**Resumo do primeiro ano da bolsa.**

No primeiro ano da bolsa foram realizados estudos sobre imagens digitais de mamogramas com o objetivo de detectar as microcalcificações.

1. Estudo dos Digitalizadores

Este estudo inclui a ánalise dos tipos de digitalizadores e os parâmetros de digitalização de imagens.

Este estudo foi direcionado para a digitalização de imagens mamográficas. Desta forma foram digitalizadas várias imagens para procurar os melhores resultados.

Foi realizado também um estudo dos digitalizadores encontrados na literatura.

1. Estudo dos filtros de imagens e aplicação destes sobre os filtros.

Neste estudo foram utilizados os filtros morfológicos e de convolução. Além disso estes filtros foram aplicados sobre as imagens obtidas no primeiro semestre. Nosso objetivo foi o de buscar a melhor visualização das microcalcificações.

Concluímos porém que estes filtros tem eficácia condicionada a aplicação conjunta com técnicas de segmentação e sua aplicação isolada tem valor apenas para uma inspeção visual.

**Resumo das atividades desenvolvidas no semestre.**

Estudo das técnicas de segmentação encontradas na literatura, utilizadas para segmentação de microcalcificações. Aplicação dos filtros selecionados no primerio ano da bolsa em conjunto com técnicas de segmentação, para garantir o mínimo de falsos positivos.

**Resumo das atividades a serem desenvolvidas no segundo semestre.**

Desenvolvimento de técnicas de segmentação ainda não implementadas e análise dos resultados.

**Resumo deste relatório.**

Neste relatório apresentamos um estudo teórico das técnicas de segmentação encontradas na literatura . Além disso testamos estas técnicas implementadas por VILLELA, R.L em  **Otimização da segmentação de microcalcificações em imagens mamográficas,** [Ricardo 96]. Além disso testamos a eficiência dos filtros selecionados no primeiro ano da bolsa para auxiliar na segmentação das imagens.

**Dificuldades Encontradas .**

1. Por não haver um digitalizador no laboratório , é necessário utilizar o scanner da EESC. Porém é preciso marcar um horário, o que dificulta o trabalho.
2. Dificuldade para comprovar a eficiência dos algoritmos , devido a falta de imagens já segmentadas manualmente.

**1 Estudo teórico das técnicas de segmentação utilizadas para separar microcalcificações.**

**1.1- Introdução**

A segmentação é definida por GONZALES, R.C; WINTZ P em **Digital** **Image Processing,** [Gonzales 87] como sendo um processo pelo qual a imagem é dividida em suas partes constituintes. Para isso utilizam-se critérios de similaridade. No caso de imagens digitais de 8 bits o critério utilizado é o nível de cinza.

A segmentação é baseada em dois princípios: descontinuidade e similaridade. A **descontinuidade**, consiste em procurar por mudanças abruptas nos níveis de cinza. As técnicas mais utilizadas são as de detecção de bordas, linhas e pontos isolados. Estes tipos de técnicas nos possibilitam encontrar as formas dos objetos procurados. A **similaridade,** onde estão incluídas as técnicas de “thresholding” e crescimento de região, procura por pixels que tenham uma determinada característica em comum.

Neste relatório descreveremos as seguintes técnicas de segmentação: Imagem Diferença, Crescimento por região, Threshold e utilizando operadores morfológicos. O método de watershed será decrito no próximo relatório porque será implementado no segundo semestre.

**1.2** **Técnicas utilizando imagem diferença.**

Esta técnica visa encontrar microcalcificações em mamografias, utilizando-se um sistema automático auxiliado por computador. Ela foi apresentada por CHAN H.P; DOI K; GALLOTRA S; VYBORNY CJ; JOKICH P.M [Chan 87] e seu objetivo é suprimir os ruídos da imagem e ao mesmo tempo eliminar os ruídos existentes na imagem.

Esta técnica consiste na aplicação de filtros baseados em máscaras de convolução. Inicialmente aplica-se uma máscara 3x3 (tipo passa- alta) sobre a imagem com o objetivo de realçar as microcalcificações obtendo a imagem 1. Em seguida é aplicado um filtro passa- baixa sobre a imagem original, com o objetivo de eliminar os ruídos. Este filtro é denominado filtro de contraste reverso. Ele consiste em combinar dois filtros conforme a fórmula abaixo:

F = (2 F1 - 1)F2 (1)

Onde: F é o filtro de constraste reverso; F1 é um filtro de passa-baixa de suavização; F2 é um filtro para eliminar os ruídos de altas frequências obtendo a imagem2.

A imagem final é obtida subtraindo-se a imagem2 da imagem1.

Em CHAN H.P; DOI K; VYBORNY C.J; LAM K.L; SCHIMDT R.A em  **Computer aided detection of microcalcifications in mammograms: methodology and preliminary clinical studys,**  [Chan 88], é proposto um aperfeiçoamento desta técnica. Aplica-se aqui um novo filtro para eliminar os ruídos, denominado de “box rim”. Este filtro elimina os ruídos de alta freqüência sem que haja a perda dos sinais procurados.

As máscaras utilizadas nesta técnica são mostradas nas figuras 1 e 2.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0.75 | 0.75 | 0.75 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0.75 | 1 | 0.75 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0.75 | 0.75 | 0.75 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

*Figura 1- Filtro passa- alta convoluído da imagem original, para obter a imagem1.*

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 11 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

*Figura 2- Filtro “Box Rim” aplicado sobre a imagem original, para obter a imagem2.*

Após as duas máscaras acima serem aplicadas sobre a imagem original, é subtraído a imagem2 da imagem1.

