

Thayse Christine da Silva

***Detecção de Tumores em Mamografias via
Processamento de Imagens***

São José – SC

julho/ 2013

Thayse Christine da Silva

***Detecção de Tumores em Mamografias via
Processamento de Imagens***

Monografia apresentada à Coordenação do
Curso Superior de Tecnologia em Sistemas
de Telecomunicações do Instituto Federal de
Santa Catarina para a obtenção do diploma de
Tecnólogo em Sistemas de Telecomunicações.

Orientador:

Prof. Diego da Silva Medeiros, M.Eng.

Orientadora:

Prof. Elen Macedo Lobato, Dra.

CURSO SUPERIOR DE TECNOLOGIA EM SISTEMAS DE TELECOMUNICAÇÕES
INSTITUTO FEDERAL DE SANTA CATARINA

São José – SC

julho/ 2013

Monografia sob o título “*Detecção de Tumores em Mamografias via Processamento de Imagens*”, defendida por Thayse Christine da Silva e aprovada em 24 de julho de 2013, em São José, Santa Catarina, pela banca examinadora assim constituída:

Prof. Diego da Silva Medeiros, M.Eng.
Orientador

Prof. Elen Macedo Lobato, Dra.
Orientador

Prof. Juliana Camilo Inácio, M. Eng.
IFSC

Prof. Deise Arndt, M. Eng.
IFSC

Não são nossas habilidades que mostram o que realmente somos.

São nossas escolhas.

Alvo Percival Wulfrico Brian Dumbledore, Harry Potter e a Câmara Secreta

Agradecimentos

Dedico meus sinceros agradecimentos àqueles que muito me ajudaram para concluir este trabalho.

Agradeço aos meus pais, pelos muitos dias em que fiquei trancada no quarto fazendo este projeto, ao meu namorado, pelos muitos finais de semana que me deu força e teve paciência de ficar sozinho tantos outros fins de semana.

Agradeço aos meus orientadores, por terem me dado a oportunidade de realizar este projeto.

Agradeço acima de tudo a Deus, porque sem ele nada seria possível.

Resumo

O câncer de mama é o segundo tipo de câncer mais frequente no mundo e o primeiro entre as mulheres. O melhor exame para diagnosticar previamente este tipo de câncer é, primeiramente a mamografia e depois o auto-exame. Apesar de fácil diagnóstico, o câncer de mama ainda causa muitas mortes no Brasil, devido à falta de informação e de acesso a exames adequados.

Este projeto tem como objetivo ajudar no desenvolvimento do diagnóstico do câncer de mama, estudando mais profundamente o caso e desenvolvendo um script para diagnóstico de tumores nas mamografias. Para o desenvolvimento deste script fez-se a passagem da imagem mamográfica por filtros, contrastes e decomposições sucessivas, para melhor visualização e localização dos tumores.

Estes processos permitem identificar e ressaltar os possíveis nódulos de câncer no mamograma, possibilitando ao médico realizar um diagnóstico mais preciso e mais rápido, indicando à paciente um prognóstico mais eficaz, podendo assim encaminhá-la ao tratamento adequado.

Abstract

Breast cancer is the second most common in the world and first among women. The best test to diagnose previously this type of cancer is the mammogram first and then self-examination. Although easily diagnosed, breast cancer still causes many deaths in Brazil, due to lack of information and access to appropriate investigations.

This project aims to help in the development of diagnostic breast cancer, studying more deeply the case and developing a script for diagnosis of tumors in mammograms. for the development of this script became the passage of mammographic image by filters, contrasts and successive decompositions for better visualization and localization of tumors.

These processes allow identifying and highlighting the possible nodules cancer on a mammogram, allowing the physician to make a diagnosis more accurate and faster, indicating the patient a prognosis more effective, and thus can forward it to the appropriate treatment.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1	Introdução	p. 14
2	Câncer de mama	p. 16
2.1	Mamografia	p. 18
3	Processamento de Imagens	p. 22
3.1	Imagem Digital	p. 24
3.2	Operações Aritméticas em Imagens	p. 26
3.2.1	Adição	p. 26
3.2.2	Subtração	p. 26
3.2.3	Multiplicação e Divisão	p. 28
3.3	Filtro Digital de Imagens	p. 28
3.3.1	Filtragem Espacial	p. 29
3.3.2	Filtro Passa-baixa	p. 32
3.3.3	Filtro Passa-alta	p. 32
3.4	Limiarização	p. 33
3.5	Detecção de Bordas	p. 34
3.5.1	Operador de Prewitt	p. 35
3.5.2	Operador de Sobel	p. 35

3.5.3	Detector de Bordas de Canny	p. 35
3.6	Processamento Morfológico de Imagens	p. 36
3.6.1	Erosão	p. 37
3.6.2	Dilatação	p. 38
3.6.3	Abertura	p. 38
3.6.4	Fechamento	p. 39
3.6.5	Matlab	p. 40
4	Sistema Proposto	p. 42
4.1	Obtenção das Imagens	p. 42
4.2	Segmentação	p. 43
4.2.1	Pré-processamento	p. 45
4.2.2	Limiarização Global	p. 45
4.2.3	Aplicação do Filtro Morfológico de Abertura	p. 46
4.2.4	Retirada do Fundo do Mamograma	p. 47
4.3	Realce de Nódulos	p. 48
4.3.1	Filtragem Passa-Alta	p. 48
4.3.2	Aumento Seletivo de Contraste	p. 49
4.3.3	Normalização	p. 50
4.3.4	Filtro Passa-Alta	p. 51
4.4	Detecção de Agrupamentos	p. 51
4.4.1	Segmentação via Limiarização Global	p. 52
4.4.2	Remoção de Falsos-Positivos	p. 52
4.5	Indicando os Agrupamentos	p. 55
4.5.1	Detecção de Bordas	p. 56
4.5.2	Conversão para RGB	p. 56
4.5.3	Identificação dos Agrupamentos	p. 58

5	Testes	p. 60
6	Conclusões	p. 64
6.1	Conclusões	p. 64
6.2	Trabalhos Futuros	p. 66
	Referências Bibliográficas	p. 67

Lista de Figuras

2.1	a) Câncer não invasivo; b) Câncer invasivo; c) Metástase. Fonte: clubedomedico	p. 18
2.2	Tumores destacados no mamograma.	p. 19
2.3	Demonstração do teste de mamografia. Fonte: portalcampmaior.com	p. 20
3.1	Etapas do processamento de imagens. Fonte: (Filho, Vieira, 1999)	p. 23
3.2	Ilustração das intensidades de cinza que correspondem aos valores da matriz 256. Fonte: Tagliaferri, 2007	p. 24
3.3	Imagem demonstra a variação das cores na escala RGB de 8 bits.	p. 25
3.4	Imagem demonstra a conversão de uma imagem RGB em escala de cinza. Fonte:Wikipedia,2012	p. 26
3.5	Essas imagens serão utilizadas para exemplificar as operações descritas nas próximas seções.	p. 27
3.6	Imagem demonstra operação de adição entre as imagens da Figura 3.5.	p. 27
3.7	Imagem demonstra operação de subtração entre as imagens da Figura 3.5.	p. 28
3.8	a) representa o resultado da operação de multiplicação b) representa o resultado da operação de divisão.	p. 29
3.9	Processo de convolução de uma função por um impulso. Fonte: (Gonzales; Woods, 2009)	p. 30
3.10	Processo de filtragem espacial. Fonte:Gonzales; Woods, 2009	p. 31
3.11	Imagem original e imagem após a passagem de um filtro passa-baixa, respectivamente. Fonte: drv.ind.br	p. 32
3.12	Imagem original e imagem após a passagem de um filtro passa-alta, respectivamente. Fonte: drv.ind.br	p. 33

3.13	Representações ideais dos três tipos de borda que existem. a) Borda em de- grau. b)Borda em rampa. c) Borda em forma de telhado. Fonte: Gozales; Woods, 2009	p. 34
3.14	Representação das máscaras do operador de Prewitt. Fonte: (Gonzales; Wo- ods, 2009)	p. 35
3.15	Representação das máscaras do operador de Sobel. Fonte: (Gonzales; Wo- ods, 2009)	p. 36
3.16	a) Representa a imagem e b) representa o elemento estruturante.	p. 37
3.17	Filtro morfológico de Erosão.	p. 38
3.18	Filtro morfológico de Dilatação.	p. 39
3.19	Filtro morfológico de abertura.	p. 40
3.20	Filtro morfológico de fechamento.	p. 41
4.1	Diagrama de desenvolvimento do projeto.	p. 42
4.2	Página de acesso ao banco de imagens.	p. 43
4.3	Página com miniatura e laudo das imagens	p. 44
4.4	Fluxograma que ilustra o funcionamento do método de segmentação da mama, segundo (Borges). Fonte: (BORGES)	p. 44
4.5	a)Imagem original; b) Imagem pré-processada, com borda.	p. 45
4.6	a)Imagem original; b) Imagem após limiarização global.	p. 46
4.7	Imagem resultante do filtro morfológico de abertura.	p. 47
4.8	a)Imagem original, com borda e reduzida; b) Imagem após filtro morfológico; c)Imagem sem ruído.	p. 48
4.9	Etapas para realce da imagem.	p. 48
4.10	Filtro passa-alta.	p. 49
4.11	Imagem após o aumento seletivo de contraste.	p. 50
4.12	Imagem normalizada	p. 51
4.13	Imagem após segunda passagem pelo filtro passa-alta	p. 51
4.14	Etapas para detecção de agrupamentos	p. 52

4.15	Imagem resultante da segmentação via limiarização global	p. 54
4.16	Resultado do uso do filtro morfológico com abertura 4.	p. 54
4.17	Imagem após a remoção de falsos-positivos	p. 55
4.18	Etapas para identificação dos agrupamentos encontrados	p. 56
4.19	Bordas dos agrupamentos detectadas.	p. 57
4.20	Imagem resultante da conversão automática para RGB.	p. 57
4.21	Imagem pré-processada em três dimensões.	p. 58
4.22	Imagem com contorno de agrupamentos, possuindo informação somente em uma dimensão.	p. 59
4.23	Imagem final, com agrupamentos realçados.	p. 59

Lista de Tabelas

4.1	Limiares testados para uso no filtro morfológico de abertura.	p. 53
5.1	Imagens que não apresentaram resultado satisfatório.	p. 61
5.2	Imagens que apresentaram o resultado esperado.	p. 62
5.3	Imagens que apresentaram o resultado esperado.	p. 63

1 *Introdução*

As áreas de processamento de imagens digitais tem apresentado um expressivo desenvolvimento nas últimas décadas. Esse crescimento pode ser verificado no ramo acadêmico, onde o processamento de imagem é objeto de pesquisa em diversos trabalhos.

