcial*. Foram comparados os desempenhos de várias wavelets e a wavelet *Daubechies* com comprimento de 20 *pixels* (*DAUB 20*) foi escolhida como sendo a melhor para a detecção de *clusters* de microcalcificações. As técnicas de Reconstrução Parcial e Imagem Diferença foram combinadas através de um operador lógico “ou “ para a junção dos *clusters* detectados, separadamente em cada uma das técnicas. Porém se a distância entre dois *clusters*, detectados pelas duas técnicas, era inferior a 60 *pixels*, os *clusters* eram considerados idênticos. Os resultados foram

comparados com a técnica de realce *Imagem Diferença*, através da análise de curvas FROC. O esquema combinado obteve uma sensibilidade de 95% e taxa de falso positivo de 1,5 *cluster* por mamograma, enquanto que o esquema utilizando a Imagem Diferença obteve sensibilidade de 78% e taxa de falso positivo de 0,5 *cluster* por mamograma.

Em ([ZHANG – 1998]) é apresentada uma técnica de realce utilizando uma atribuição de pesos para determinadas escalas da Transformada de Wavelet. A proposta do autor é melhorar o método de *Reconstrução Parcial* utilizando informações da escala 1, que pode conter algumas microcalcificações sutis, e da escala 4 (ou maior), que pode conter calcificações. Para tanto, é feita a multiplicação das escalas 2 e 3 por pesos maiores, e das outras escalas por pesos menores. Como a obtenção de uma combinação ótima dos pesos pode ser bastante difícil num procedimento empírico, os autores utilizaram uma técnica de treinamento supervisionado([ZHANG - 1994]). Os resultados foram avaliados através da análise de curvas ROC(*Receiver Operating Characteristic*) obtidas pelo processamento de 297 regiões de interesse(ROI). A área sob a curva ROC foi de 0,92 para a técnica da Transformada de Wavelet com a Otimização dos Pesos; 0,89 para a técnica de Reconstrução Parcial; e 0,86 para a técnica de Imagem Diferença.

4.2.3 – Outros Métodos

Um outro algoritmo multiestágio foi proposto em ([QIAN – 1995]), para a segmentação automática de *clusters* de microcalcificações (MCCs) em mamografia digital. Inicialmente, um filtro não-linear estruturado em árvore foi utilizado para supressão de ruído e preservação dos detalhes da imagem, de modo a reduzir significativamente a detecção de falsos *clusters*. Em seguida, uma Transformada de Wavelet Estruturada em Árvore (TSWT) foi aplicada às imagens para segmentação das microcalcificações. A TSWT utiliza *filtros de quadratura em espelho* para decomposição multiresolução e segmentação dos *clusters* por reconstrução seletiva. Por último, um escalonamento linear automático foi utilizado para exibição dos *clusters* segmentados em um monitor de computador. Os algoritmos propostos no

trabalho foram aplicados a uma base de dados contendo 100 imagens de mamogramas digitalizados com resolução de $105\mu\text{m}$ e 12 bits (4096 níveis de cinza). A base de dados continha 50 casos malignos (comprovados por biópsia), 8 casos benignos e 42 casos normais. A sensibilidade (razão de detecção de verdadeiro positivo) foi de 94% com uma taxa de detecção de falso positivo de 1,6 MCCs/Imagem. Os detalhes dos *clusters* de microcalcificação das imagens foram razoavelmente bem preservados para microcalcificações menores que $500\mu\text{m}$, com uma boa delineação da extensão dos *clusters*, baseado em critério visual.

Outro método de realce adaptativo de estruturas para imagens mamográficas utilizando análise multiresolução foi apresentado por ([CHEN –1997]). Uma decomposição *Wavelet* é aplicada a uma imagem mamográfica, sendo integradas as informações *zero-crossings* dos coeficientes *Wavelet* e as das sub-imagens passa-baixa de modo a realçar as estruturas de interesse. Com o objetivo de decompor e reconstruir as imagens, foi aplicado a transformada de *Wavelet* discreta com estrutura piramidal. Foram utilizadas imagens de uma base de dados da Universidade de Nijmegen, Holanda. Resultados preliminares mostraram que o método proposto é capaz de realçar estruturas mamográficas e também suprimir ruído.

4.3 - Vantagens da Transformada de Wavelet

A análise baseada em wavelet, tem como características fundamentais a Multiresolução e a localização de frequências espaciais, as quais propiciam uma vantagem sobre técnicas tradicionais como a Transformada de Fourier e a Transformada de Fourier com Janela. Para utilizar essa vantagem, as duas características da análise por wavelet devem ser integradas às outras tarefas do processamento de imagens.

A Multiresolução refere-se às características da análise da imagem, tais como estruturas que podem aparecer em diferentes níveis de sub-imagens. Na análise da

imagem mamográfica, a análise multiresolução permite a extração e o realce de estruturas combinando informações de diferentes níveis de resolução[CHEN(1997)].

Com a localização de frequências espaciais, uma mudança abrupta na intensidade da imagem pode aparecer em sub-imagens passa alta com uma localização espacial precisa. Isto é bem diferente da tradicional análise de Fourier , uma vez que a informação espacial é perdida após a aplicação da Transformada de Fourier ou mesmo ainda na Transformada de Fourier com Janela que utiliza uma resolução fixa nos domínios da frequência e espacial. Em sub-imagens filtradas pela Transformada de Wavelet uma mudança de intensidade de um único pixel pode ser considerada como ruído, porém mudanças de intensidade abruptas sobre regiões maiores que um *pixel* podem ser consideradas como irregularidades na imagem ou estruturas de borda. Estas estruturas geralmente correspondem a detalhes de microcalcificações, os quais deseja-se preservar.

Além disso, nas imagens mamográficas, as estruturas de interesse, têm diferentes tamanhos, o que dificulta definir uma resolução média para sua análise. Com a decomposição pela Transformada de Wavelet podemos obter informações de forma eficiente através da análise das sub-imagens em diferentes resoluções, retirando as informações de interesse presentes e reagrupando-as em um único conjunto.

4.4 - Conclusões

Apesar do grande número de pesquisas para a detecção de microcalcificações em mamogramas, nenhum trabalho apresenta uma demonstração clara da superioridade de um método sobre os demais, basicamente por algumas razões que serão abaixo descritas.

Primeiro pela impossibilidade de comparar diretamente resultados obtidos por métodos diferentes aplicados a bases de dados diferentes. O ideal seria a

padronização de uma grande base de dados para teste e comparação dos diferentes métodos ([NISHIKAWA -1993]).

Segundo, o processo de aquisição de dados e a forma de apresentação dos resultados não são padronizados. O trabalho de ([DENGLER -1993]) mostra que objetos abaixo de 0,1mm são difíceis de serem observados devido à presença de ruídos na imagem e de estruturas de fundo da mama. Em função disso, é importante que se tenham boas resoluções tanto espacial quanto de contraste (quantização) a fim de se obter uma representação adequada do objeto de estudo.

Quanto aos resultados da maioria dos artigos, não há uma maneira adequada de mensurar a melhoria do realce nos mamogramas. Em geral, faz-se uma verificação a fim de se determinar o quanto de melhoria na detecção de estruturas de interesse foi proporcionado pelo realce, tanto para inspeção visual como para detecção automática. Alguns trabalhos apenas citam que os mamogramas realçados melhoraram a visualização de estruturas de interesse sem apresentar resultados quantificados.

Porém apesar da dificuldade de comparação entre os diferentes métodos de análise, as técnicas de realce utilizando Transformada de *Wavelet* mostraram-se no geral mais eficientes que as técnicas tradicionais como *unsharp masking* e *equalização de histograma* ([LAINE -1994]). Daí o interesse na investigação de sua possível aplicação clínica.

Para a implementação deste trabalho foram escolhidos dois métodos de realce utilizando a Transformada de Wavelet: O Ganho Adaptativo Multiescala ([LAINE-1994]) e o método de Reconstrução Parcial([YOSHIDA-1994,1996]). O primeiro foi escolhido em função de ser o único método que utilizou um quantificador para o realce das imagens, mostrando-se superior a outros métodos tradicionais. Já o método de *Reconstrução Parcial* foi escolhido por ter apresentado uma metodologia bem consistente, direcionada para utilização em um sistema CAD e por propiciar resultados bastante satisfatórios e superiores aos métodos convencionais.