**1.3** **Técnicas utilizando crescimento de região.**

Nesta técnica é preciso inicialmente definir quais são os pixels que formam uma região. Desta forma é possível visualizar uma região considerando todos os pixels agrupados que possuam o mesmo nível de cinza. Determinam-se em seguida as sementes. Estas consistem em pixels pertencentes à região.

Após ser escolhida uma semente, deve-se avaliar os pixels vizinhos para verificar se eles satisfazem uma certa condição de similaridade. Os pixels vizinhos que satisfaçam esta condição lhe são adicionados , caso contrário são descartados. O processo é repetido para cada novo pixel incluído a região. Este processo é interrompido conforme um critério de parada estabelecido inicialmente. No entanto há problemas para para escolher as sementes, para definir os critérios de parada e os critérios de similaridade.

Para encontrar estes critérios de similaridade [Fam 88] apresenta uma análise estatística das calcificações em mamogramas digitalizados. O valor médio de um nível de cinza destas calcificações encontradas na pesquisa foi de 162 (8 bits , 256 níveis de cinza). 94 % das calcificações possuiam pixels com valores entre 80 e 255.

Após determinar todos os pixels que pertencem a uma região, seleciona-se um ponto como semente, e então aplica-se o crescimento de região. Este processo continuará até que todos os pixels válidos tenham sido agregados.

Em FAM B.W; OLSONS H; WINTWR P.F; SCHOLZ F.Jem **Algoritm for the detecttion of the fine clustered calcifications on the film mammomagrams,** [Fam 88] estabeleceu como limites para o tamanho das microcalcificações o intervalo de 0.1 a 1mm , e o contraste em relação a vizinha em torno de 1.0 a 1.59.

Em SHEN L; RANGAYYAN R.M; DESAUTELS J.E.L em **Application of shape analysis to mammographic calcifications** [Shen 94] apresenta uma variante deste método. Neste processo é escolhido um pixel manualmente e em seguida são testados os 4 pixels conectados ao semente para verificar as condições de similaridade.

Estas condições de similaridade são dadas pela fórmula abaixo:

(1+ π)(Fmax + Fmin)/2 >= p(i,j) >= (1-π)(Fmax + Fmin)/2 (2)

E são dadas numa faixa de valores de níveis de cinza em torno dos valores máximo e mínimo da região. Esta faixa é dada pela equação (2) onde:

Fmax : valor máximo dos pixels da região atual.

Fmin: valor mínimo dos pixels da região atual.

π: uma valor entre 0 e 1 que indica a tolerância da variação do valor dos pixels vizinhos em relação a região.

O pixel em questão é integrado a região somente se ele satisfaz a condição de similaridade. Para cada novo ponto inserido são testados também seu 4 pixels conectados vizinhos. Isto é feito até que todos os pixels conectados que satisfaçam a equação (2) sejam encontrados. O contorno da região e a última camada encontrada.

Como pode ser observado na equação (2) a eficiência do método esta ligada ao valor de π. Na pesquisa o valor de π variou de 0.04 e 0.30.

Para aumentar a eficiência do método, em SHEN L; RANGAYYAN R.M; DESAUTELS J.E.L em  **Detection and classification of mammographic calcifications.** [Shen 93] os autores calculam a média da imagem inteira, e então escolhem como sementes pixels com valores muito mais altos do que esta média. Em seguida eles aplicam o algoritmo com valores de tolerância entre 0.01 e 0.4 com um passo calculado pelo inverso o pixel. Em cada tolerância testada, eles calculam o centro de gravidade e a compactividade da forma e o número de pixels.

Uma região é considerada uma microcalcificação somente se seu tamanho em pixels estiver na fixa de5 a 2500 pixels e o seu contraste maior que 0.2.

Não é preciso nesta técnica estabelecer os valores da tolerância e não é necessário escolher manualmente as sementes.

1. **Técnicas de segmentação por Threshold**

Nesta técnica um ou mais valores de nível de cinza são estabelecidos para separar os tipos de objetos da imagem.

De acordo com MASCARENHAS, N.D.A; VELASCO F.R.D em **Processo Digital de Imagens**. Editora Kapelusz[Mascarenhas 89] um tipo comum de threshold ocorre quando utilizamos esta técnica para obter a binarização da imagem. Escolhido um valor T, e em seguida todos os pixels com valores abaixo deste valor são considerados zero, e os pixels com valores acima de T são considerados com nível 255 (para imagem com 256 níveis de cinza).

Este tipo de técnica pode ser utilizado para encontrar microcalcificações em mamografias. Entretanto isto depende do valor T escolhido.

Em WOODS K.S; SOLKA J.L; PRIEBE, C.E; KEGELMEYER W.Pem **Comparative evaluation of pattern recognition techniques for detectition of microcalcifications in Mammograms** [Woods 94] é utilizada um tipo de segmentação por Threshold. Neste método os autores inicialmente subtraiam de cada pixel o valor médio de uma região quadrada (15 pixels x 15 pixels) . A imagem resultante é chamada de imagem contraste local. Em seguida se o máximo desta imagem for 15 então utiliza-se T= 10. Caso contrário, T=5. O segundo passo é aplicar um algoritmo de crescimento de região para agrupar os pixels remanescentes em objetos. E em seguida um Threshold que elimine 97% dos objetos segmentados com menor contraste.