“Em medicina, por exemplo, procedimentos computacionais melhoram o contraste ou codificam os níveis de intensidade em cores, de modo a facilitar a interpretação de imagens de raios X e outras imagens biomédicas. Geógrafos usam técnicas idênticas ou similares para estudar padrões de poluição em imagens aéreas e de satélites. Outras áreas de aplicação também podem ser notadas, como inspeção automática de maquinários industriais, reconhecimento de padrões, dentre outros...” (PAPA,2005).

Na medicina tem sido cada vez mais presente o uso de aparelhos sofisticados para ajudar no reconhecimento e cura de várias doenças. O processamento de imagem tem sido usado para realizar o diagnóstico de muitas doenças, pois programas analisam e fornecem o diagnóstico automaticamente, diminuindo o tempo em que o médico tem que se desprender para realizar a análise de cada exame e repassar o laudo, além de produzir resultados mais precisos, gerando maior confiabilidade a este.

Para o diagnóstico do câncer de mama, a mamografia é amplamente utilizada, tendo então uma grande importância para identificação precoce de possíveis tumores, permitindo que seja feito o tratamento prévio para um melhor prognóstico à paciente.

Após fazer inúmeras pesquisas na área de identificação automática de tumores, que são encontrados em mamografias, constatou-se que possuem poucos trabalhos nesta área, surgindo então o interesse por desenvolver algo que possa ajudar no diagnóstico do câncer. Para tanto foram utilizadas algumas etapas que serão descritas a seguir, a fim de realçar possíveis nódulos existentes nas imagens mamográficas.

Como base para este trabalho, foi utilizado o trabalho de *“Detecção de agrupamento de*

microcalcificações em imagens mamográficas digitais” (BORGES). Porém no trabalho de Borges os métodos utilizados não foram demonstrados, criando assim a necessidade de desenvolver o sistema desde o início. No decorrer do desenvolvimento percebeu-se a necessidade de modificar determinadas etapas que haviam sido implementadas por Borges, além da inserção de outras.

O trabalho a seguir está dividido em 6 capítulos. O Capítulo 2 descreve brevemente as causas e as etapas do câncer de mama. O terceiro capítulo explica algumas técnicas de processamento de imagens que foram utilizadas neste trabalho. O Capítulo 4 descreve o sistema aqui desenvolvido. O quinto capítulo expõe os teste feitos no sistema, e o sexto capítulo é composto pelas conclusões do trabalho.

2 *Câncer de mama*

Segundo mais frequente no mundo e primeiro entre as mulheres, o câncer de mama ainda é responsável por um alto índice de mortalidade em diversos países, e por esse motivo é considerado um problema grave de saúde pública, sendo necessário vários investimentos tanto da esfera pública como na privada. Para estimular a prevenção e tratamento do câncer no Brasil, foi criado em 1998 o Programa Viva Mulher, que deu início a um movimento nacional em busca de incentivo para as mulheres procurarem diagnóstico precoce, auxiliando assim seu tratamento e cura (INCA).

Estudos comprovam que a detecção do câncer de mama em estágios iniciais possibilita um aumento das chances de cura e utilização de tratamentos menos agressivos ao paciente. Quanto mais avançado for o estágio do câncer mais danos causará à paciente, podendo até leva-lo à óbito. Por falta de informação, é grande também o número de homens que demoram à descobrir que está desenvolvendo este tipo de câncer. Segundo o INCA (Instituto Nacional de Câncer) no ano de 2010 cerca de 12.852 pessoas morreram devido ao câncer de mama, e 1,25% desses casos correspondiam aos homens.

A falta de realização de exames de mama preventivos não pode ser justificada somente pela falta de conhecimento ou recusa das pacientes em submeter-se a esse tipo de exame. Conforme pesquisa publicada no *American Journal of Public Health*, no ano de 2001, observou-se que entre 90 e 99% das mulheres sabem o procedimento para examinar suas mamas, porém somente entre 15 e 40% destas, realizam o auto-exame mensalmente, o que impossibilita o tratamento precoce da doença para os demais.

O auto-exame se caracteriza pela apalpação das mamas, e deve ser realizado mensalmente. Para as mulheres que ainda menstruam, ele deve ser realizado de quatro à seis dias após o fim da menstruação, pois nesse período as mamas estão menores e menos sensíveis. Para as mulheres que já estão na menopausa, é necessário escolher um dia no mês e realizar o auto-exame todo mês no mesmo dia. O auto-exame é de fundamental importância, junto da mamografia, para fazer um diagnóstico precoce. A mamografia deve ser realizada uma vez por ano em mulheres

a partir de 35 anos de idade.

A média de sobrevivência do câncer de mama após cinco anos é de 61% na população mundial. Sua incidência aumenta rápida e progressivamente a partir dos 35 anos de idade (INCA). O câncer de mama pode se desenvolver em qualquer mulher, e raramente em homens. Vários fatores influenciam no surgimento de tumores nas mamas, dentre eles estão o histórico familiar (ter parentes de primeiro e segundo grau que apresentaram a doença), ter tido filho após os 30 anos, nunca ter tido filhos, ter feito tratamentos hormonais, exposição excessiva aos raios-X, ter fumado (ou conviver com fumantes), ter consumido muito álcool, alteração genética, ferimentos no seio e obesidade (Alvarenga). Quando comprovadamente o risco de desenvolver o câncer de mama for muito alto, então há uma cirurgia na qual reduz-se em aproximadamente 95% as chances de desenvolver a doença. Conhecida como mastectomia, esta cirurgia retira toda a glândula mamária, deixando somente uma camada de 0,5cm de gordura para manter as condições da pele, e então é implantada uma prótese de silicone embaixo do músculo peitoral, para manter a prótese firme (Varella,2013).

Todas as células de uma pessoa crescem de forma ordenada e organizada, quando alguma célula não respeita este crescimento, chamamos de célula cancerosa. Esta cresce de forma desordenada formando um tecido que dá origem a um tumor. Os tumores podem ser benignos ou malignos. Os tumores benignos não provocam risco à vida do paciente, podendo ser retirados e as chances de voltarem é muito reduzida. Os tumores malignos são cancerosos e suas células crescem anormalmente se distribuindo por várias partes do corpo, o que pode causar metástase. Metástase é quando as células cancerosas caem na corrente sanguínea ou no sistema linfático, se distribuindo para os outros órgãos. Este tipo de tumor também pode ser removido, porém se as células cancerosas se multiplicaram fora do tumor, este pode voltar a se desenvolver em outra região (articulosdemedicina.com).

O tumor surge principalmente em volta dos ductos, que são os vasos responsáveis pela condução do leite, produzido nos lóbulos e levados até os mamilos. Porém, em menor caso, pode acontecer de o câncer ser originado nos lóbulos. A Figura 2.1, ilustra os três estágios do câncer de mama. A Figura 2.1(a) demonstra o câncer não-invasivo, quando as células cancerosas estão circunscritas aos ductos. Na Figura 2.1(b) as células anormais migram dos ductos para o tecido mamário, representando um câncer invasivo. Quando as células cancerosas migram para o sistema linfático ou para a corrente sanguínea e atingem outros órgãos, caracteriza-se então a metástase, que é representada pela Figura 2.1(c).