Capítulo 5

Materiais e Métodos

Neste capítulo são descritos os principais métodos e equipamentos empregados para a realização deste trabalho de mestrado. Apresentamos abaixo, **fig. 5.1**, um diagrama exibindo a metodologia utilizada para a realização das investigações para a determinação do desempenho de um sistema de realce de imagens mamográficas utilizando a Transformada de Wavelet.

Figura 5.1- Diagrama de Blocos da Metodologia Utilizada para a investigação do desempenho de um sistema de realce utilizando Transformada de Wavelet.

5.1 - Bases de Dados Utilizada

Para a investigação deste trabalho foram utilizadas 100 imagens mamográficas, retiradas de duas bases de imagens: uma base da Universidade de Nijmegen na Holanda e a outra base do MIAS(The Mammographic Images Analysis Society database), disponíveis para livre utilização[SUCKLING(1994)].

Da base de Nijmegen foram utilizadas 50 imagens contendo microcalcificações, sendo 27 associadas à lesões benignas e 23 à lesões malignas. Da base do MIAS foram utilizadas 50 imagens contendo Nódulos, sendo 29 associadas à lesões benignas e 21 à lesões malignas.

As imagens de Nijmegen possuem tamanho de *pixel* de 35 μ m e 8 bits de quantização, enquanto que as imagens do MIAS possuem *pixel* de 200 μ m e também 8 bits de quantização.

5.1.1 – Determinação da ROI

As regiões de interesse(ROIs) das imagens mamográficas analisadas neste trabalho(NIJMEGEN e MIAS) foram seleccionadas por radiologistas do Serviço de Radiodiagnóstico do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto - USP.

5.2 - Microcomputador e Software Utilizados

Para o desenvolvimento do sistema de realce de imagens foi utilizado um microcomputador IBM-PC compatível com as seguintes características:

Capacidade de memória RAM : 128 MB

Capacidade de memória em Disco Rígido: 4.2 GB

Capacidade de memória da Placa Controladora de Vídeo: 4 MB

Velocidade de Processamento: 300 MHz

Monitor Super VGA com resolução de 1280x1024 *pixels*

Para a seleção das ROIs foi utilizado o software Paint Shop Pro versão 5.0 da empresa “JASC Software, Inc.”, e para a implementação dos programas de realce foi utilizado do software MATLAB 5.0 for windows juntamente com o “Wavelet Toolbox” ambos da empresa “The Mathworks, Inc.”

5.3 – Software Desenvolvido

Após a determinação das regiões de interesse foi realizado o processamento para realce das ROIs. Na decomposição das imagens através da Transformada de Wavelet, utilizou-se a Wavelet *Daubechies 8*. A classe *Daubechies* foi escolhida por ser ortogonal, permitindo assim a reconstrução perfeita das imagens.

Em geral, a estrutura para processamento em mamogramas baseados em Wavelet possui a seguinte seqüência de procedimentos:

- 1) A imagem é decomposta em vários níveis pela Transformada Direta de Wavelet(T.W.)
- 2) É aplicado um processamento linear ou não linear sobre os coeficientes Wavelet
- 3) A imagem é reconstruída pela aplicação da Transformada Inversa de Wavelet

A **figura 5.2** ilustra a estrutura genérica do processamento. A imagem original é decomposta em várias sub-imagens(B1,H1,V1,D1) sendo B1 uma sub-imagem de baixa frequência e H1,V1,D1, respectivamente sub-imagens de alta frequência horizontal vertical e diagonal. Em seguida a sub-imagem B1 é analogamente decomposta em várias sub-imagens(B2,H2,V2,D2) e assim sucessivamente. O

número pertencente ao nome da sub-imagem, indica o nível de decomposição em que esta sub-imagem se encontra. A **figura 5.3** mostra o exemplo da decomposição da imagem de uma região de interesse. Em cada nível de decomposição temos sub-imagens com diferentes níveis de resolução. Por exemplo, nos níveis 1,2 e 3 temos a representação de estruturas com 100,200 e 400 μ m respectivamente.

Figura 5.2 – Estrutura para processamento utilizando Wavelets

Figura 5.3 – Exemplo de uma imagem mamográfica de uma região de interesse decomposta pela transformada de wavelet em 3 níveis contendo componentes de baixa frequência e alta frequência(horizontal, vertical e diagonal).

5.3.1 – Métodos de Realce Implementados

Como parte deste estudo foram implementados 2 métodos de realce: O *Ganho Adaptativo Multiescala* proposto por ([LAINE-1994]) e o método de *Reconstrução Parcial* proposto por ([YOSHIDA-1994]).

5.3.1.1 – Método do Ganho Adaptativo Multiescala

Esse método consiste na aplicação de uma função não linear sobre as sub-imagens geradas pela aplicação da Transformada de Wavelet (T.W.) à imagem original. Esta função é definida pela equação (4.28). O parâmetro b controla o *threshold*, e o parâmetro c controla a taxa de realce da imagem.

Através da variação dos parâmetros b e c obtém-se um melhor ou pior realce da imagem. Para se definir os parâmetros adequados à automatização do processamento, fez-se uma verificação exaustiva dos melhores valores para b e c . Segundo ([LAINE-1994]) o desvio padrão do valor de intensidade dos *pixels* da imagem seria um valor ótimo para a automatização do processamento. Entretanto verificamos que esse valor não apresentou resultados satisfatórios em relação às imagens estudadas. Como o parâmetro b representa o *threshold*, ou nível de cinza, a partir do qual a função de realce é aplicada, verificamos que para o realce das estruturas de interesse um valor ótimo para o parâmetro b seria de $1 - \text{MÉDIA}$ dos valores de intensidade dos *pixels* nas sub-imagens de NIJMEGEN. Isto em função das imagens serem muito escuras, fazendo com que a MÉDIA dos valores se situasse na faixa de 0.2 a 0.3, enquanto que as estruturas de interesse encontravam-se na faixa de 0.7 a 0.8. Entretanto para as imagens do MIAS, o valor da MÉDIA era variável, pois nem todas as imagens eram escuras. Fez-se então uma verificação automatizada da MÉDIA de intensidade dos *pixels* da imagem a ser processada, e no caso da imagem ser clara, b seria igual à MÉDIA de intensidade dos *pixels*, caso contrário, mantinha-se b como $1 - \text{MÉDIA}$.

A seguir é apresentado o algoritmo descrevendo a metodologia empregada para o cálculo do realce por *Ganho Adaptativo Multiescala*.

Algoritmo 5.3.1.a : método : “Ganho Adaptativo Multiescala”

```

Início
Leitura da imagem
Leitura do número de níveis de decomposição n
Aplicação da Transformada de Wavelet
Y1(j) = sub-imagem passa baixa do nível j
Y2(j) = sub-imagem passa alta horizontal do nível j.
Y3(j) = sub-imagem passa alta vertical do nível j.
Y4(j) = sub-imagem passa alta diagonal do nível j.

Ler parâmetro c
Para numero de níveis j de 1 até n

    Cálculo do Valor Médio de cada nível
    Cálculo do parâmetro b para o realce em cada nível
        Se Médio(j) < 0.5
            b(j) = 1-Medio(j)
        senão
            b(j) = Médio(j)
        fim Se
    Calculo do parâmetro a em cada nível
    a(j)= 1/[(1/(1+exp(-(c*(1-b(j)))))) - (1/(1+exp(-(c*(1+b(j))))))];

    Aplicação da função de realce em para cada sub-imagem y em cada um dos níveis j

    Y1r = a(j)[sigm(c*(y1(j)-b))- sigm(-c(y1(j)+b))]
    Y2r = a(j)[sigm(c*(y2(j)-b))- sigm(-c(y2(j)+b))]
    Y3r = a(j)[sigm(c*(y3(j)-b))- sigm(-c(y3(j)+b))]
    Y4r = a(j)[sigm(c*(y4(j)-b))- sigm(-c(y4(j)+b))]

Fim Para
Aplicação da Transformada de Wavelet Inversa nas sub-imagens Realçadas
Visualização das Imagens Original e Realçada
Fim do Programa

```

5.3.1.2 – Reconstrução Parcial

Essa técnica foi apresentada por ([YOSHIDA -1994]). A técnica não propõe nenhum processamento sobre os coeficientes wavelet, mas sim uma seleção de determinados níveis de decomposição nos quais as estruturas de interesse são mais

representativas. Segundo os autores os níveis 2 e 3 de decomposição são os mais representativos para estruturas tais como microcalcificações.