Outro exemplo de Threshold foi proposto por CHAN H.P; DOI K; GALLOTRA S; VYBORNY CJ; JOKICH P.M em **Image feature analysis and computer- aided diagnosis on digital radiology**[Chan 87] . Neste método são aplicados dois Thresholds sobre uma imagem segmentada conforme um algoritmo de imagem diferença. O primeiro Threshold (de toda a imagem) mantém os pixels de maior valor da imagem. O segundo Threshold (local) mantém o pixel se ele for maior que o pixel médio de sua área mais um múltiplo desvio padrão local. A região considerada pelos autores tinha um tamanho de 51 pixels x 51 pixels.

Em DAVIES D.H; DANCE D.R em **Automatic computer detection of clustered calcifications in digital mammograms** [Davies 90] os autores propõem um outro tipo de threshold para segmentação das microcalcificações . Neste método eles processam a imagem inicialmente para obter um fundo uniforme no mamograma. Em seguida eles calculam o histograma da imagem para encontrar o mínimo deste histograma. Este mínimo é considerado então como o valor de Threshold da imagem. Em seguida os autores aplicam um filtro modal para zerar os pixels centrais de regiões quadradas, com valor modal igual a zero.

Em seguida eles dividem a imagem em sub- imagens quadradas. Cada histograma sofre a ação de um filtro mediana. Se o histograma da sub-imagem for bimodal, o valor deste é utilizado como valor de Threshold. Se o histograma da sub-imagem for unimodal, interpolam-se os thresholds das imagens vizinhas. Só haverá a segmentação do pixel se o valor dele for maior que o valor de threshold um determinado número de vezes (threshold de superposições). Os autores concluiram que os melhores tamanhos de sub imagem são de 32x32 pixels e o número de threshold de superposições igual a 3.

Em seguida [Davies 90] procura características para determinar se as microcalcificações são falsas ou não. Tais características são: área, nível médio de cinza, parâmetro W (razão da área para o quadrado da dimensão linear máxima), parâmetro S (de forma), e parâmetro de força de borda R (valor médio do gradiente de Robert dos pixels que compõe o perímetro do objeto.

O parâmetro S é dado pela fórmula abaixo:

S= P2/ 4 Pi A (3)

Onde P é o perímetro do objeto, e A é a área do objeto. Em seguida, após selecionar as microcalcificações, estas são agrupadas de modo que cada agrupamento tenha 3 ou mais calcificações e que a distância entre cada calcificação seja menor do que 0.5 mm. Os autores aplicam então um threshold com número de threshold de superposições iguais a 1, para segmentar as estruturas de fundo e comparam esta imagem com a primeira imagem processada . Onde há a correspondência entre as estruturas de fundo da segunda imagem e as calcificações segmentadas no primeiro processamento, estas estruturas são eliminadas.

**1.4** **Técnicas utilizando operadores morfológicos.**

As operações morfológicas descritas no relatório anterior podem ser utilizadas para segmentar imagens.

Em DENGLER J; BEHREN S; DESAGA; J.F em  **Segmentation of microcalcifications in mammograms** [Dengler 93] há uma proposta de segmentação de microcalcificações utilizando-se morfologia matemática. Um filtro Gaussiano Ga de largura a é aplicado sobre a imagem, e depois subtraído da imagem original. As partes negativas da nova imagem são consideradas como zero. Deste modo as estruturas de fundo são eliminadas.

Utilizando a fórmula abaixo, detectam –se sinais:

I2 (x,y) = (w.Ga+ Ga-)\*I1 (4)

onde:

I1: imagem após a eliminação das estruturas de fundo

I2: imagem após a detecção dos sinais.

Ga+:Núcleo negativo da largura esperada dos sinais

Ga-:Núcleo negativo com largura equivalente distância esperada dos sinais.

w: peso para o filtro de núcleo positivo.Define o nível de contraste necessário de um sinal em relação a sua vizinhança.

Após a aplicação deste filtro aplica-se um threshold sobre a imagem com valor de threshold igual a um múltiplo do desvio padrão global do ruído da imagem.

Porém segundo [Dengler 93] os filtros Guassianos distorcem a forma original das microcalcificações. Os autores utilizam então uma composição de operações morfológicas, compostas de uma erosão seguida de uma dilação. Esta operação é chamada de abertura da imagem, dada pela fórmula abaixo:

(M opening I) = M Dil (M Ero I) (5)

onde:

I: imagem original

M: elemento estruturante. Um disco de diâmetro igual a 13 pixels.

Dil: operação de dilação

Ero:operação de erosão.

O objetivo de [Dengler 93] é de suprimir as microcalcificações, preservando as estrtuturas de fundo. A imagem resultante da equação 5 é subraída da imagem original, de acordo com a fórmula (6).

Ir = I – (M Opening B) (6)

Onde:

Ir: Imagem final

I: Imagem Original

M: elemento estruturante

Sobre esta imagem é aplicado o mesmo tipo de threshold da técnica inicial.