O tumor pode ser nomeado como nódulo ou ainda microcalcificação, devido ao seu enrijecimento quando em estágio avançado. Em um exame de mamografia, podem aparecer um

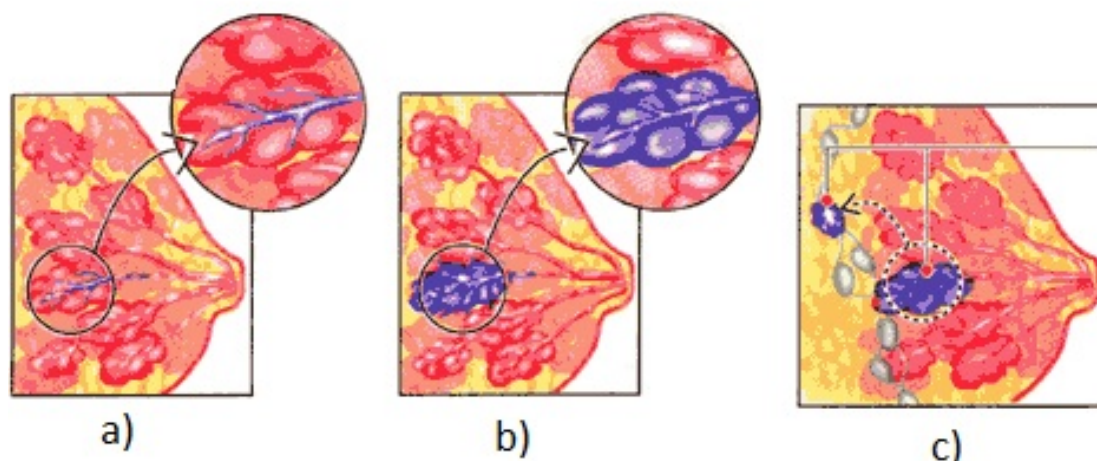


Figura 2.1: a) Câncer não invasivo; b) Câncer invasivo; c) Metástase. Fonte: clubedomedico

ou mais tumores, como pode ser observado na Figura 2.2. Percebe-se a ocorrência de mais de um tumor na imagem, porém nem todas as regiões claras do exame são tumores, pois o tecido mamário em alguns casos apresenta uma alta densidade.

A descoberta de nódulos ainda é feita de forma semi-automática, ou seja, é feito o exame de mamografia que gera um breve laudo, este é levado ao médico que irá examiná-lo e a partir dos seus conhecimentos prévios, irá informar o laudo final para a paciente. Este método é eficiente porém um mesmo nódulo pode ser diagnosticado por um médico e por outro não, devido a densidade do tecido fibroglandular, que se caracteriza por ser o tecido que preenche as mamas e será substituído progressivamente, após a menopausa, por tecido gorduroso. Logo, tem-se a importância da padronização do modo como são encontradas as microcalcificações. A forma automatizada tem sido muito bem-vinda no âmbito da medicina, isso justifica a vontade pela qual esse trabalho foi desenvolvido.

2.1 Mamografia

Mamografia é um tipo específico de exame de imagem que usa um sistema de raios-X, com uma dosagem baixa desses raios, para examinar as mamas e auxiliar no diagnóstico das doenças mamárias.

O mamograma é capaz de diagnosticar alguma anomalia no seio com até 2 anos antes da mesma ser percebida pelo tato (Medlineplus, 2007). Esse diagnóstico só é possível graças ao uso dos raios-X que identificam as microcalcificações nas mamas.

A mamografia convencional possuía um sistema de película, em que o resultado da mamografia

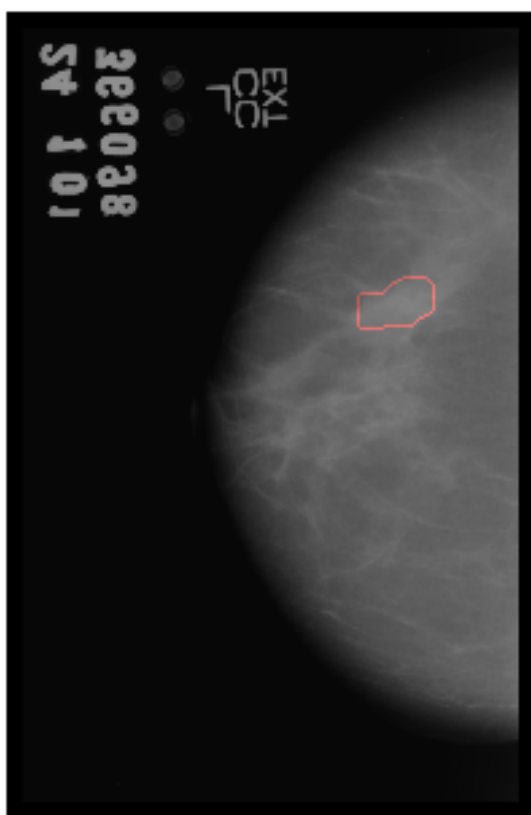


Figura 2.2: Tumores destacados no mamograma.

grafia era impresso. Atualmente há a mamografia digital que possui uma maior sensibilidade, proporcionando diagnósticos mais precisos (NETO). Além de um tempo de exame menor, proporcionando à paciente um menor contato com os raios-X, e oferecendo um laudo mais preciso àquelas mulheres que se enquadram nos casos de mamas densas, essas mamas possuem pré-disposição para o câncer de mama, além de mascarar possíveis nódulos. Com o uso da mamografia digital esses pacientes se expõem somente uma vez ao raio-X, pois neste exame são captadas várias imagens em vários ângulos, permitindo uma visão mais clara e exata da mama.

“Durante a mamografia, um profissional especialmente qualificado posicionará as mamas em uma plataforma especial e a mama será comprimida, gradualmente, por uma placa transparente. A compressão da mama é necessária para:

- *Igualar a espessura da mama de modo que todo o tecido possa ser visualizado;*
- *Espalhar o tecido mamário para que pequenas anormalidades não sejam obscurecidas por tecido mamário sobrejacente;*
- *Permitir o uso de uma dose mais baixa de raios-X, já que uma camada mais fina de tecido mamário está sendo radiografada;*
- *Conter a mama, no intuito de eliminar borramentos na imagem causados pelo movimento;*
- *Reduzir a “radiação espalhada”, para produzir imagens com maior nitidez.” (Sonitec).*



Figura 2.3: Demonstração do teste de mamografia. Fonte: portalcampmaior.com

Com a utilização da mamografia digital é possível em apenas uma seção a captação de várias imagens, garantindo ao paciente menor probabilidade de uma nova exposição ao raio-X, além de proporcionar ao médico uma visão de vários ângulos da mama, resultando em uma identificação mais precisa dos nódulos que possam ser encontrados.

3 *Processamento de Imagens*

A área de processamento de imagem vem crescendo acentuadamente com o passar dos anos. Isso pode ser observado em vários âmbitos, tal como o acadêmico, no qual houve aumento nas pesquisas e no interesse dos docentes e discentes em disciplinas mais específicas dessa área. Além da esfera acadêmica, tem sido demonstrado grande interesse na área industrial, onde a cada dia aumenta o número de empresas que produzem, comercializam e utilizam soluções de processamento eletrônico de imagens em seus processos. E como principal representante desse crescimento, estão os usuários domésticos que a cada dia exigem mais das aplicações multimídias.

Para realizar o processamento de imagens são necessárias várias etapas como demonstra o diagrama da Figura 3.1. Este diagrama representa um sistema genérico que pode ser utilizado tanto em pequenas aplicações de uso diário como em sistemas sofisticados. Ele representa as etapas do processamento desde a aquisição da imagem até sua saída(Filho; Vieira, 1999).

Aquisição

A aquisição da imagem consiste por representar a imagens visual em uma informação processável por um computador, mantendo com fidelidade as características da imagem original. Esse processo é realizado habitualmente por aparelhos desenvolvidos para realizar esta captura, que pode ser por meio de calor, raios-X, luz visível, microondas entre outro. Para cada tipo de imagem um aparelho específico deve ser utilizado (THOMÉ).

Para que as imagens geradas possam ser tratadas é necessário, primeiramente, digitalizá-las. Para isso a imagens é dividida em uma grade de quadrados chamados de pixels, esses são responsáveis por gerar a imagem em forma digital. Cada pixel é associado à um número, esse número representa uma cor conforme uma tabela, que será explicada na próxima seção. A junção desses números resultará na imagem digitalizada.

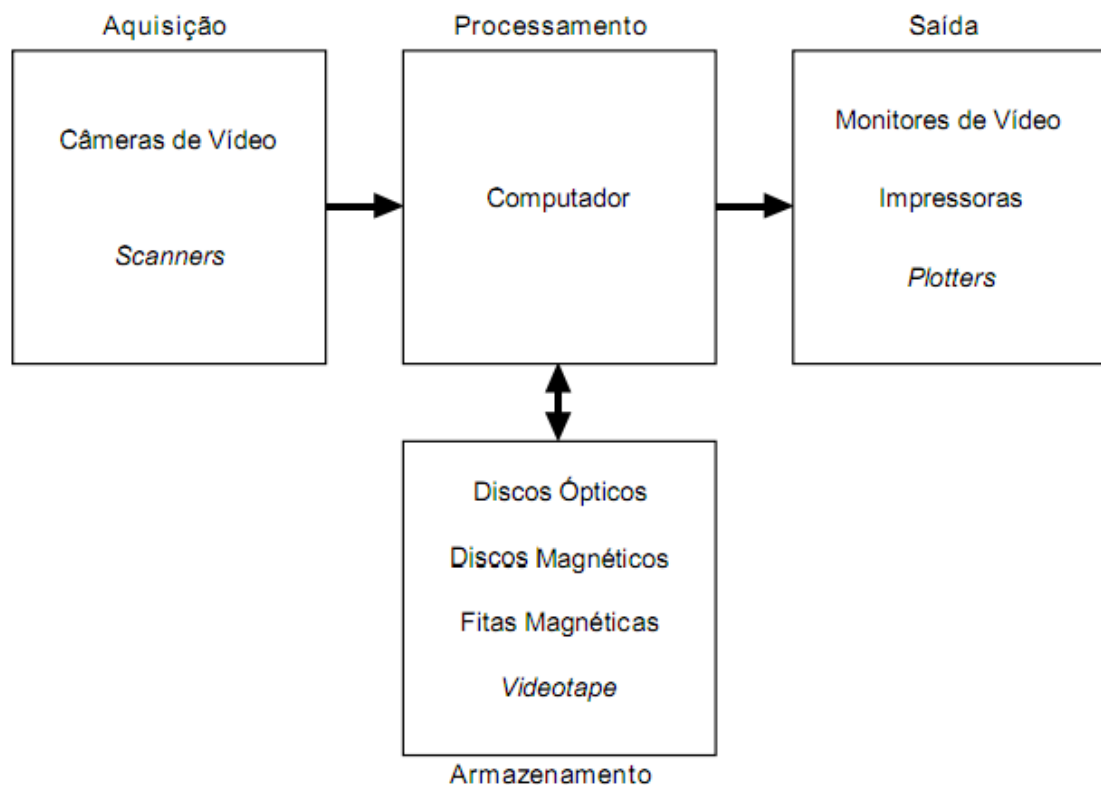


Figura 3.1: Etapas do processamento de imagens. Fonte: (Filho, Vieira, 1999)