As imagens originais foram processadas através da Transformada de Wavelet, sendo então decompostas em três níveis e posteriormente reconstruídas pela combinação dos níveis 2 e 3 e supressão do escala 1, de alta frequência. A **figura 5.4** ilustra o esquema de *Reconstrução Parcial*.

Figura 5.4 – Esquema da técnica de *Reconstrução Parcial* com a supressão das componentes(H1',V1',D1') de escala 1 de alta frequência.

A seguir é apresentado o algoritmo descrevendo a metodologia empregada para o cálculo do realce por *Reconstrução Parcial*.

Algoritmo 5.3.1.b – método : "Reconstrução Parcial"

Início
Leitura da Imagem
Leitura do número de níveis de decomposição
Leitura da wavelet a ser utilizada.
Aplicação da Transformada de Wavelet
 Seleção dos níveis a serem reconstruídos
Reconstrução Seletiva dos Níveis Seleccionados
 Aplicação da Transformada Inversa de Wavelet nos Níveis Seleccionados

Reconstrução Parcial
 Imagem Realçada = Σ das sub-imagens Reconstruídas Seletivamente

Fim do Programa.

5.4 – Metodologia Utilizada na Avaliação dos Resultados

Nesta etapa do trabalho, foram utilizados dois métodos para possibilitar a avaliação dos resultados de melhoria de contraste nas imagens processadas: Índice de melhoria de contraste e Histograma da imagem.

A utilização do Índice de Melhoria de Contraste permite uma avaliação quantitativa do ganho de contraste nas imagens processadas, isto por fornecer numericamente a relação entre os valores de contraste das imagens processada e original, enquanto que a utilização do Histograma permite uma avaliação qualitativa destas imagens.

Na avaliação do desempenho das técnicas de realce, são utilizadas tabelas onde constam as imagens das bases de dados, os valores de contraste das imagens originais e processadas e o índice de melhoria de contraste **CII** para estas imagens. São exibidos ainda os gráficos do valor de contraste da imagem original ($C_{ORIGINAL}$) e de contraste da imagem processada ($C_{PROCESSADA}$), para as imagens de cada uma das 2 bases de dados utilizadas. Esse procedimento possibilita uma visão da melhoria do

contraste em cada imagem . Como esse processo é realizado para todas as imagens de cada base utilizada, temos também uma visão global do desempenho de cada técnica para cada base de dados. São também exibidos os gráficos contendo os histogramas de algumas imagens das bases de dados utilizadas e os respectivos histogramas das mesmas imagens processadas pelas 2 técnicas de realce aplicadas.

5.4.1 – Índice de Melhoria de Contraste

Para a quantificação da melhoria do contraste nas imagens mamográficas, utilizou-se um índice de melhoria de contraste **CII** definido por([LAINE-1994]) como:

$$CII = \frac{C_{PROCESSADA}}{C_{ORIGINAL}} \quad (5.1)$$

onde $C_{PROCESSADA}$ e $C_{ORIGINAL}$ são os contrastes para a região de interesse nas imagens processada e original, respectivamente. E a definição do contraste C é dada por ([MORROW-1992]) como:

$$C = \frac{f - b}{f + b} \quad (5.2)$$

onde f é a máxima luminância na imagem e b é a mínima luminância.

Para cada imagem de cada base de dados, são calculados os valores de contraste C para as imagens originais e realçadas e o índice **CII**.

A seguir é apresentado o algoritmo para o cálculo do contraste das imagens original e realçada e o índice de contraste **CII**.

Algoritmo 5.4.1.a Cálculo dos contrastes C_p e C_o e do índice CII

Leitura da imagem original

Leitura da imagem processada

Cálculo dos valores de máximo e mínimo da imagem original:

MaxO = valor máximo de intensidade da imagem original

MinO = valor mínimo de intensidade da imagem original

Cálculo dos valores de máximo e mínimo da imagem realçada

MaxP = valor máximo de intensidade da imagem realçada

MinP = valor mínimo de intensidade da imagem realçada

Cálculo do contraste das imagens original e processada

$$C_o = \frac{MaxO - MinO}{MaxO + MinO}$$

$$C_p = \frac{MaxP - MinP}{MaxP + MinP}$$

Cálculo do índice CII

$$CII = \frac{C_p}{C_o}$$

Fim do programa

5.4.2 - Histograma da Imagem

Outro método utilizado para a verificação da melhoria de contraste nas imagens, foi a comparação entre o histograma da imagem original e da imagem processada(realçada).

O histograma de uma imagem digital com níveis de cinza na faixa $[0,L-1]$ é uma função discreta([GONZALEZ-1992]) :

$$p(r_k) = n_k / n \quad (5.3)$$

onde r_k é o k -ésimo nível de cinza, n_k é o número de *pixels* na imagem com o nível de cinza k e n é o número total de *pixels* na imagem com $k = 0,1,2,3,...,L-1$.

Figura 5.5 – Histograma correspondendo aos 4 tipos básicos de imagens

Em outras palavras, $p(r_k)$ é uma estimativa da probabilidade de ocorrência de um nível de cinza r_k na imagem. Um gráfico desta função para todos os valores de k fornece uma descrição global da aparência da imagem. A **figura 5.5** mostra os

histogramas de 4 tipos básicos de imagens. O histograma da **fig. 5.5(a)** possui uma forma estreita indicando que os valores dos *pixels* estão concentrados numa pequena faixa dos níveis de cinza, correspondendo a uma imagem de baixo contraste. O oposto ocorre na **fig. 5.5(d)** onde os valores dos *pixels* estão bem distribuídos entre os níveis de cinza. A **fig. 5.5(b)** corresponde ao histograma de uma imagem escura, e a **fig. 5.5(c)** corresponde ao histograma de uma imagem clara.

Assim, como a forma do histograma de uma imagem fornece uma informação útil sobre o contraste da mesma, utilizou-se a análise do histograma das imagens (originais e processadas) como forma de avaliação qualitativa do realce de contraste.

Capítulo 6

Resultados

Na etapa de implementação das técnicas de realce, iniciamos pela técnica de realce global intitulada *Ganho Adaptativo Multiescala* proposta por LAINE(1994). A **figura 6.1**, ilustra um exemplo de uma imagem realçada por esta técnica. Das 100 imagens analisadas, todas mostraram uma sensível melhoria na visualização.

Figura 6.1 - Imagem de um mamograma digitalizado contendo nódulo. (a) Imagem original. (b) Imagem realçada.

A técnica foi aplicada inicialmente nas 50 imagens do banco de dados do MIAS. Em função da técnica utilizar 2 parâmetros para o realce(a taxa de contraste c e o nível de *threshold* b), houve a necessidade de verificação dos valores ótimos para os mesmos, visando a automatização do sistema. Para isso utilizou-se um grupo

de 20 imagens do MIAS onde foram feitos testes exaustivos com diferentes valores para b e c , verificando-se quais valores permitiam uma melhor visualização das estruturas de interesse. A **Figura 6.2** abaixo ilustra o realce obtido para diversos valores de c .

Figura 6.2 - Imagens mamográficas realçadas pelo *Ganho Adaptativo Multiescala* para diversos valores para a taxa de realce c . (a) Imagem Original (b) Imagem Realçada com $c = 6$. (c) $c = 12$ (d) $c = 18$. (e) $c = 24$ (f) $c = 30$.

Escolheu-se $c = 6$ e $b = 1$ -MÉDIA. Este valor de b difere do valor proposto originalmente por ([LAINE –1994]), o qual utiliza o desvio padrão dos *pixels* da imagem. Entretanto, em função da luminosidade das imagens utilizadas ser bastante

baixa, o desvio padrão é pequeno, o que acarreta num valor baixo para o *threshold* b , não possibilitando o realce das estruturas de interesse, as quais possuem um valor de luminosidade na faixa de 0.6 a 0.8. Em função disso optou-se pelo valor de 1-MEDIA, já que a média de intensidade dos *pixels* das imagens era baixa, obtendo-se assim um valor de *threshold* na faixa desejada.

Por questões de velocidade de processamento, optou-se por trabalhar com regiões de interesse (ROIs), ao invés de processar a imagem toda. Estas regiões foram selecionadas por radiologistas do Serviço de Radiodiagnóstico do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo.