Esta combinação de operações, entre threshold é resíduo da abertura morfológica é conhecido como transformação Top- Hat. Apesar desta operação preservar melhor os sinais que representam as microcalcificações, ela é bastante sensível a ruídos

Deste modo uma solução encontrada pelos autores foi de combinar os resultados dos dois métodos, com filtros gaussianos e operações morfológicas, utilizando a equação abaixo:

(M1,M2) Cthickening X Y = Y interseção (X união ((M1 Ero X) inter(M1 Ero Xc))) (7)

onde:

M1, M2: é o par de elementos estruturais da operação.

X: É o resultado do processo de segmentação utilizando-se filtros gaussianos.

Y:É o resultado da transformação Top Hat.

.

**2 Parte Prática**

**2.1Introdução.**

Nosso objetivo é de verificar a eficiência de alguns métodos de segmentação descritos na literatura. Deste modo, buscamos comprovar esta eficácia através da comparação com a segmentação visual. Aplicamos também alguns filtros selecionados no primeiro ano da bolsa.

1. **Materiais e métodos**

Os algoritmos foram aplicados às imagens oriundas de um banco de dados de mamogramas digitalizados com e sem segmentação visual.

Realizamos a segmentação por algoritmos com métodos já implementados neste laboratório por [Ricardo 96] descritos no inicio deste relatório. Estes algoritmos de segmentação consistem de :

i) Método Dengler [Dengler 93] : cujas etapas são; Filtro Ga, Filtro DOG, Threshold Dengler, operação Top-Hat.

ii)Método Doi [Chan 88]: Subtração de Imagem, Threshold Global, Morfologia Matemática, Threshold Local.

iii)Método Shen [Shen 94]: Crescimento de região e Threshold Shen .

Testamos também a eficiência da equalização do histograma da imagem, e de melhoria de borda, antes de aplicarmos os métodos de segmentação.

Em seguida, utilizando as imagens do banco de dados, com segmentação visual , comparamos com o resultado da segmentação computadorizada.

É possível também variar alguns parâmetros em cada método. No método proposto por Dengler podemos variar o desvio padrão inicial e final. No método proposto por Doi. Podemos variar o desvio padrão local. No método proposto por Shen podemos variar três parâmetros :desvio padrão Global, desvio padrão local e contraste.

1. **Descrição dos procedimentos**

A imagem da figura 3 é um recorte de um mamograma sem qualquer processamento. A figura 4 apresenta o resultado da segmentação propostas por Dengler.

As figuras 5 e 6 apresentam o resultado da segmentação proposta por Doi e por Shen respetivamente. A figura 7 apresenta a imagem processada inicialmente com a equalização do histograma da imagem seguida de uma detecção de borda, seguida da segmentação de Dengler. A imagem 8 apresenta a imagem original segmentada manualmente. A comparação entre os dois métodos esta no item seguinte. De maneira semelhante obtivemos as imagens das figuras 10,11,12, 13 para uma outra imagem (figura 9). A figura 10 apresenta o resultado da segmentação proposta por Dengler, a figura 11 a proposta por Doi, a figura 12 a segmentação Shen, e por ultimo a figura 13 apresenta a imagem segmentada manualmente. Não aplicamos aqui os filtros de equalização e detecção de borda pois como é possível observar na figura 7, eles não apresentam bons resultados quando aplicados antes da segmentação da imagem.

Numa terceira imagem realizamos os mesmos procedimentos anteriores para obter as imagens mostradas nas figuras 14, 15, 16, 17, 18,. Neste caso porém utilizamos uma região menor.

As comparações estão descritas no item seguinte, juntamente com uma tabela para avaliarmos o número de falsos positivos, falso negativos e verdadeiros positivos resultante de cada método.

1. **Análise e discussão dos Resultados.**

**2.4.1- Imagem1**

Na figura 8 observamos 23 estruturas segmentadas manualmente. Podemos perceber que duas estruturas estão quase superpostas, podendo ser consideradas também como uma única estrutura.

Com a aplicação da segmentação de Dengler, conseguimos segmentar 20 estruturas. Há coincidência entre esta segmentação automática e a segmentação manual principalmente na região central da imagem. Podemos verificar estruturas foras desta região que foram segmentadas pelo método automático, entretanto através de uma inspeção visual da imagem verdade, verificamos não se tratarem de microcalcificações.

A segmentação proposta por Doi entretanto nos fornece um resultado menos positivo que o anterior, havendo a segmentação de 11 estruturas, com apenas uma estrutura sendo claramente coincidente com o arquivo verdade, (figura 8).

A figura 6 apresenta a segmentação proposta por Shen.

A imagem apresentada na figura 7, mostra o resultado da aplicação da equalização e detecção de bordas sobre a imagem original (figura3). Entretanto este procedimento apenas adiciona ruído a imagem original. Esta imagem resultante quando segmentada pelo método proposto por Dengler gera uma imagem com bastante ruído. O algoritmo de segmentação detecta estruturas que sabemos pela inspeção sobre a imagem da figura 8

serem apenas ruído adicionado pelos dois filtros acima

**2.4.2 Imagem2**

Na imagem segmentada manualmente (figura 13) encontramos 10 estruturas segmentadas. A segmentação de Dengler (figura 10) porém detecta 12 estruturas com apenas 3 coincidindo claramente com a detecção manual, são portanto 9 falsos positivos e 7 falsos negativos.

A figura 11 apresenta o resultado da segmentação de Doi, não havendo porém neste caso nenhuma coincidência entre ela e a imagem segmentada manualmente. A imagem segmentada pelo método proposto por Shen (figura12) da mesma maneira não apresenta bons resultados.