Processamento

Esta etapa se caracteriza pela realização de determinados processos na imagem original, que terá como resultado uma nova imagem. Esses processos são realizados via *software*, o uso de *hardware* especializado para processamento de imagens só é necessário quando o computador possuir limitações para o seu processamento (Marques Filho, 1999).

O processamento é a etapa mais importante, pois é através dele que a imagem receberá os tratamentos necessários para então ser devidamente armazenada.

Armazenamento

O armazenamento de imagens digitalizadas ocupa espaço da memória do computador. Para a redução deste espaço de armazenamento utiliza-se a técnica de compactação de imagem. Esta é dividida em dois tipos: compactação com perdas e sem perdas, sendo que ambas possuem prós e contras. A compactação com perdas permite que a imagem seja comprimida reduzindo o seu tamanho, ocupando menos memória, porém a imagem pode perder características importantes durante este tipo de compactação. Já a compactação sem perdas, fica mais fidedigna à imagem original, porém ocupa um grande espaço na memória do computador, além de levar muito mais

tempo para sua transmissão e processamento. O importante é verificar, antes da compactação, sua necessidade, para então optar pelo tipo de compactação à ser utilizada (Aragon,2000).

Saída

A saída da imagem digital é algo fundamental para o processamento de imagens, pois nela são percebidas possíveis falhas do sistema. Essa imagem pode ser visualizada no próprio monitor do computador, ou ainda ser impressa sob várias formas, como imagens fotográficas, por exemplo.

3.1 Imagem Digital

“Uma imagem digital é a representação de uma imagem bidimensional usando números binários codificados de modo a permitir seu armazenamento, transferência, impressão ou reprodução, e seu processamento por meios eletrônicos.”(Portal, 2013)

A imagem digital é portanto uma matriz finita composta por elementos que representam um valor em cor. Cada elemento possui uma localização e um valor específico, o que caracteriza um pixel, a quantidade de pixels na imagem indicam a qualidade da mesma, quanto mais pixels, mais informação a imagem possui, consequentemente a imagem se aproxima mais da imagem que vemos a olho nu.

A quantidade de cores existentes na imagem vai depender do número de bits que essa imagem possui. Uma imagem que possui 8 bits possuirá 256 valores que representarão as cores. Esses valores são divididos em uma escala de 0 a 255. Para uma imagem em tons de cinza o valor 0 representa a cor preta gradativamente até chegar ao valor 255 que indica a cor branca. A Figura 3.2 representa a mudança de tons de cinza no decorrer da matriz monocromática.

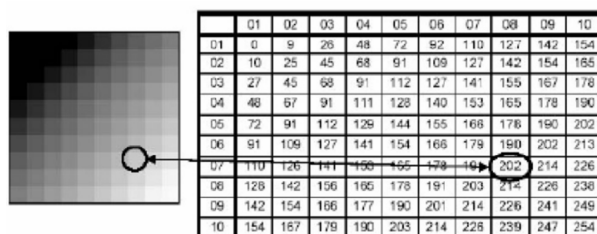


Figura 3.2: Ilustração das intensidades de cinza que correspondem aos valores da matriz 256.

Fonte: Tagliaferri, 2007

A imagem pode possuir também cores em 16 e 32 bits, a diferença será representada nas cores existentes na imagem, sendo que uma imagem de 16 bits possuirá 65.536 cores enquanto

que uma imagem de 32 bits possuirá 4,295 bilhões de cores. Para este trabalho foram sempre utilizadas imagens em 16 bits, pois assim se manteve um padrão de cores, e para a detecção de microcalcificações são necessárias uma maior variação de tons.

Para criar as imagens coloridas é utilizada a representação RGB, em que cada letra indica uma cor. Essas cores são consideradas primárias para a criação de quaisquer outras cores. R indica a cor vermelha (*red*), G representa a cor verde (*green*) e B representa a cor azul (*blue*). Esta representação indica a intensidade de cada cor na escala determinada pela quantidade de bits em três dimensões, ou seja, essa imagem possuirá um determinado valor na dimensão R, outro na dimensão G e um outro valor na dimensão B, e esse valor terá de variar conforme a quantidade de bits da imagem. O valor escolhido para cada dimensão determinará a quantidade de pigmento daquela cor naquele pixel.

Em uma imagem de 8 bits, o valor em cada dimensão terá de variar entre 0 e 255, representando 256 cores, porém 40 dessas cores podem ser processadas de formas diferentes conforme o sistema operacional, então na escala RGB são utilizadas como padrão 216, que são comuns a todos os sistemas operacionais (Gonzalez, Woods, 2009).

A Figura 3.3 representa a escala RGB com as 216 cores seguras.

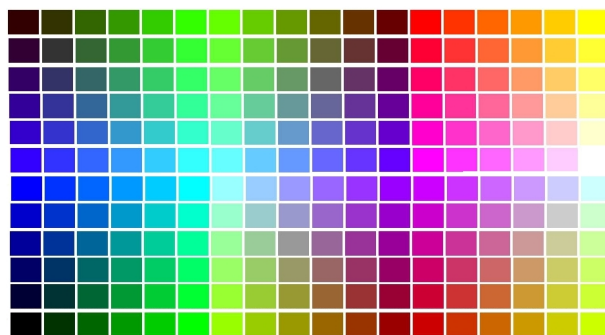


Figura 3.3: Imagem demonstra a variação das cores na escala RGB de 8 bits.

É interessante para um sistema a realização de conversão de imagens da escala de cinza para RGB e vice-versa, pois nem sempre a imagem original está pronta para ser processada. Para realizar a conversão de uma imagem em tons de cinza para RGB é necessário passar a imagem por três filtros, cada filtro é sensível à uma cor, vermelho, verde e azul, correspondente à escala RGB. A imagem resultante é a sobreposição dos resultados de cada filtro. Para a conversão inversa da imagem, de RGB para escala de cinza, basta seguir o caminho contrário, ou seja, passar a imagem por três filtros, nas cores vermelha, verde e azul, e então somar as três imagens e dividi-las por três, resultando em uma única imagem em tons de cinza, como mostra a Figura 3.4.

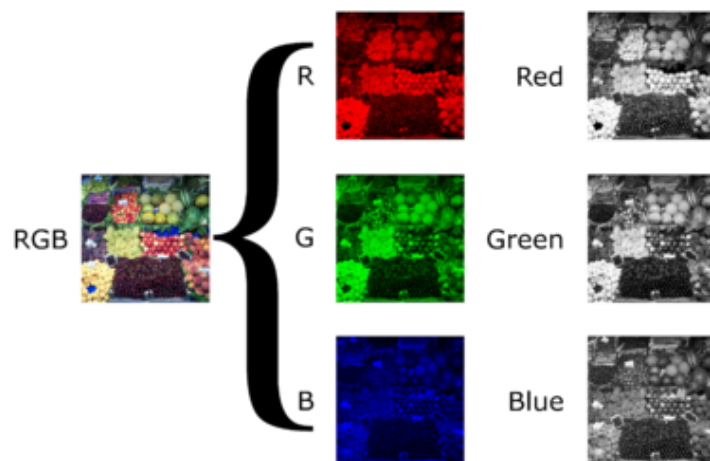


Figura 3.4: Imagem demonstra a conversão de uma imagem RGB em escala de cinza.

Fonte:Wikipedia,2012

3.2 Operações Aritméticas em Imagens

As operações aritméticas em imagens são realizadas através de arranjos matriciais, ou seja, a operação é realizada com pares de pixels correspondentes em ambas as imagens. Para realizar qualquer operação aritmética em uma imagem, é necessário como fundamento que ambas as imagens possuam as mesmas dimensões, representando então, a mesma quantidade de pixels.

Para demonstrar cada operação aritmética que pode ser feita em uma imagem, serão utilizadas as imagens da Figura 3.5.

3.2.1 Adição

Para realizar a soma de duas imagens é necessário, como dito anteriormente, que ambas as imagens possuam a mesma quantidade de pixels, a partir desta preliminar é feita a soma do pixel de uma imagem com o seu correspondente na outra imagem. Esta correspondência significa que os dois pixels devem estar localizados na mesma posição em ambas as imagens. A adição de duas imagens tem por objetivo principal juntar a cena de duas imagens, como mostra a Figura 3.6.