Após a seleção das ROIs, constatou-se que nem todas as imagens possuíam baixa luminosidade, o que inviabilizava a utilização da metodologia proposta para o cálculo do *threshold* com fins automatização do sistema. Para a solução deste problema fez-se uma verificação inicial da característica do brilho da imagem (clara ou escura) com base no valor da média de intensidade dos *pixels*, adequando-se o *threshold* b à característica encontrada: $b = 1 - \text{MEDIA}$ para imagens escuras e $b = \text{MEDIA}$ para imagens claras.

Posteriormente, verificou-se através de testes com algumas ROIs que os valores utilizados para as imagens do MIAS também eram adequados às imagens de NIJMEGEN.

As ROIs do MIAS e de NIJMEGEN, foram realçadas utilizando 1 nível de decomposição, ao qual foi aplicado a função de realce, sendo em seguida os resultados quantificados através do cálculo dos valores de contraste e do índice CII para cada uma das imagens.

A técnica de *Reconstrução Parcial* não necessitou de qualquer investigação quanto à qualidade das imagens, uma vez que não se utiliza de parâmetros de realce baseando-se apenas na reconstrução seletiva dos níveis de interesse.

Os resultados dos valores de contraste e o índice CII dos mamogramas das Bases de Dados do MIAS e de NIJMEGEN, contendo respectivamente nódulos e microcalcificações, processados pelas técnicas *Ganho Adaptativo Multiescala* e *Reconstrução Parcial*, são apresentados nas tabelas 6.1, 6.2, 6.3 e 6.4.

Imagem	C. Original	C. Realçada	Índice CII
mdb 001	0,2886	2,4621	8,5315
mdb 005	0,6476	0,9715	1,5002
mdb 012	0,1765	0,6290	3,5642
mdb 015	0,2667	0,7637	2,8637
mdb 017	0,6194	2,2401	3,6166
mdb 018	0,9898	1,0000	1,0104
mdb 019	0,2035	0,6318	3,1049
mdb 020	0,2206	0,4845	2,1963
mdb 021	0,9431	1,0487	1,112
mdb 023	0,2862	0,8215	2,8705
mdb 025	0,3333	0,7485	2,2458
mdb 028	0,354	0,6503	1,8371
mdb 058	0,1805	0,6689	3,7063
mdb 059	0,2213	2,0964	9,4734
mdb 063	0,2064	0,6246	3,0266
mdb 069	0,3137	0,7610	2,4262
mdb 072	0,5043	0,8169	1,6199
mdb 081	0,7249	0,9970	1,3755
mdb 083	0,7121	1,2951	1,8188
mdb 090	0,9319	1,5786	1,694
mdb 092	0,5139	0,8949	1,7415
mdb 095	0,728	2,0406	2,8031
mdb 102	0,8983	0,9822	1,0934
mdb 104	0,1826	0,7433	4,071
mdb 111	0,9485	1,0308	1,0868
mdb 132	0,4881	1,5495	3,1747
mdb 134	0,2537	1,6887	6,6564
mdb 141	0,7585	1,3055	1,7212
mdb 142	0,1802	1,8411	10,2175
mdb 145	0,36	1,8947	5,2633
mdb 148	0,411	1,6978	4,1311
mdb 178	0,5186	1,4603	2,8159
mdb 181	0,8571	1,5080	1,7595
mdb 184	0,397	1,7951	4,5218
mdb 186	0,2299	1,9630	8,5386
mdb 193	0,9455	0,9892	1,0463
mdb 195	0,5693	2,2230	3,9049

Imagem	C. Original	C. Realçada	Índice CII
mdb 202	0,7908	0,9532	1,2054
mdb 204	0,1582	2,3226	14,6816
mdb 206	0,6	1,6105	2,6843
mdb 244	0,4472	0,8526	1,9066
mdb 264	0,6091	1,4211	2,3332
mdb 265	0,3716	0,8436	2,2704
mdb 267	0,162	0,6277	3,8753
mdb 270	0,242	0,6738	2,7846
mdb 271	1	1,4448	1,4448
mdb 290	0,3918	0,6345	1,6195
mdb 312	0,1421	0,5984	4,2118
mdb 314	0,306	1,8124	5,9232
mdb 315	0,4348	0,9538	2,1938

Tabela 6.1 – Cálculo do Contraste e do Índice CII para os 50 mamogramas da Base de Dados do MIAS, para técnica de *Ganho Adaptativo Multiescala*.

Imagem	C. Original	C. Realçado	Índice CII
I001	0,5102	0,7506	1,4712
I002	0,6981	1,1293	1,6177
I003	0,5025	1,5299	3,0447
I004	0,5025	0,7276	1,448
I005	0,6735	0,9050	1,3438
I006	0,5789	0,7818	1,3506
I007	0,8505	1,0791	1,2689
I008	0,7563	1,0111	1,337
I009	0,526	0,7774	1,4781
I010	0,5739	0,8023	1,398
I012	0,5	0,8291	1,6583
I014	0,8049	1,0987	1,3651
I015	1	1,2201	1,2201
I016	0,7838	1,1385	1,4526
I017	0,8699	1,3279	1,5266
I018	0,8222	1,1776	1,4323
I019	0,7838	1,5118	1,9289

Imagem	C. Original	C. Realçado	Índice CII
I020	0,6735	0,9001	1,3365
I021	0,5789	1,3365	2,3088
I022	0,6098	0,8496	1,3933
I023	0,8367	1,0242	1,2241
I025	1	1,8021	1,8021
I026	0,8222	1,2247	1,4896
I028	0,8367	1,0918	1,305
I029	1	1,8769	1,8769
I030	0,6735	0,9154	1,3592
I031	0,8779	1,2124	1,3811
I032	0,7838	1,2416	1,5842
I033	0,7838	1,1590	1,4787
I034	0,6735	1,0188	1,5127
I035	1	2,1993	2,1993
I036	0,6098	1,1219	1,8398
I037	0,8222	1,4266	1,7352
I039	0,4386	0,8172	1,8634
I040	0,6019	0,8275	1,3749
I042	1	1,5715	1,5715
I043	0,522	0,8143	1,56
I044	0,8367	1,0352	1,2373
I045	0,6354	0,7684	1,2094
I046	0,7698	0,9402	1,2214
I047	0,7949	0,9072	1,1413
I048	0,7217	1,4172	1,9637
I049	0,6796	0,8026	1,181
I050	1	1,2149	1,2149
I051	1	1,1507	1,1507
I052	1	1,4141	1,4141
I054	0,8857	1,3769	1,5546
I055	0,7698	0,9639	1,2522
I056	0,8232	0,9795	1,1899
I057	0,8232	0,9456	1,1488

Tabela 6.2 - Cálculo do Contraste e do Índice CII para os 50 mamogramas da Base de Dados do NIJMEGEN, para técnica de *Ganho Adaptativo Multiescala*.

Imagem	C. Original	C. Realçado	Índice CII
mdb 001	0,2886	0,6662	2,3087
mdb 005	0,6476	0,7547	1,1655
mdb 012	0,1765	0,5785	3,2781
mdb 015	0,2667	0,5439	2,0396
mdb 017	0,6194	0,7570	1,2223
mdb 018	0,9898	1,0118	1,0223
mdb 019	0,2035	0,5488	2,6972
mdb 020	0,2206	0,5717	2,592
mdb 021	0,9431	0,9712	1,0299
mdb 023	0,2862	0,5836	2,0394
mdb 025	0,3333	0,6044	1,8135
mdb 028	0,354	0,6113	1,7271
mdb 058	0,1805	0,5350	2,964
mdb 059	0,2213	0,5710	2,5806
mdb 063	0,2064	0,5211	2,525
mdb 069	0,3137	0,6252	1,993
mdb 072	0,5043	0,7397	1,4668
mdb 081	0,7249	0,7855	1,0836
mdb 083	0,7121	0,8773	1,232
mdb 090	0,9319	0,9599	1,0301
mdb 092	0,5139	0,7207	1,4025
mdb 095	0,728	0,8239	1,1318
mdb 102	0,8983	0,9379	1,0441
mdb 104	0,1826	0,5545	3,0372
mdb 111	0,9485	1,0280	1,0839
mdb 132	0,4881	0,6772	1,3876
mdb 134	0,2537	0,5366	2,1151
mdb 141	0,7585	0,9987	1,3168
mdb 142	0,1802	0,5138	2,8518
mdb 145	0,36	0,6715	1,8655
mdb 148	0,411	0,6814	1,658
mdb 178	0,5186	0,8040	1,5504
mdb 181	0,8571	0,9308	1,0861
mdb 184	0,397	0,6604	1,6636
mdb 186	0,2299	0,5866	2,5518
mdb 193	0,9455	0,9700	1,026
mdb 195	0,5693	0,7778	1,3663