**2.4.3 Imagem3**

A segmentação manual fornece a detecção de 7 estruturas (figura 18). O método de Dengler (figura 15) apresenta 8 estruturas segmentadas , porém com apenas 4 coincidentes com a segmentação manual. Este algoritmo considerou duas estruturas quase superpostas como sendo uma única estrutura. Há também a segmentação de estruturas que sabemos não serem microcalcificações. Os métodos de Doi e Shen (figuras 16 e 17 respectivamente) não apresentam bons resultados. Porém as estruturas que são segmentadas neste dois métodos são coincidentes.

1. **Variando os parâmetros dos algoritmos**.

Nesta etapa variando os parâmetros dos métodos utilizados nos itens anteriores procuramos fazer com que o resultado destes métodos se aproximassem do arquivo verdade. Para isso aplicamos os algoritmos sobre a imagem utilizada em 2.4.1 Variando os parâmetros procurávamos ajustar a imagem ao algoritmo. A figura 19 apresenta a imagem 1 com desvio padrão inicial igual a 2.00 e desvio padrão final igual a 2.00. Não há muita variação entre o resultado anterior (figura 4). Desta forma diminuímos o desvio padrão inicial para 0.5 e o desvio final para 2.0 O resultado esta na figura 20. Podemos observar que há apenas uma estrutura detectada, um resultado bastante ruim.

Aumentando os desvios padrão ou diminuindo-os, obtemos resultados semelhantes a figura 19. Podemos então diminuir ou aumentar estes desvios de forma a conseguir outros ajustes. Entretanto devemos ter em mente o fato de que podemos neste caso, estarmos detectando ruído, já que ao alterarmos os desvios padrões podemos fazer com que uma estrutura que não seja uma microcalcificação , seja considerada como tal. Se definimos um certo desvio padrão podemos incluir na segmentação regiões como as descritas acima.

A figura 21 apresenta a segmentação proposta por Doi, com o desvio padrão global igual a 2.00, sendo que o desvio típico é 3 (apresentado na figura 5).Observamos que não há um resultado diferente imagem processada com desvio padrão global igual 3.

A figura 22 apresenta a mesma imagem com desvio padrão global igual a 0.50. Percebemos claramente que ao diminuirmos este desvio detectamos bastante ruído. Entretanto se compararmos esta imagem com a imagem segmentada manualmente podemos ver que as microcalcificações são segmentadas, porém bastante ruído também é. Gerando assim inúmeros falsos positivos o que inviabiliza os resultados obtidos.

Aumentando então o desvio padrão para 0.68 ainda obtemos um resultado semelhante ao anterior, apresentado na figura 23. Se o desvio é igual a 0.70 obtemos um resultado igual ao resultado encontrado com desvio padrão global igual 3.00. Este resultado é apresentado na figura 24.

1. **Apresentação dos resultados na forma de uma tabela.**

*Tabela 1- Apresentação dos resultados em termos de falso neg, falso positivo*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Arquivos verdade  total de microcalcificações | verdadeiros positivos (Doi, Dengler, Shen) | falsos positivos (Doi, Dengler, Shen) | falsos negativos (Doi, Dengler, Shen) |
| 1 | 23 | 11(Dengler)  1(Doi)  4(Shen) | 9(Dengler)  10(Doi)  9(Shen) | 12(Dengler)  22(Doi)  19(Shen) |
| 2 | 10 | 3(Dengler)  0(Doi)  \*(Shen) | 9(Dengler)  6 (Doi)  \* | 7(Dengler)  10(Doi)  \* |
| 3 | 7 | 4(Dengler)  3(Doi)  3(Shen) | 5(Dengler)  0(Doi)  0(Shen) | 3(Dengler)  4(Doi)  4(Shen) |

\*- resultado insatisfatório

1:imagem 1

2:Imagem 2

3:imagem 3

*Figura 3- Imagem 1 original.*

*Figura 4- Imagem 1 segmentada pelo método de Dengler*

*figura 5 -Imagem 1 segmentada pelo método de Doi*

*Figura 6- Imagem 1 segmentada pelo método Shen*

*Figura 7- Imagem 1 incialmente processada com a equalização do hsitograma da imagem seguida de detecção de borda, segmentada pelo método Dengler.*

*Figura 8- Imagem 1 segmentada manualmente.*

*Figura 9- Imagem original 2*

*Figura 10 - Imagem Original processada pelo método de Dengler*

*Figura 11- Imagem 2 segmentada pelo método de Doi.*

*Figura 12- Imagem 2 segmentada pelo método de Shen.*

*Figura 13- Imagem 2 segmentada manualmente*

*Figura 14- Imagem Original 3.*

*Figura 15- Imagem 3 segmentada pelo método de Dengler*

*Figura 16- Imagem 3 segmentada pelo método de Doi*

*Figura 17- Imagem 3 segmentada pelo método de Shen*

*Figura 18- Imagem 3 segmentada manualmente*

*Figura 19- Imagem1 processada pelo método de Dengler, com desvio padrão local igual a 2.00 e desvio padrão global igual a 2.00*