3.2.2 Subtração

A subtração de duas imagens é feita do mesmo modo que a adição, porém seu objetivo é realçar as diferenças entre as duas imagens, reduzindo o ruído existente nelas, como pode ser observado na Figura 3.7.

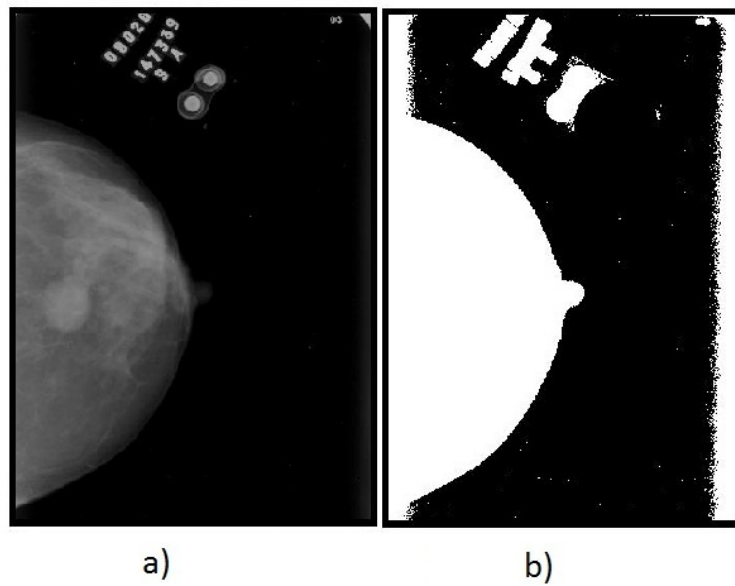


Figura 3.5: Essas imagens serão utilizadas para exemplificar as operações descritas nas próximas seções.



Figura 3.6: Imagem demonstra operação de adição entre as imagens da Figura 3.5.

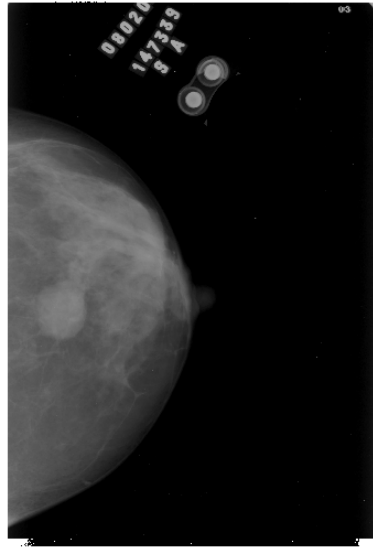


Figura 3.7: Imagem demonstra operação de subtração entre as imagens da Figura 3.5.

3.2.3 Multiplicação e Divisão

A multiplicação e a divisão de imagens se caracteriza pela correção de sombreamentos. Na multiplicação a correção é responsável pela calibração do brilho e na divisão pela normalização do mesmo.

A multiplicação é utilizada ainda para fazer a segmentação de duas imagens. Na Figura 3.8 percebe-se que da primeira imagem somente ficou a parte destacada da segunda imagem.

3.3 Filtro Digital de Imagens

“A filtragem digital de imagens consiste na aplicação de técnicas de transformação com o objetivo de corrigir, suavizar ou realçar determinadas características de uma imagem dentro de uma aplicação específica. A correção consiste na remoção de características indesejáveis, e melhoria/realce é a acentuação de características que devem ser destacadas.”(Thomé)

As técnicas de filtragem são transformações da imagem pixel a pixel, que dependem dos valores de um determinado pixel e dos valores dos pixels vizinhos, na imagem original. Cada pixel filtrado tem um valor dependente do contexto em que ele se encontra na imagem original.

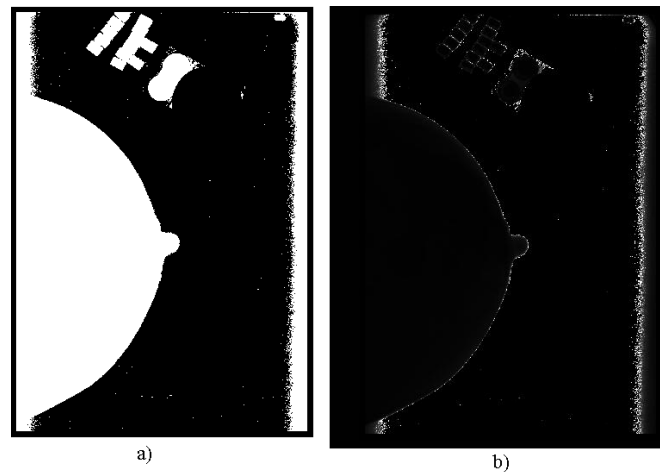


Figura 3.8: a) representa o resultado da operação de multiplicação b) representa o resultado da operação de divisão.

3.3.1 Filtragem Espacial

A filtragem de um sinal consiste em passar um sinal por um filtro e então obter como resposta a parte do sinal que estava dentro dos padrões do filtro. Podemos citar como exemplo um filtro de ar, o objetivo deste é que sejam retiradas as impurezas. Para isso o ar, que corresponde ao sinal de entrada, passa pelo filtro e neste ficam retidas as impurezas, resultando o ar puro.

Na filtragem espacial o filtro pode também ser chamado de *máscara*, que é representado por outra imagem de tamanho menor que a original.

Filtrar um sinal significa realizar uma operação que envolve o sinal e as características do sistema. À esta operação é dado o nome de convolução.

A Figura 3.9 mostra de forma simplificada um exemplo básico de convolução. É realizada a convolução de uma função por um impulso unitário, o que resulta em uma cópia da função na posição do impulso, porém rotacionada em 180° .

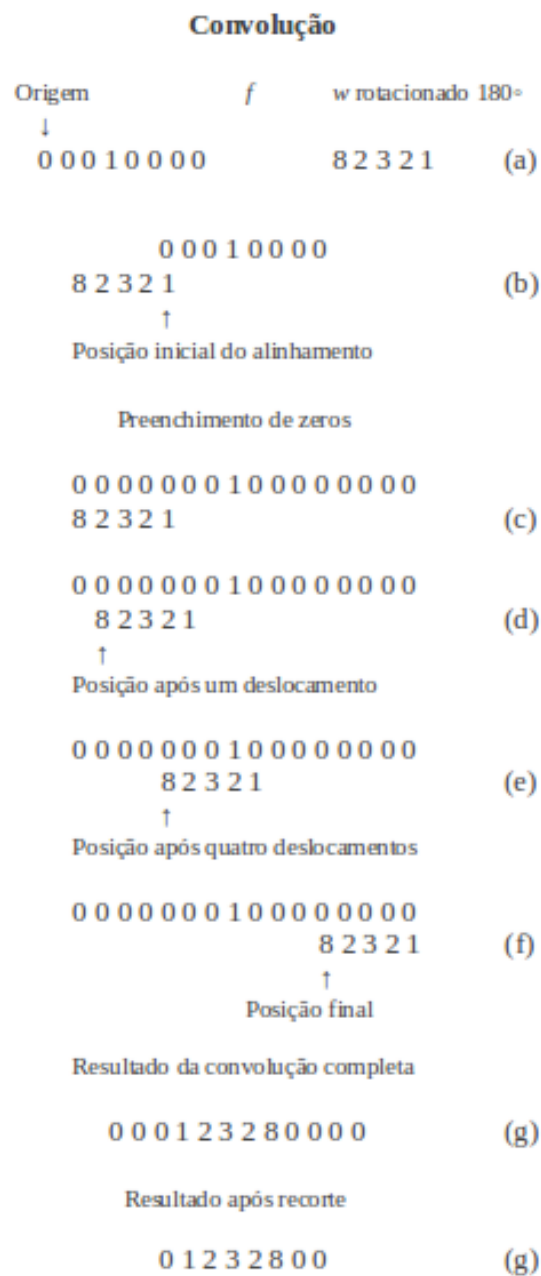


Figura 3.9: Processo de convolução de uma função por um impulso. Fonte: (Gonzales; Woods, 2009)

A técnica de filtragem espacial de uma imagem consiste em mover o filtro pixel à pixel na imagem original, e o resultado é colocado em uma imagem com as mesmas dimensões da imagem.

A Figura 3.10 ilustra um filtro 3x3, em que um ponto(x,y) do filtro é multiplicado pelo ponto de mesma coordenada da imagem, então são somados os coeficientes do produto do filtro, gerando a resposta g(x,y), como mostra a equação 3.1.