Imagem	C. Original	C. Realçado	Índice CII
mdb 202	0,7908	0,8675	1,0971
mdb 204	0,1582	0,5418	3,4253
mdb 206	0,6	0,8247	1,3746
mdb 244	0,4472	0,7125	1,5933
mdb 264	0,6091	0,7653	1,2566
mdb 265	0,3716	0,5992	1,6127
mdb 267	0,162	0,5346	3,3004
mdb 270	0,242	0,6596	2,7258
mdb 271	1	1,6979	1,6979
mdb 290	0,3918	0,5976	1,5254
mdb 312	0,1421	0,5369	3,7784
mdb 314	0,306	0,6138	2,0062
mdb 315	0,4348	0,7027	1,6163

Tabela 6.3 - Cálculo do Contraste e do Índice CII para os 50 mamogramas da Base de Dados do MIAS, para técnica de *Reconstrução Parcial*.

Imagem	C. Original	C. Realçado	Índice CII
I001	0,5102	0,7258	1,4226
I002	0,6981	0,8564	1,2268
I003	0,5025	0,7547	1,502
I004	0,5025	0,6623	1,3182
I005	0,6735	0,7861	1,1673
I006	0,5789	0,6689	1,1555
I007	0,8505	0,9172	1,0785
I008	0,7563	0,8760	1,1584
I009	0,526	0,7427	1,412
I010	0,5739	0,6660	1,1606
I012	0,5	0,6917	1,3834
I014	0,8049	0,8805	1,094
I015	1	1,0747	1,0747
I016	0,7838	0,9305	1,1872
I017	0,8699	0,9113	1,0477
I018	0,8222	0,9343	1,1364
I020	0,6735	0,7358	1,0926
I019	0,7838	0,9251	1,1803

Imagem	C. Original	C. Realçado	Índice CII
I021	0,5789	0,7341	1,2681
I022	0,6098	0,8118	1,3313
I023	0,8367	0,9433	1,1275
I025	1	1,1574	1,1574
I026	0,8222	0,9509	1,1566
I028	0,8367	0,9649	1,1533
I029	1	1,1969	1,1969
I030	0,6735	0,8432	1,2521
I031	0,8779	0,9565	1,0896
I032	0,7838	0,9150	1,1675
I033	0,7838	0,9185	1,1719
I034	0,6735	0,9184	1,3637
I035	1	1,0451	1,0451
I036	0,6098	0,9667	1,5853
I037	0,8222	0,9073	1,1036
I039	0,4386	0,7743	1,7655
I040	0,6019	0,7100	1,1796
I042	1	1,1887	1,1887
I043	0,522	0,7145	1,3688
I044	0,8367	0,9114	1,0893
I045	0,6354	0,7889	1,2417
I046	0,7698	0,9035	1,1737
I047	0,7949	0,8542	1,0747
I048	0,7217	0,8932	1,2377
I049	0,6796	0,7383	1,0864
I050	1	1,0781	1,0781
I051	1	1,0582	1,0582
I052	1	1,1154	1,1154
I054	0,8857	0,9284	1,0483
I055	0,7698	0,9165	1,1906
I056	0,8232	0,9074	1,1023
I057	0,8232	0,8878	1,0785

Tabela 6.4 – Cálculo do Contraste e do Índice CII para os 50 mamogramas da Base de Dados de NIJMEGEN Holanda, para técnica de *Reconstrução Parcial*.

6.1– Avaliação dos Resultados

Para a análise e avaliação dos resultados foram feitos os gráficos das imagens pelo contraste original e o contraste realçado, para as duas técnicas implementadas e aplicadas às duas bases de dados (NIJMEGEN e MIAS), como é ilustrado pelas figuras 6.3, 6.4, 6.5 e 6.6.

Figura 6.3 - Valor de Contraste entre as imagens originais do MIAS e as mesmas imagens processadas pela técnica de *Ganho Adaptativo Multiescala*.

Figura 6.4 – Valor do Contraste entre as imagens originais do MIAS e as mesmas imagens processadas pela técnica de *Reconstrução Parcial*.

Figura 6.5 – Valor do Contraste entre as imagens originais de NIJMEGEN e as mesmas imagens processadas com a técnica de *Ganho Adaptativo Multiescala*.

Figura 6.6 – Valor do Contraste entre as imagens originais de NIJMEGEN e as mesmas imagens processadas pela técnica de *Reconstrução Parcial*

Os valores de contraste foram obtidos através da aplicação da equação (5.2) às imagens originais e processadas. Em todos os gráficos apresentados pode-se notar a melhoria de contraste das imagens processadas em relação às originais. Esta metodologia possibilita uma visão global do desempenho do sistema de realce.

Uma outra maneira de avaliar os resultados, utilizada neste trabalho, foi a análise do histograma das imagens. Esta metodologia permite uma análise qualitativa do desempenho local do sistema. As **figuras 6.7 e 6.8** exibem duas imagens mamográficas, uma de nódulo e outra de um *cluster* de microcalcificações, suas respectivas imagens realçadas e respectivos histogramas.

Figura 6.7 – (a) Imagem original contendo nódulo. (b) Histograma da imagem original. (c) Imagem realçada pelo *Ganho Adaptativo Multiescala*. (d) Histograma da imagem realçada.

A **fig. 6.7(a)** mostra uma imagem de um nódulo. A imagem possui baixo contraste, o que pode ser observado pelo seu histograma, **fig. 6.7(b)**. Na **fig. 6.7(c)** temos a imagem realçada. Houve uma sensível melhoria no realce, que pode ser comprovada pela observação do histograma, **fig. 6.7(d)**., no qual constata-se uma abertura em relação à imagem original.

Figura 6.8 – (a) Imagem original contendo nódulo. (b) Histograma da imagem original. (c) Imagem realçada pela técnica de *Reconstrução Parcial*. (d) Histograma da imagem realçada.

A **Figura 6.8** acima exibe a mesma imagem da **Figura 6.7** no entanto realçada através da *Reconstrução Parcial*. Pode-se observar uma ligeira melhoria no contraste da imagem, porém acompanhada do aparecimento de um gradeamento de fundo.

A **figura 6.9(a)** mostra a imagem de um *cluster* de microcalcificações. A imagem pode ser caracterizada como uma imagem escura pois os *pixels* encontram-se na faixa inferior da escala de níveis de cinza, como pode ser observado pelo seu histograma, **fig. 6.9(b)**. Além disso existe uma grande quantidade de *pixels* concentrados em pontos isolados da escala de níveis de cinza. Na **fig.6.9(c)** temos a imagem realçada pela técnica de *Reconstrução Parcial*. Observe pelo histograma da imagem realçada, **fig. 6.9(d)** que apesar da imagem permanecer escura, o contraste melhorou devido a uma melhor distribuição dos *pixels* entre os níveis de cinza. Isto possibilitou uma melhor visualização das microcalcificações.

Figura 6.9 – (a) Imagem original contendo um *cluster* de microcalcificações. (b) Histograma da imagem original. (c) Imagem realçada pela técnica de *Reconstrução Parcial*. (d) Histograma da imagem realçada.

A **Figura 6.10** exibe a mesma imagem da **Figura 6.9**, mas agora realçada pela técnica de *Ganho Adaptativo Multiescala*. Pode-se observar visualmente que houve uma supressão das estruturas do fundo da imagem e um ganho de intensidade das microcalcificações. Essa supressão das estruturas de fundo é provocada pelo *threshold* utilizado no processo de realce. Isso acarreta um escurecimento da imagem

processada. Pela observação dos histogramas, nota-se o deslocamento para a faixa inferior de níveis de cinza na imagem realçada (escurecimento da imagem) mas também uma melhor distribuição dos *pixels* entre os níveis de cinza utilizados. Em função destes fatores tem-se uma melhor visualização das microcalcificações na imagem processada em relação à imagem original.