*Figura 20- Imagem1 segmentada com desvio padrão Inicial =0.5 e*

*desvio padrão Final igual 2.0*

*Figura 21- Imagem um segmentada (Doi) com desvio padrão global igual a 2.0*

*Figura 22- Imagem 1 segmentada (Doi) com desvio padrão igual a 0.5*

*Figura 23- Imagem 1 segmentada (Doi)com desvio padrão global igual 0.68*

*Imagem 24- Imagem 1 segmentada (Doi) com desvio padrão igual a 0.7*

**3 Conclusões**

Os filtros de pré- processamento tais como detetores de borda, media, mediana,

equalização do histograma da imagem, não nos trazem beneficio algum quando utilizados para melhorar o desempenho dos algoritmos de segmentação. Os filtros de detecção de borda, numa análise visual, apenas escurecem a imagem, as vezes perdendo os sinais que nos interessam em processamento de imagens mamográficas. A equalização do histograma apenas adiciona sinais indesejados que serão interpretados pelos algoritmos de segmentação como sendo estruturas que representam microcalcificações, o que não é desejado. As operações morfológicas já são utilizadas em algumas técnicas de segmentação. Deste modo, este pré- processamento pode auxiliar na visualização, porém é de pouca valia para o aumento da eficiência da segmentação. Há porém uma outra alternativa que é utilizar a abertura do histograma da imagem, algo que pode ser implementado no segundo semestre, juntamente com o método de Watershed.

Já as técnicas de segmentação apresentadas neste relatório apresentam sua eficiência condicionada a análise de cada mamograma em específico, já que podemos ter variações de níveis de cinza não previstos. Deste modo precisamos configurar cada método para cada imagem. Entretanto se escolhemos uma imagem muito escura como a imagem 1, qualquer pequeno sinal, um ruído pode ser identificado como uma microcalcificação. No método proposto por Shen por exemplo, o desvio padrão sendo diminuído abaixo de 0.7, resulta na segmentação de grande parte das microcalcificações, porém do ruído também é.

Esta configuração é bastante difícil e depende de uma análise das características da imagem.

Poderíamos também ter testado este algoritmos nos mamogramas inteiros, porém o tempo de processamento envolvido inviabilizaria este procedimento. Além disso, não poderíamos testar a eficiência dos métodos de segmentação, pois não tínhamos os arquivos onde estas imagens estivessem segmentadas manualmente.

**4 Referências Bibliográficas**

[Chan 87]

CHAN H.P; DOI K; GALLOTRA S; VYBORNY CJ; JOKICH P.M ;**Image feature analysis and computer- aided diagnosis on digital radiology**. Medical Physics vol.14, Jul/Ago 1987.

[Chan 88]

CHAN H.P; DOI K; VYBORNY C.J; LAM K.L; SCHIMDT R.A; **Computer aided detection of microcalcifications in mammograms: methodology and preliminary clinical studys.** Investigative Radiology. V.23, n.9, p 664-671. Set 1988.

[Davies 90]

DAVIES D.H; DANCE D.R; **Automatic computer detection of clustered calcifications in digital mammograms**. Physics and medical biology, v.15, n.8, p 1111-1118, 1990.

[Dengler 93]

DENGLER J; BEHREN S; DESAGA; J.F; **Segmentation of microcalcifications in mammograms**. IEEE trans.on medical imaging. v 12, n. 4, Dez 1993.

[Fam 88]

FAM B.W; OLSONS H; WINTWR P.F; SCHOLZ F.J**;Algoritm for the detecttion of the fine clustered calcifications on the film mammomagrams.** Radiology,v. 169., n.2, p 33-337, Nov/1988.

[Gonzales 87]

GONZALES, R.C; WINTZ P; Digital **Image Processing. Addison**- Wesley Publishing Company, United States Of America, 1987.

[Mascarenhas 89]

MASCARENHAS, N.D.A; VELASCO F.R.D; **Processo Digital de Imagens**. Editora Kapelusz S.A, Buenos Aires- Argentina, 1989.

[Myler 1993]

MYLER H.R; WEEKS A R; **Computer Imaging Recipes in C**; P T R Prentice Hall 1993.

[Ricardo 96]

VILLELA, R.L; **Otimização da segmentação de microcalcificações em imagens mamográficas;** Dissertação de mestrado; São Carlos 1996.

[Russ 95]

RUSS J.C; **The Image Processing Handbook**; CRC Press, Inc 1995.

[Shen 93]

SHEN L; RANGAYYAN R.M; DESAUTELS J.E.L; **Detection and classification of mammographic calcifications.** Interrnational Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, v.7(6), p.1403-1416, 1993.