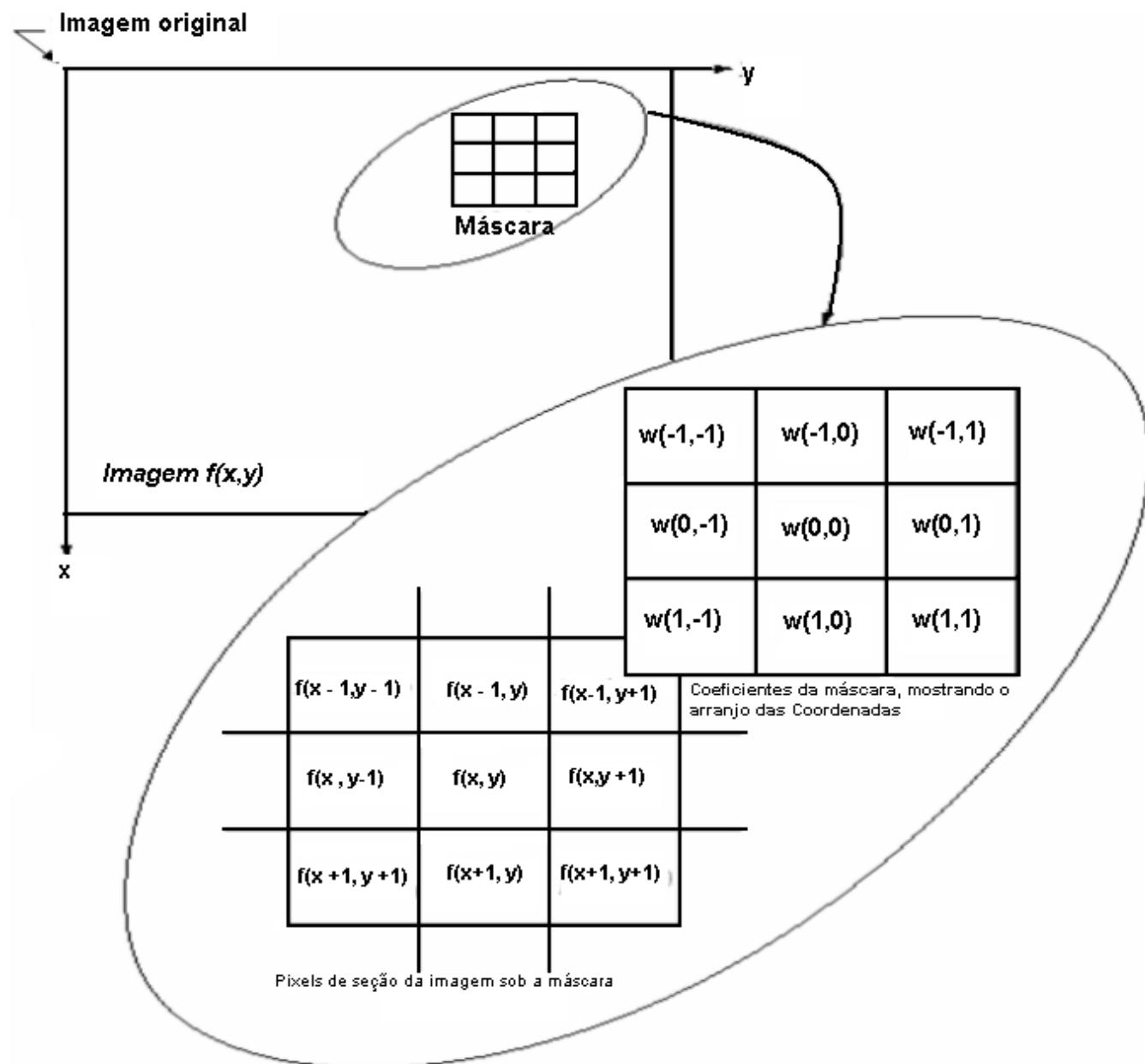


Figura 3.10: Processo de filtragem espacial. Fonte:Gonzales; Woods, 2009

$$g(x,y) = (-1,-1)f(x-1,y-1) + (-1,0)f(x-1,y) + (0,0)f(x,y) + (1,1).f(x+1,y+1) \quad (3.1)$$

Os filtros espaciais podem ser classificados em passa-baixa, passa-alta ou passa-banda. Os dois primeiros são os mais utilizados em processamento de imagens. O filtro passa-banda é mais utilizado em processamentos específicos, principalmente para remover ruídos periódicos, que não será tratado neste trabalho.

3.3.2 Filtro Passa-baixa

O efeito visual de um filtro espacial passa-baixa é o de suavização da imagem e a redução da intensidade das cores ali representadas. A cor de cada ponto da imagem passa a ser uma média ponderada entre sua cor original e as cores dos pontos vizinhos. Em geral, representam-se os pesos de cada ponto por meio de uma matriz de convolução.

As altas frequências, que correspondem às transições rápidas, como bordas e lados, são atenuadas. A suavização tende a minimizar ruídos e apresenta o efeito de borramento da imagem, como mostra a Figura 3.11.



Figura 3.11: Imagem original e imagem após a passagem de um filtro passa-baixa, respectivamente. Fonte: drv.ind.br

3.3.3 Filtro Passa-alta

Como mencionado anteriormente, as transições bruscas de um sinal estão associadas às componentes de alta frequência. Assim, um realce da imagem, com ênfase nestas transições,

pode ser obtido deixando-se passar estas altas frequências e atenuando-se as demais, o que pode ser percebido na Figura 3.12.



Figura 3.12: Imagem original e imagem após a passagem de um filtro passa-alta, respectivamente. Fonte: drv.ind.br

3.4 Limiarização

A limiarização consiste basicamente em separar os grupos de cinza de uma imagem. Em outras palavras, determina-se uma intensidade de cinza, chamada de limiar, que separa as partes da imagem, de forma que grupos de pixels com intensidades parecidas sejam separados de outros. Por isto, este processo também é chamado de similaridade (Gonzales; Woods, 2009).

O principal complicador deste processo é determinar qual é o valor do limiar. De forma geral, o que pode ser feito é um histograma com as intensidades dos pixels da imagem e a quantidade de pixels com cada intensidade. Com isto, pode-se observar a formação de vales na intensidade. O valor de limiar é escolhido neste vale, como sendo o mais próximo à metade da escala dos níveis de cinza.

O processo de limiarização pode ser descrito através da Equação 3.2.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) > L \\ 0 & \text{se } f(x,y) \leq L \end{cases} \quad (3.2)$$

Essa expressão significa que para qualquer ponto (x,y) na imagem em que $f(x,y)$ maior que L este ponto pertencente ao objeto, caso contrário o ponto faz parte do fundo. L é um limiar que deve ser determinado anteriormente. Quando L é uma constante aplicável a uma

imagem inteira, esse processo dado pela Equação 3.2 é denominado de limiarização global (GONZALEZ; WOODS, 2000).

3.5 Detecção de Bordas

A detecção de bordas é o método usado mais frequentemente para segmentar as imagens com base nas variações abruptas (locais) de intensidade. As bordas são caracterizadas pela mudança de intensidade na fronteira da imagem. Essa mudança de intensidade pode ser classificada de três maneiras principais, borda em degrau, borda em rampa e borda em forma de telhado.(Gozales; Woods, 2009)

A borda em degrau ocorre na distância de 1 pixel, gerando a diferença abrupta entre as diferenças de intensidade. Esse modelo é caracterizado por imagens computadorizadas, pois imagens reais possuem diferenças suaves em suas intensidades. O detector de bordas de Canny, que será discutido mais a frente, foi criado à partir deste modelo de borda.

O modelo de borda em rampa caracteriza a imagens digitais reais, pois este representa imagens com desfoque ou ruídos, que estão presentes nas limitações dos mecanismos de captura da imagem.

O terceiro modelo caracteriza a borda em forma de telhado. Esta é encontrada, principalmente em objetos finos que estão posicionados mais próximos do sensor.

A Figura 3.13 representa graficamente os três tipos de bordas que foram explicados anteriormente.

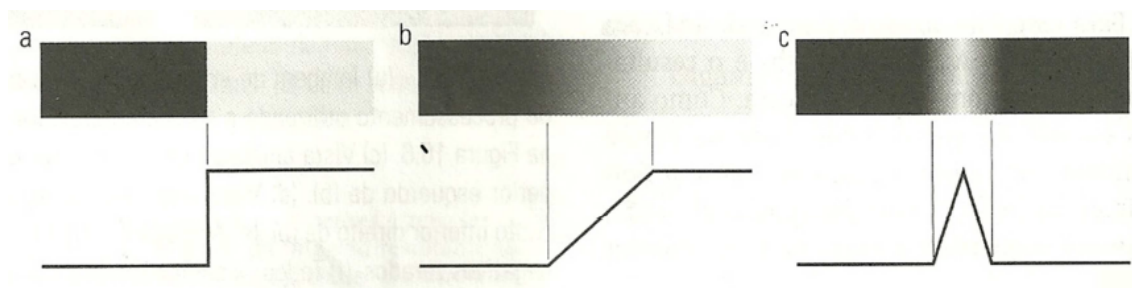


Figura 3.13: Representações ideais dos três tipos de borda que existem. a) Borda em degrau. b) Borda em rampa. c) Borda em forma de telhado. Fonte: Gozales; Woods, 2009

Os modelos de borda são classificados de acordo com seus perfis de intensidade. A maioria dos operadores de detecção de bordas consistem em uma passagem por um filtro passa-alta e uma limiarização, sucessivamente. Alguns algoritmos utilizados para a detecção de bordas serão descritos a seguir.

3.5.1 Operador de Prewitt

O operador de Prewitt é composto por uma máscara 3x3, como demonstrada na Figura 3.14. Essa máscara tem como objetivo detectar bordas no sentido horizontal e vertical, por isso os valores encontram-se em linhas ou colunas paralelas (Gonzales; Woods, 2009).