Figura 6.10 – (a) Imagem original contendo um *cluster* de microcalcificações. (b) Histograma da imagem original. (c) Imagem realçada pelo *Ganho Adaptativo Multiescala*. (d) Histograma da imagem realçada.

6.2 – Discussões dos Resultados

Das **tabelas 6.1 e 6.2** podemos observar que o aumento de contraste baseado no índice **CII** para técnica do *Ganho Adaptativo Multiescala* foi em média:

- De 202 % para as 50 imagens de nódulo da base de dados do MIAS.
- De 50% para as 50 imagens de microcalcificação da base de dados de NIJMEGEN

Das tabelas 6.3 e 6.4 podemos observar que o aumento de contraste baseado no índice CII para técnica de *Reconstrução Parcial* foi em média:

- De 85% para as 50 imagens de nódulo da base de dados do MIAS.
- De 20% para as 50 imagens de microcalcificação da base de dados de NIJMEGEN.

Estes resultados são evidenciados pelos gráficos das figuras 6.3 a 6.6 que mostram a diferença de contraste entre as imagens originais e as imagens processadas pela T.W. Os valores de contraste das imagens processadas mostraram-se superiores, o que visualmente pode ser comprovado. Observa-se pelos gráficos destas figuras que a área entre os pontos que representam o valor do contraste das imagens processadas e os que representam o valor de contraste das imagens originais, é maior nas imagens processadas pela técnica do *Ganho Adaptativo Multiescala* em relação à técnica de *Reconstrução Parcial* para as duas bases de imagens utilizadas. Contudo, apesar do aumento médio do contraste, baseado no índice CII, ser bem maior para a técnica do *Ganho Adaptativo Multiescala* para as imagens do MIAS, devemos levar em consideração o desvio padrão dos valores do índice CII, pois algumas imagens apresentaram um valor de CII muito acima da média como por exemplo as imagens: mdb204, mdb001, mdb142, mdb186, mdb059. Os valores do desvio padrão para as técnicas do *Ganho Adaptativo Multiescala*(GAM) e *Reconstrução Parcial*(RP) são respectivamente:

2,68 (GAM)		Para as imagens do MIAS
0,77 (RP)		
0,34 (GAM)		Para as imagens de NIJMEGEN
0,14 (RP)		

Com a supressão de algumas imagens do MIAS processadas pelo GAM cujo valor de CII situa-se acima da média, obteve-se o seguinte resultado:

Desvio Padrão = 1,02

Com isso, o aumento médio de contraste passou a ser de 140 %.

Pela análise do histograma, de algumas imagens, podemos constatar que o *Ganho Adaptativo Multiescala* foi superior à *Reconstrução Parcial*, nas imagens do MIAS. Entretanto nas imagens de NIJMEGEN ocorreu um deslocamento do histograma para a faixa inferior de níveis de cinza. Isto em função das imagens serem bastante escuras, possuindo poucos *pixels* situados numa faixa de intensidade de nível de cinza mais elevada, o que aliado ao processamento realizado no *Ganho Adaptativo Multiescala* em que há uma supressão dos níveis de cinza inferiores a um certo *threshold*, provocou este deslocamento do histograma nas imagens processadas. Além disso em algumas imagens observou-se a supressão e distorção da forma de algumas microcalcificações. Para a verificação destas observações foram feitos alguns testes preliminares com um sistema de segmentação automática em desenvolvimento na USP – São Carlos([FERRARI- 1998]).

Figura – 6.11. Visualização da imagem de uma ROI suas imagens segmentadas. Da esquerda para a direita e de cima para baixo temos: Imagem Original; Imagem segmentada após o realce pelo *Ganho Adaptativo Multiescala*; Imagem segmentada após o realce pela *Reconstrução Parcial* do nível 2 e em seguida dos níveis 2 e 3.

O software foi aplicado às imagens de microcalcificações da base do MIAS, realçadas pelas 2 técnicas utilizadas neste trabalho. Foram utilizadas 30 imagens. Após a segmentação as imagens foram apresentadas a um radiologista experiente do Serviço de Radiodiagnóstico do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto – USP, sendo analisadas segundo a preservação de forma e do número de microcalcificações presentes nas imagens segmentadas. Entre as 30 imagens segmentadas 29 preservaram melhor a forma e o número de microcalcificações quando utilizou-se a *Reconstrução Parcial* no realce e apenas uma obteve resultados melhores utilizando a técnica de *Ganho Adaptativo Multiescala*. A **figura - 6.11** mostra como as imagens segmentadas foram apresentadas ao radiologista.

Figura 6.12 – Realce de uma ROI utilizando combinação das técnicas de *Reconstrução Parcial* e *Ganho Adaptativo Multiescala*. **(a)** Imagem Original. **(b)** Imagem realçada utilizando-se de 2 níveis de decomposição. **(c)** Imagem realçada utilizando-se 3 níveis de decomposição.

Como parte dos resultados desse estudo aplicado sobre a utilização da T.W. para o realce de imagens mamográficas, alguns problemas foram detectados. Um aspecto relevante ao *Ganho Adaptativo Multiescala* foi a utilização de apenas um nível de decomposição para a aplicação da função de realce. Inicialmente a proposta não era a de se utilizar a decomposição em apenas um nível, mas sim em vários níveis. Contudo após a decomposição em vários níveis e aplicação da função de realce, observou-se uma saturação no brilho da imagem processada. Essa saturação era menor quanto menor eram os níveis de decomposição. Este aspecto é ilustrado na **Figura - 6.12**. Provavelmente este problema ocorre porque há um realce redundante

de estruturas que aparecem em diversos níveis de decomposição. Este fato, a princípio inviabilizou a idéia de utilizar-se uma combinação das 2 técnicas implementadas, uma vez que a *Reconstrução Parcial* utiliza-se de vários níveis de decomposição, necessitando de uma investigação mais aprofundada.

Na técnica do *Ganho Adaptativo Multiescala* foram encontrados problemas para a comparação dos resultados, devido a falta da especificação da wavelet e de quantos níveis de decomposição foram utilizados em outros artigos. Outro problema ocorrido com esta técnica foi a perda de informação próximo à camada externa da mama nas imagens processadas, ocasionada pelo *threshold* utilizado, o que pode dificultar o diagnóstico de lesões localizadas nesta região. Em contrapartida houve uma sensível melhoria na visualização das estruturas internas da mama, que possuíam baixo contraste no mamograma original. A **figura 6.13** ilustra o exemplo de uma ROI em que o realce melhorou o contraste de estruturas no interior da mama, mas prejudicou a visualização da lesão localizada na camada externa, próximo à borda da mama.

Figura 6.13 – Imagem de uma ROI em que houve realce das estruturas internas e perda da informação de borda (a) Imagem Original. (b) Imagem Realçada.

Outro fator foi o aparecimento de um gradeado de fundo das imagens após o processamento com a técnica de *Reconstrução Parcial*, como ilustrado na **figura - 6.14(a)**. O aparecimento deste artefato nas imagens, caso não as prejudique para a visualização médica, pode influenciar significativamente em um posterior processo automático de detecção, segmentação e classificação de nódulos e/ou microcalcificações. Segundo ([YOSHIDA-1996]), uma das maneiras de redução

deste processo seria aumentar o comprimento da função wavelet mãe, o que de fato ocorre como ilustrado na **figura - 6.14(b)**.

Figura 6.14 – Exemplos de imagens realçadas através do método de *Reconstrução Parcial* utilizando wavelets de diferentes comprimentos. (a) Imagem de uma ROI processada com a wavelet *Daubechies 8*. (b) Imagem de uma ROI processada com a wavelet *Daubechies 20*

6.2.1 – Comparação com Técnicas Convencionais

Uma das formas de avaliação do desempenho das técnicas de realce utilizando wavelets foi a observação da forma apresentada pelos histogramas das imagens original e realçada. Como foi mostrado pela **figura 6.7**, pode-se observar uma abertura significativa do histograma da imagem, o que resultou em uma significativa melhoria do contraste. Para efeito de comparação a **figura 6.15** mostra uma imagem após o realce com o método do *Ganho Adaptativo Multiescala* e com o método de *Equalização do Histograma*.

Podemos observar que apesar do histograma possuir uma abertura maior no caso da imagem equalizada em relação à imagem processada pela T.W., perde-se a forma da estrutura de interesse, o que prejudicaria um posterior processamento para segmentação e classificação automatizadas.