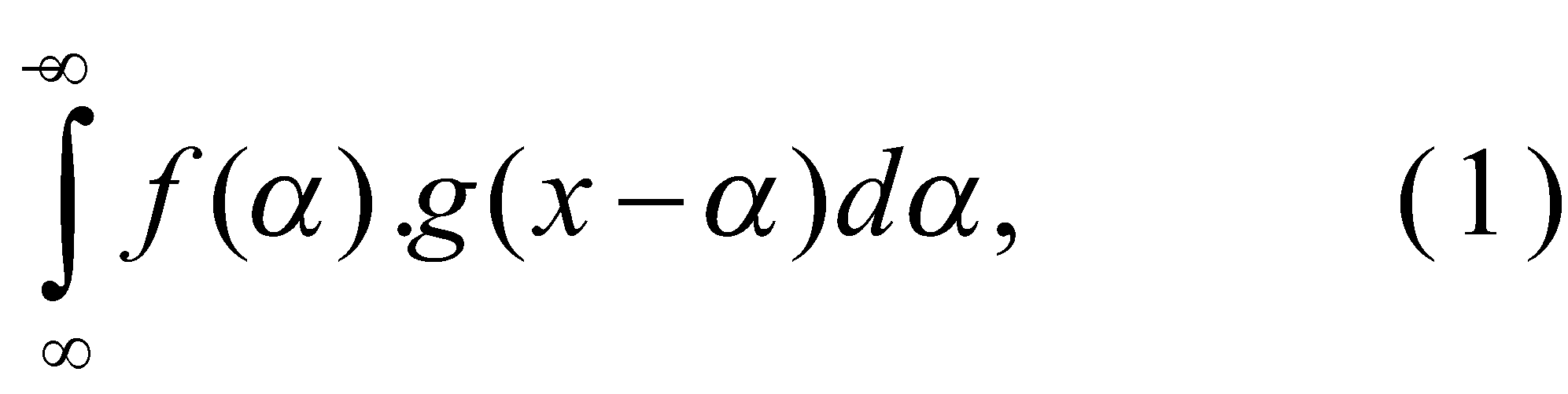
[Shen 94]

SHEN L; RANGAYYAN R.M; DESAUTELS J.E.L. **Application of shape analysis to mammographic calcifications**. IEEE transactions on Medical Imaging, v 13(2), p 263-274, 1994.

[Woods 94]

WOODS K.S; SOLKA J.L; PRIEBE, C.E; KEGELMEYER **W.P;Comparative evaluation of pattern recognition techniques for detectition of microcalcifications in Mammograms;** State of Art in Digital Mammographic Analysis, Word Scientific- New Jersey, p. 841-852; 1994.

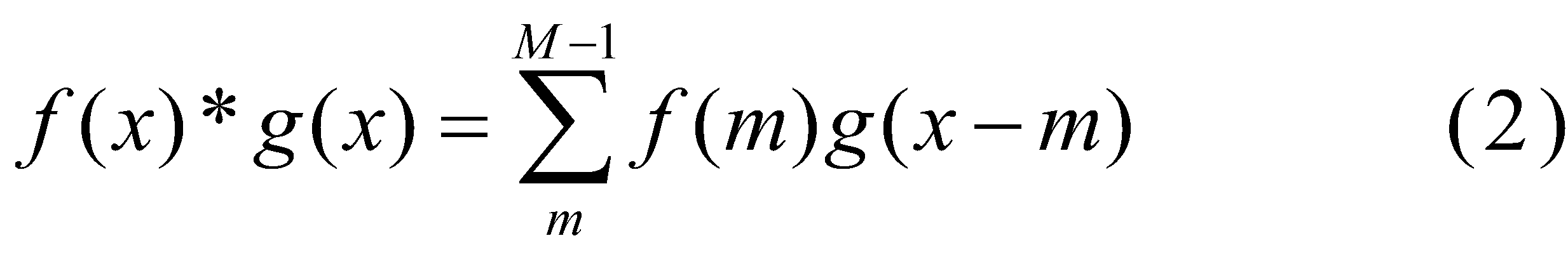
# Apêndice: Convolução

 De acordo com [Gonzales 87] podemos definir a convolução entre duas funções f(x) e g(x) pode ser definida pela integral:

Suponhamos agora que ao invés de termos funções contínuas , f(x) e g(x) são discretizadas em vetores de dimensões A e B respectivamente:

{ f(0), f(1), f(2),…………., f(A-1)}, e {g(0), g(1), g(2),……..g(B-1)} . De acordo com

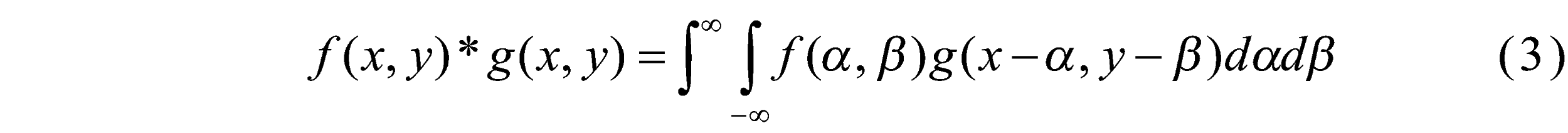
[Gonzales 87] as funções discretas devem ser supostas M periódicas . A convolução de ambas deve ser também M periódica. Desta forma podemos definir a convolução discreta entre duas funções como sendo :