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Figura 3.14: Representação das máscaras do operador de Prewitt. Fonte: (Gonzales; Woods, 2009)

Para realizar essa detecção, as máscaras são convolvidas separadamente com a imagem original, calculando assim a derivada das duas máscaras (G_x e G_y). Para determinar se o pixel selecionado é ou não de borda, e assim conseguindo estimar onde se encontra a transição de claro para escuro, é calculado o gradiente ($|G|$) através da Equação 3.3 (Gonzales; Woods, 2009).

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.3)$$

3.5.2 Operador de Sobel

O operador de Sobel é similar ao operador de Prewitt, porém com mais peso nos pontos próximos ao pixel central. Por esse motivo, a máscara de Sobel, que realiza a mesma operação, obtém as bordas mais destacadas em relação ao operador de Prewitt. A Figura 3.15 demonstra os pontos destacados do filtro (Gonzales; Woods, 2009).

3.5.3 Detector de Bordas de Canny

Apesar do algoritmo de Canny ser mais complexo, o desempenho deste é superior em relação aos demais detectores analisados nesse trabalho (Gonzales; Woods, 2009).

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Figura 3.15: Representação das máscaras do operador de Sobel. Fonte: (Gonzales; Woods, 2009)

A abordagem de Canny baseia-se em três objetivos básicos:

- *Baixa taxa de erros. Todas as bordas deverão ser encontradas e não deve haver respostas espúrias. Ou seja, as bordas detectadas devem ser as mais próximas possíveis das bordas verdadeiras.*
- *Os pontos de borda devem estar bem localizados. Isto é, a distância entre um ponto marcado com uma borda pelo detector e o centro da borda verdadeira deve ser mínimo.*
- *Resposta de um único ponto de borda. O detector deve retornar apenas ponto pra cada ponto de borda verdadeiro. Ou seja, o numero de massa nos locais em torno da borda verdadeira de ver mínimo. Isso significa que o detector não deve identificar múltiplos pixels de borda em que apenas um único ponto de borda existe (Gonzales; Woods, 2009).*

Como seria de esperar, o preço pago pela melhoria do desempenho do algoritmo de Canny é uma aplicação mais complexa do que as demais, e que também exige mais tempo de execução. Em algumas aplicações, como o processamento de imagem industrial em tempo real, os custos e os requisitos de velocidade tornam imprescindível o uso de técnicas mais simples, principalmente a abordagem do gradiente limiarizado. Quando a qualidade da borda é o motivo principal, o algoritmo de Canny oferece alternativas de qualidades superior.

3.6 Processamento Morfológico de Imagens

A palavra morfologia vem do latim em que “morfo” significa “forma” e “logia” significa “estudo”, logo, morfologia é simplesmente o estudo da forma, que no contexto das imagens pode representar o formato de determinada figura, e a partir daí realizar filtragens, segmentações e classificações de objetos nas imagens.

As operações morfológicas são compostas por um elemento estruturante, que equivale ao elemento principal do filtro utilizado na imagem que será filtrada. Para exemplificar o que seria o elemento estruturante em uma filtragem, basta pensar que este elemento fornecerá o formato do filtro que será aplicado. Por exemplo, se o desejado é filtrar apenas um ponto quadrado de uma imagem, então o elemento estruturante terá o formato de um quadrado. O resultado da aplicação deste elemento na imagem irá variar de acordo com o tipo de filtro que será utilizado. A seguir serão explicados os quatro tipos básico de filtros morfológicos.

A filtragem morfológica se dá com base em duas operações básicas, a erosão e a dilatação. Ambas as operações são baseadas no estudo da vizinhança do elemento. O tratamento dessa vizinhança dá-se pela varredura bit à bit do ponto principal.

A filtragem morfológica é o processo que pode ser definido a partir do estudo de conjuntos matemáticos, em que a imagem representa o conjunto A e o elemento estruturante representa o conjunto B, como mostra a Figura 3.16.

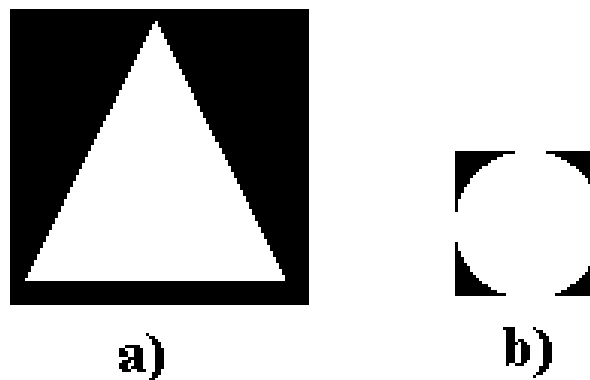


Figura 3.16: a) Representa a imagem e b) representa o elemento estruturante.

3.6.1 Erosão

Para o melhor entendimento de como funciona a erosão de imagens, trataremos o elemento estruturante B como um quadrado $d \times d$.

No processo de erosão B possuirá um ponto central, então será feita a verificação de bits com valor 1 em A. Para fazer essa verificação, será feita uma varredura bit à bit, e quando um bit 1 for encontrado, será verificada sua vizinhança, se esta possuir algum bit 1, este receberá o valor 0, conforme a área de B. Esse processo resultará na diminuição do tamanho da imagem.

Como mostra a Figura 3.17.

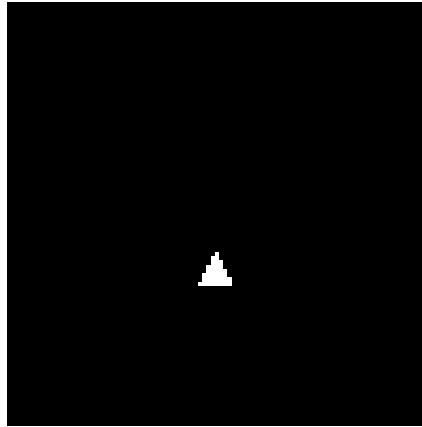


Figura 3.17: Filtro morfológico de Erosão.

3.6.2 Dilatação

O processo de dilatação pode ser entendido como o inverso da erosão. Pensando assim, podemos continuar a trabalhar com os conjuntos A e B. Enquanto na erosão, quando encontrado um bit 1, os seus vizinhos recebem o valor 0, na dilatação ocorre o inverso, ou seja, a cada bit 1 encontrado, seus vizinhos recebem o valor 1, causando um aumento no tamanho da imagem. Como pode ser percebido na Figura 3.18, em que os pontos brancos da imagem se expandem.

3.6.3 Abertura

Utilizando ainda os elementos A e B para a definição do processo de abertura, percebe-se que a mesma é dada pela combinação da Erosão com a Dilatação da imagem, ou seja, para provocar a abertura em uma imagem, é necessário realizar primeiramente o processo de Erosão A por B, representada pelo símbolo \ominus e em seguida a Dilatação do resultado da Erosão por B, representada pelo símbolo \oplus como mostra a equação 3.4.

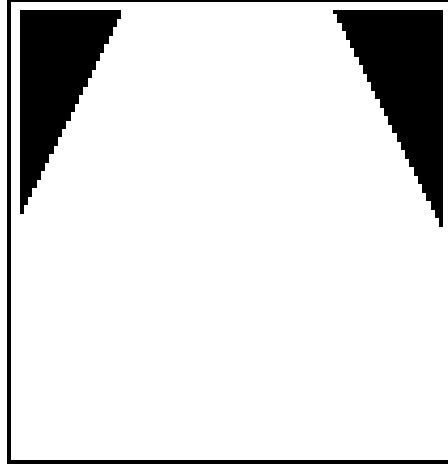


Figura 3.18: Filtro morfológico de Dilatação.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3.4)$$

A utilização desses processos sucessivamente, resulta em um objeto com o mesmo tamanho do original, porém com uma separação distinta entre a área do elemento estruturante e o fundo, pois a abertura é utilizada principalmente para suavizar os contornos de um objeto e eliminar as saliências finas. Isso significa, de forma prática, que é feita uma varredura na imagem, então a união dos pontos de B que se encaixam em A. Essa teoria pode ser melhor entendida na Figura 3.19.

3.6.4 Fechamento

O fechamento é o oposto da abertura, ou seja, é caracterizado pela combinação da dilatação de A por B, seguida da erosão deste por B, resultando no fechamento de espaços na imagem.

$$A \circ B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3.5)$$

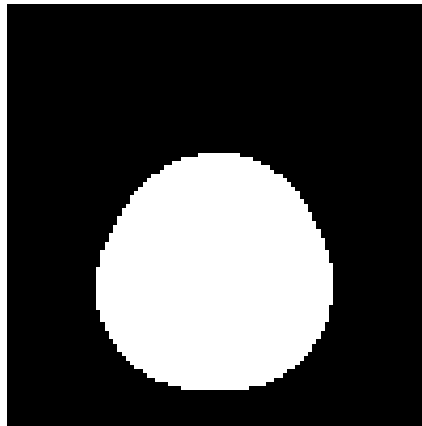


Figura 3.19: Filtro morfológico de abertura.

O fechamento tem por objetivo eliminar pequenos buracos na imagem, como pode ser observado na Figura 3.20.

3.6.5 Matlab

Para a implementação do projeto, foi utilizado o Matlab como plataforma de desenvolvimento. A escolha se baseou na ampla disponibilidade de bibliotecas, conhecidas como *Toolbox*, as quais proporcionam uma estrutura favorável de desenvolvimento de aplicações e protótipos, sejam estes simples ou complexos, nas diversas áreas de conhecimento, incluindo o processamento de sinais e sistemas. O Matlab tem sido usado na maioria das universidades do mundo, e começa a também a ser utilizado no desenvolvimento de sistemas na indústria de telecomunicações, por prover ferramentas ágeis, rápidas e confiáveis (MATHWORKS, 2010).