Figura 6.15 - (a) Imagem Original. (b) Histograma da Imagem Original. (c) Imagem realçada pelo *Ganho Adaptativo Multiescala*. (d) Histograma da imagem realçada pelo *Ganho Adaptativo Multiescala*. (e) Imagem realçada pela *Equalização do Histograma*. (f) Histograma da imagem equalizada.

Estas observações e os resultados já apresentados, confirmam a superioridade das técnicas envolvendo a Transformada de Wavelet, em relação às técnicas convencionais, para realce de contraste em imagens mamográficas, indicando um grande potencial como ferramenta auxiliar a um sistema CAD.

Capítulo 7

Conclusões Finais

A necessidade de melhoria nos sistemas de diagnóstico por imagem tem sido motivo de pesquisa em todo o mundo. Tais sistemas podem apresentar-se como fator decisivo para o diagnóstico precoce do câncer de mama, o que auxiliaria a redução do número de diagnósticos falsos positivos e o aumento da expectativa de vida de pacientes com esta patologia. Na melhoria do desempenho desses sistemas inserem-se os protocolos de auxílio computadorizado ao diagnóstico (CAD), os quais, através de técnicas de processamento de imagens, propõem-se desde a melhoria da qualidade das imagens mamográficas para a visualização até o diagnóstico das mesmas via computador. Dentre as inúmeras técnicas de processamento recentes, as que utilizam a análise multiresolução e em especial as que utilizam-se da Transformada de Wavelet (T.W.) têm sido alvo de vários estudos e discussões em seu possível desempenho na melhoria dos sistemas CAD. Este aspecto motivou este estudo sobre a utilização da T.W. na melhoria do realce de imagens mamográficas visando sua aplicação no desenvolvimento de sistemas de auxílio computadorizado ao diagnóstico (CAD).

As primeiras conclusões acerca do estudo realizado permitem afirmar que a Transformada de Wavelet mostrou-se uma ferramenta útil para o realce de estruturas de interesse (microcalcificações e nódulos) em imagens mamográficas.

A técnica do *Ganho Adaptativo Multiescala* apresentou resultados quantitativamente superiores aos da técnica de *Reconstrução Parcial*. Entretanto esta última preservou melhor a forma das microcalcificações, o que certamente é relevante numa posterior escolha de um método como ferramenta auxiliar a um sistema de segmentação automática.

Através da utilização de wavelets adequadas pode-se chegar a um realce ótimo para utilização em um sistema CAD.

Como já mencionado anteriormente dentro do processo de busca de uma ferramenta auxiliar a um sistema CAD, foram feitos alguns testes preliminares com um sistema automático de segmentação de microcalcificações que está sendo desenvolvido pelo @Ladim - USP - São Carlos. Testes preliminares mostraram que em alguns casos existiram bons resultados na segmentação de microcalcificações e em outros foram introduzidos muitos artefatos ou ocorreu a supressão de estruturas de interesse. Portanto, faz-se necessário uma investigação minuciosa da influência do realce utilizando a Transformada de Wavelet na segmentação de estruturas em imagens mamográficas.

Contribuições deste Trabalho

Como contribuições deste trabalho ressaltamos quatro aspectos:

1. Propiciou a aplicação e verificação do desempenho da T.W. para o realce de mamogramas digitalizados, visando sua utilização em sistemas computadorizados de auxílio ao diagnóstico do câncer de mama
2. Possibilitou a aquisição de “*know how*” sobre a Transformada de Wavelet e sua aplicação no pré processamento de imagens. Além disso esse conhecimento é de grande utilidade no estudo e implementação de novas técnicas e algoritmos que envolvam a utilização da T.W.
3. A disponibilização de um algoritmo para o realce de mamogramas digitalizados, que poderá ser utilizado separadamente ou inserido num sistema CAD.
4. Esse trabalho poderá ser utilizado como material de referência para estudos e trabalhos futuros que deverão ser desenvolvidos num processo de estruturação de um sistema CAD.

Sugestões para Trabalhos Futuros

Apesar do trabalho realizado apresentar bons resultados, pode-se aperfeiçoá-lo buscando soluções para as dificuldades encontradas durante a implementação do mesmo. Apresentamos abaixo algumas sugestões para trabalhos futuros.

- Estudo para a verificação do melhor tipo de wavelet para o realce de imagens
- Estudo relacionando os níveis de decomposição e as estruturas presentes em cada um desses níveis, objetivando assim o realce específico de determinadas estruturas.
- Estudo e utilização de informações clínicas de interesse mamográfico para a modelagem de um sistema para o realce visando a visualização.
- Investigação mais aprofundada dos resultados na segmentação de estruturas quando pré - processados pela T.W. .
- Estudo mais detalhado das técnicas de segmentação, inclusive da possibilidade de segmentação utilizando a Transformada de Wavelet
- Estudo sobre a utilização da T.W. na detecção de estruturas mamográficas.

Referências Bibliográficas

[BALLARD - 1982]

BALLARD.D. H. ; BROWN,C. M. , Computer Vision. **Prentice Hall Inc.,**
Englewood Clifs, New Jersey, 1982

[BURT - 1983]

P.J.BURT & E.H. ADELSON,The Laplacian Pyramid as a Compact image
Code, **IEEE Transactions on Communications, 31(4), abril 1983.**

[CHAN - 1987]

H.P.CHAN; K.DOI; S. GALHOTRA; C.J.VYBORNLY; H. MacMAHON
and P.M. JOKICH, Image feature analysis and computer aided diagnosis in digital
radiography. Automated detection of microcalcifications in mammography, **Med.**
Phys. 14(4), julho/agosto 1987

[CHAN - 1988]

H.P.CHAN; K.DOI; C.J.VYBORNLY; K.L.LAM; R.A.SCHMIDT, Com
puter Aided Detection of Microcalcifications in Mammograms, Original Investiga
tions, **1988**

[CHEN - 1997]

CHEN, L. ; CHEN, C. W. ; PARKER, K. J. , Adaptive Feature
Enhancement for Mammographic Images with Wavelet Multiresolution Analysis,
Journal of Eletronic Imaging, vol 6(4), outubro 1997.

[DAUBECHIES -1992]

DAUBECHIES, I., Ten Lectures on Wavelets, CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Philadelphia, Pennsylvania, 1992.

[DENGLER - 1993]

DENGLER, J. ; BEHRENS, S. ; DESAGA, J.F., Segmentation of Microcalcifications in Mammograms, IEEE MI, v. 12(4), p. 634-642, 1993

[DHAWAN - 1986]

A.P.DHAWAN; G.BUELLONI; R. GORDON, Enhancement of Mammographic Features by Optimal Adaptive Neighborhood Image Processing, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol MI-5(1), março 1986.

[FERRARI – 1998]

R. J. FERRARI, Classificação de Lesões de Mama Contendo Microcalcificações Associadas- Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 1998.

[GOMES - 1997]

GOMES, J; GOLDESNTEN, S. ; VELHO, L. , Wavelets : Teoria Software e Aplicações, 21. Colóquio Brasileiro de Matemática IMPA - R.J. 1997.

[GONZALEZ - 1993]

R. C. GONZALEZ; R. E. WOODS, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, United States of America, 1993

[GORDON - 1984]

R. GORDON & R.M.RANGAYYAN, Feature Enhancement of Film Mammograms Using Fixed and Adaptive Neighborhoods, **Applied Optics**, v.23(4), fevereiro 1984.

[GROSSMANN - 1984]

A. GROSSMANN; J. MORLET, Decomposition of Hardy Functions into Squared Integrable Wavelets of Constant Shape, **SIAM J. Math. Analysis**, 15:723-736, 1984.

[LAINE – 1992]

LAINE, A.;S. SONG; Multiscale Wavelet Representations for Mammographic Feature Analysis, Proc. SPIE., julho, 1992.

[LAINE - 1994]

LAINE,A.; SCHULER, S. ; JIAN,F. ; HUDA, W. , Mammographic Feature Enhancement by Multiscale Analysis, **IEEE Trans. Med. Imag.**, vol 13, n. 4, dezembro 1994.

[LAINE - 1995]

LAINE, A. ; FAN, J. ; YANG, W. Wavelets for contrast enhancement of digital mammography. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, v. 14(5), p. 536-550, 1995.