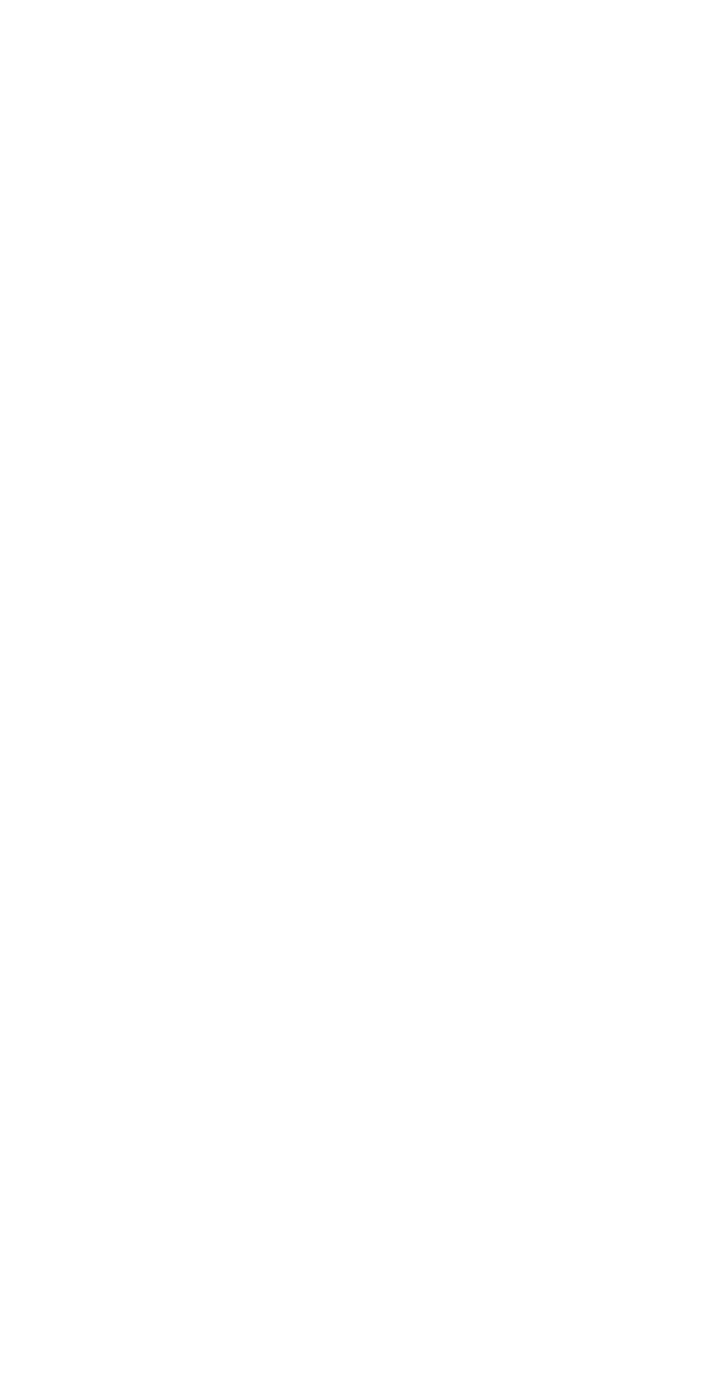


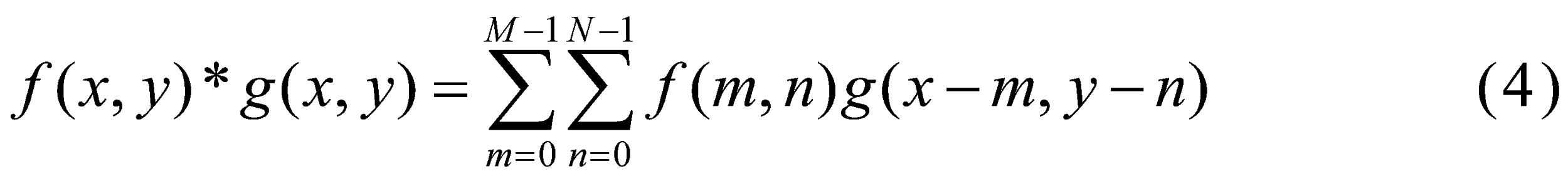
para x= 0,1, 2,………., M-1. A função de convolução é um vetor discreto, periódico de dimensão M , com os valores x=0,1,2,3………….M-1 e descrevem um período inteiro de

f(x)\*g(x).

A convolução bi- dimensional é análoga a (1):



 Fazendo f(x,y), g(x,y) serem discretizadas por matrizes de tamanho AxB e CxD respectivamente , e considerando que estas matrizes são M periódicas (na direção X) e N periódicas (na direção Y). A convolução bi- dimensional de f(x,y) e g(x,y) discretas é dada por :



Para x=0,1,2,3…….,M-1 e y=0,1,2,3………,N-1.

Em processamento de imagens, a convolução discreta representa a convolução de duas matrizes, uma delas representa a imagem a ser processada e outra representa uma máscara a ser convoluída da imagem. Por exemplo, os filtros de detecção de borda são matrizes que convoluímos da imagem que desejamos alterar.

Segundo RUSS J.C em **The Image Processing Handbook** [Russ 1995], na convolução, os valores centrais da máscara, é multiplicado por cada pixel e sua vizinhança em uma pequena região, os resultados são somados e armazenados no local onde o pixel original estava localizado. Isto é aplicado para todos os pixels na imagem. Em todos os casos os valores dos pixels originais são utilizados na multiplicação e adição, e os novos valores alterados são utilizados para produzir uma nova imagem. Consideramos a máscara abaixo:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1/16 | 2/16 | 1/16 |
| 2/16 | 4/16 | 2/16 |
| 1/16 | 2/16 | 1/16 |

Na prática a mais rápida implementação seria multiplicar o pixel e os seus 8 pixels vizinhos imediatos pelos inteiros 1,2, ou 4 , os produtos seriam somados e então o total dividido por 16. Neste caso, ao utilizar os inteiros , que são potências de dois, permitimos que as operações matemáticas sejam rápidas .

No relatório anterior demos um exemplo de um algoritmo (codificado em linguagem C) para calcular a convolução de duas imagens. Este algoritmo foi extraído de MYLER H.R; WEEKS A R em **Computer Imaging Recipes in C**

[Myler 1993].