[LE GAL - 1984]

LE GAL, M. ; CHAVANNE, G. ; PELLIER,D. Valeur diagnostique des microcalcifications groupées découvertes par mammographies. **BULL Cancer**, v.71,p. 57-64, 1984.

[LEFEBVRE - 1994]

LEFEBVRE F. ; BENALI, H. ; GILLES, R. DI PAOLA, R. A simulation model of aggrupamented breast microcalcifications. **Medical Phisics**, v.21(12), p 1865-1874, 1994.

[LOW - 1991]

ADRIAN LOW, Introductory Computer Vision and Image Processing , MacGraw Hill Book Company, London 1991

[LU - 1994]

LU, J. ; HEALY JR, D. M. ; WEAVER, J. B., Contrast Enhancement of medical Images Using Multiscale Edge Representation, **Optical Engineering**, v.33(7), julho 1994

[MALLAT-1989]

S.G.MALLAT, A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 11(7): 674-693, July 1989

[MALLAT 1992]

MALLAT, S. ; HWANG, W.L. , Singularity Detection and Processing with Wavelet, **IEEE Transaction on information Theory**, 38, p 617-643 março 1992

[MALLAT – 1992a]

MALLAT,S ; ZHONG, S. ; Characterization of Signal from Multiscale Edges , IEEE Transaction Pattern Anal. Mach. Intell. , v. 14, , p. 710-732 julho 1992.

[MORROW - 1992]

MORROW, W.M.; PARANJAPE. R.B. ; RANGAYYAN, R.M. ; DESAUTELS, J.E.L. Region-based contrast enhancement of mammograms. IEEE Transactions on Medical Imaging, v. 11(3), p. 392-405, 1992

[NISHIKAWA - 1993]

NISHIKAWA, R.M. ; GIGER, M.L.; DOL,K. ; VYBORNÝ, C.J. ; SCHIMIDT, R.A. , Computer Aided Detection of Agrupamented microcalcifications: An Improved Method for Grouping Detected Signals. Medical Physics, v. 20(6), p.1661-1666 1993

[QIAN - 1995]

QIAN, W. KALLERGI, M. , CLARKE, L. P. ; LI, H.D. ; VENUGOPAL, P. ; SONG, D. ; CLARK, R.A. , Tree Structured Wavelet Transform Segmentation of Microcalcifications in Digital Mammography. , Medical Phisics, v 22(8), p. 1247-1254, 1995

[RICHARDSON - 1995]

RICHARDSON JR, W. B. , Applying Wavelets to Mammograms. IEEE Engineering in Medicine and Biology,v. 14(5), p. 551-560, 1995

[SUCKLING – 1994]

J.SUCKLING; J.PARKER; D.R.DANCE; S.ASTLEY; I. HUTT; C.R.M. BOGGIES; I. RICKITSS; E. STAMATAKIS; N. CERNEAZ; S.L. KOK; P. TAYLOR; E.DETAL & J.SAVAGE; The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammograms Database. **Proceedings of The Second International Workshop on Digital Mammography, 375-378, 1994**

[TAHOCES - 1991]

P.G.TAHOCES; J.CORREA; M.SOUTO; C.GONZALEZ; L.GOMEZ; J.J.VIDAL, Enhancement of Chest and Breast Radiographs by Automatic Spatial Filtering, **IEEE Trans. Medical Imaging, vol 10(3), setembro 1991.**

[YOSHIDA - 1994]

H. YOSHIDA; K. DOI; R. M. NISHIKAWA, Automated detection of clustered microcalcifications in digital mammograms using wavelet transform techniques, **Proceedings Reprint-SPIE , vol 2167 Image Processing 1994.**

Paris, 1992.

[YOSHIDA – 1996]

H.YOSHIDA; K.DOI; M. NISHIKAWA; M.L.GIGER; R.A.SCHMIDT, Na Improved Computer-Assisted Diagnostic Scheme Using Wavelet Transform for Detecting Clustered Microcalcifications in Digital Mammograms., **Academic Radiology, vol. 3, págs 621-627, 1996.**

[ZHANG –1994]

W.ZHANG; K. DOI; M. L. GIGER; Y. WU; R. M. NISHIKAWA; R. A. SCHMIDT, Computerized Detection of Clustered Microcalcifications in Digital

Mammograms Using a Shift Invariant Artificial Neural Network., **MEDICAL PHYSICS**, 21, 517-524, 1994.

[ZHANG –1998]

W.ZHANG; H.YOSHIDA; M. NISHIKAWA; K.DOI; Optimally Weighted Wavelet transform Based on Supervised Training for Detection of Microcalcifications in Digital Mammograms., **MEDICAL PHYSICS ; 25(6) jun. 1998**

Glossário

Denoising: Operação de remoção de ruído.

Equalização do Histograma: Técnica de processamento de imagem que tem por objetivo melhorar o contraste da imagem através de uma melhor distribuição dos pixels da imagem na escala de nível de cinza utilizada. No histograma de uma imagem equalizada os pixels estão distribuídos uniformemente na escala de cinza.

Erosão Morfológica: Operação matemática para extração de forma de estruturas na imagem.

Filtro Matched: Filtro onde o tamanho da máscara ajusta-se às necessidades do processamento.

Filtros de quadratura em espelho: Sejam L e H filtros de decomposição de baixa e alta frequência respectivamente, e L' e H' respectivamente filtros de reconstrução de baixa e de alta frequência, o sistema mostrado abaixo, onde estes filtros estão associados é chamado de *filtros de quadratura em espelho*:

Frame Buffer: Placas eletrônicas(similares às placas de memória de um computador) que podem armazenar uma ou mais imagens e podem ser acessadas rapidamente.

Máscara(Template ou Janela): É uma matriz quadrada utilizada para operações aritméticas em uma vizinhança de um pixel numa imagem. Por exemplo: Dada uma imagem, considere a área de uma subimagem desta (a) e suponha que deseja-se substituir o valor de z5 pela média dos valores dos pixels numa região de tamanho 3x3 centrada no pixel z5. Esta operação pode ser realizada da seguinte maneira:

$$z = 1/9 * (z1 + z2 + \dots + z9)$$

$$z5 = z$$

	z1	z2	z3	
	z4	z5	z6	
	z7	z8	z9	

(a)

W1	W2	W3
W4	W5	W6
W7	W8	W9

(b)

Ou pode-se utilizar uma máscara (b) centrando a máscara em z5, multiplicando cada pixel sobre a máscara pelo coeficiente correspondente e adicionando o resultado:

$$z = w1z1 + w2z2 + \dots + w9z9$$

Com $w_i = 1/9$, $i = 1, 2, \dots, 9$

Reescalamento Não linear: Método para aumento do contraste numa imagem. É um stretching não linear.

ROC: (Receiver Operating Characteristic Curve) Curva característica de operação do receptor . Curva utilizada para medida de performance de sistemas CAD.

Stretching: Método para aumento do contraste numa imagem, que faz, como o próprio nome diz, um alongamento ou aumento dos valores de níveis de cinza presentes na imagem. Ele faz um reescalonamento da distribuição dos níveis de cinza na imagem. Por exemplo, pode-se fazer um reescalonamento linear:

Denotando por x os valores da escala de cinza da imagem de entrada e por y os valores de saída temos : $y = kx + m$ onde k e m são diferentes de zero.

Pode-se também fazer um reescalonamento não linear:

Para x e y como no exemplo acima temos $y = kx^p$ onde k é um fator para reescalonar a imagem de saída para a faixa da imagem de entrada dependendo do valor de p .

Threshold: Um específico nível de cinza usado para produzir uma imagem binária.

Unsharp Masking: É o processo pelo qual faz-se uma subtração de uma imagem suavizada(baixa frequência) de uma imagem original, resultando em uma imagem de alta frequência.

Imagem de Alta Freq. = Imagem Original – Imagem de Baixa Frequência.

Vizinhança de oito do pixel : Seja $W5$ um pixel, a sua vizinhança de oito é o conjunto de oito pixels($W1, W2, W3, W4, W6, W7, W8, W9$) que estão ao seu redor, como mostra a figura abaixo:

W1	W2	W3
W4	W5	W6
W7	W8	W9

Zero Crossing: São os Cruzamentos do Zero do sinal de uma imagem. Por exemplo dada uma imagem temos a representação do sinal dessa imagem. Pelo cálculo da segunda derivada da imagem temos os pontos onde esse sinal se anula(zeros) representando as bordas da imagem.