Em diversos meios, industriais, acadêmicos, entre outros, utiliza-se o Matlab por ser um *software* interativo de alto desempenho, voltado para o cálculo numérico. O Matlab permite a realização de aplicações a nível de análise numérica, de análise de dados, cálculo matricial, processamento de sinais e construção de gráficos, entre outros, abordando uma gama de questões científicas e de engenharia.

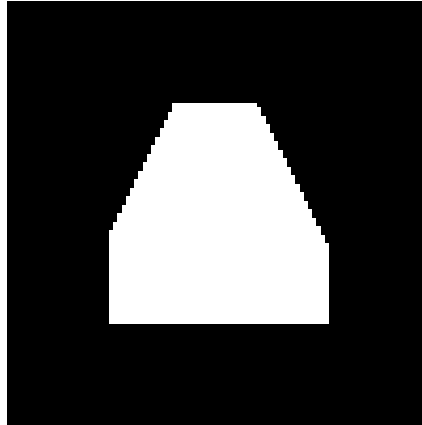


Figura 3.20: Filtro morfológico de fechamento.

O Matlab possui um ambiente de programação, que prima pela facilidade de utilização, além de possuir uma estrutura em que os problemas e soluções são expressos somente como são escritos matematicamente, ao contrário da programação tradicional.

O Matlab é um sistema cujo elemento básico de informação é uma matriz que não requer dimensionamento. Este sistema permite a resolução de problemas numéricos em apenas uma fração do tempo que se gastaria para escrever um programa semelhante numa linguagem de programação clássica.

Além da facilidade de programação, o Matlab possui um ótimo instrumento de ajuda ao usuário, chamado “Help”, que facilita a resolução de problemas e dúvidas sem a necessidade de uma pesquisa externa.

4 Sistema Proposto

O objetivo deste trabalho é implementar um script que, a partir das imagens fornecidas pelo mamógrafo, detecte a ocorrência de nódulos que dão origem ao câncer de mama.

O diagrama abaixo ilustra como deve ser feito o desenvolvimento do projeto em suas várias etapas. O primeiro quadro ilustra as etapas feitas com base em (BORGES).

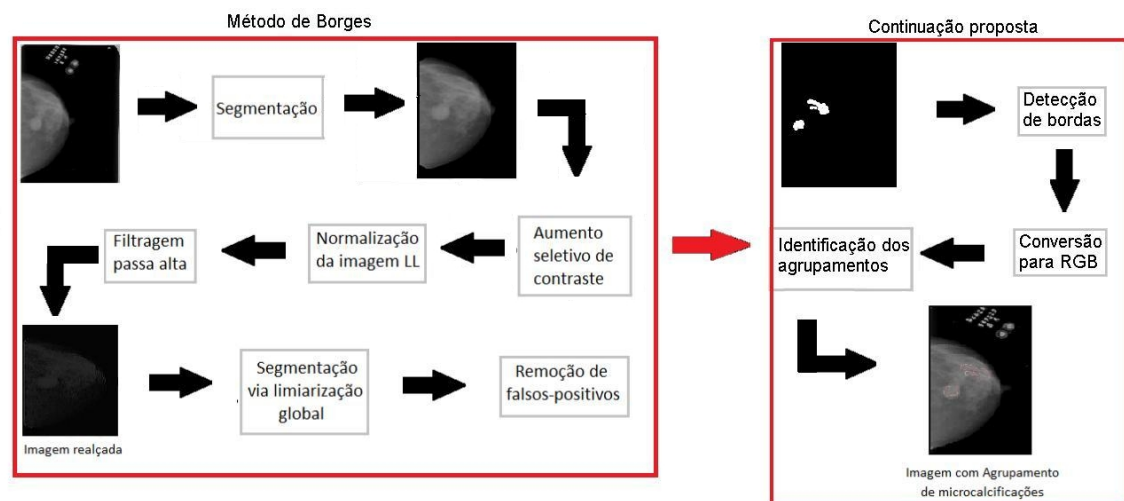


Figura 4.1: Diagrama de desenvolvimento do projeto.

Nas próximas seções serão descritas as etapa para o desenvolvimento do script que fará o reconhecimento e a identificação dos tumores nas imagens mamográficas.

4.1 Obtenção das Imagens

As imagens utilizadas para o diagnóstico do câncer de mama são obtidas através do mamógrafo como citado anteriormente. Uma das grandes dificuldades no desenvolvimento deste trabalho

foi a obtenção de uma base de imagens mamográficas que pudessem ser utilizadas para os testes. No entanto, através de pesquisas foi encontrado um banco de dados, pertencente ao LAPIMO (Laboratório de análise e processamento de imagens médicas e odontológicas) localizado na USP (Universidade de São Paulo), que contém imagens mamográficas, e estas são fornecidas aos pesquisadores. É necessário fazer cadastro com identificação para obter acesso à área desejada.



LABORATÓRIO DE ANÁLISE E
PROCESSAMENTO DE IMAGENS
MÉDICAS E ODONTOLÓGICAS

BASE DE IMAGENS MAMOGRÁFICAS LAPIMO EESC/USP

Acesso ao Sistema

Login:

Senha:

[Quero me cadastrar](#)

[Esqueci minha senha](#)

INPI Nro. 09939-3 [Contatar administrador](#)

Figura 4.2: Página de acesso ao banco de imagens.

As imagens fornecidas vêm identificadas com as características do paciente, como sexo, ano de nascimento, e outras características que são pertinentes para a identificação do motivo do aparecimento do nódulo. Consta também um breve laudo sobre o nódulo, como a posição do nódulo, histórico da família, além de outras características que permitem a identificação da localização do tumor.

4.2 Segmentação

Nesta etapa serão apresentados os métodos utilizados para a segmentação da imagem mamográfica.

A segmentação da mama se faz necessária para separar a mama do fundo da imagem. É importante então para determinar a extensão da mama, separando-a dos possíveis ruídos que possam existir na imagem. Esses ruídos podem interferir negativamente no resultado da identificação.





Total de Imagem(s) encontrada(s) : 1700 imagem(s)				Total de Imagem(s) cadastrada(s) no banco : 1703 imagem(s)			
Proximo >				NOVA PESQUISA			
1/425				BAIXAR TODOS			
 Ampliar Recortes Baixar (.tif) Mais informações		 Ampliar Recortes Baixar (.tif) Mais informações		 Ampliar Recortes Baixar (.tif) Mais informações		 Ampliar Recortes Baixar (.tif) Mais informações	
Origem do paciente Hospital São Paulo Sexo: feminino Ano de nascimento: 1958 Posição: Crânio-caudal Mama: direita Tamanho do Pixel: 0.075 Bits de contraste: 12 BI-RADS: 2 Achado: sim Localização I) Não Informado Tipo I) Calcificações Puntiformes Benignas Patologia I) Indefinida		Origem do paciente Hospital São Paulo Sexo: feminino Ano de nascimento: 1958 Posição: Crânio-caudal Mama: direita Tamanho do Pixel: 0.075 Bits de contraste: 12 BI-RADS: 3 Achado: sim Localização I) Não Informado II) Não Informado Tipo I) Imagem nodular arredondada II) Calcificações Puntiformes Benignas Patologia I) Indefinida II) Indefinida		Origem do paciente Hospital São Paulo Sexo: feminino Ano de nascimento: 1958 Posição: Crânio-caudal Mama: esquerda Tamanho do Pixel: 0.075 Bits de contraste: 12 BI-RADS: 3 Achado: sim Localização I) Não Informado Tipo I) Calcificações Puntiformes Benignas Patologia I) Indefinida		Origem do paciente Hospital São Paulo Sexo: feminino Ano de nascimento: 1958 Posição: Médio-lateral Mama: direita Tamanho do Pixel: 0.075 Bits de contraste: 12 BI-RADS: 3 Achado: sim Localização I) Não Informado II) Não Informado Tipo I) Imagem nodular arredondada II) Calcificações Puntiformes Benignas Patologia I) Indefinida II) Indefinida	
Tempo de lactação: não consta Cancêr na Família: não consta Uso de Anticoncepcional: não consta Reposição Hormonal: não consta Nódulo Palpável: não consta Raio-X: Senographie 500t Scanner: Lumiscan 75 (Lumisy)		Tempo de lactação: não consta Cancêr na Família: não consta Uso de Anticoncepcional: não consta Reposição Hormonal: não consta Nódulo Palpável: não consta Raio-X: Senographie 500t Scanner: Lumiscan 75 (Lumisy)		Tempo de lactação: não consta Cancêr na Família: não consta Uso de Anticoncepcional: não consta Reposição Hormonal: não consta Nódulo Palpável: não consta Raio-X: Senographie 500t Scanner: Lumiscan 75 (Lumisy)		Tempo de lactação: não consta Cancêr na Família: não consta Uso de Anticoncepcional: não consta Reposição Hormonal: não consta Nódulo Palpável: não consta Raio-X: Senographie 500t Scanner: Lumiscan 75 (Lumisy)	

Figura 4.3: Página com miniatura e laudo das imagens

A segmentação da mama segundo (BORGES) é caracterizada por duas etapas principais, como mostra a Figura 4.4.

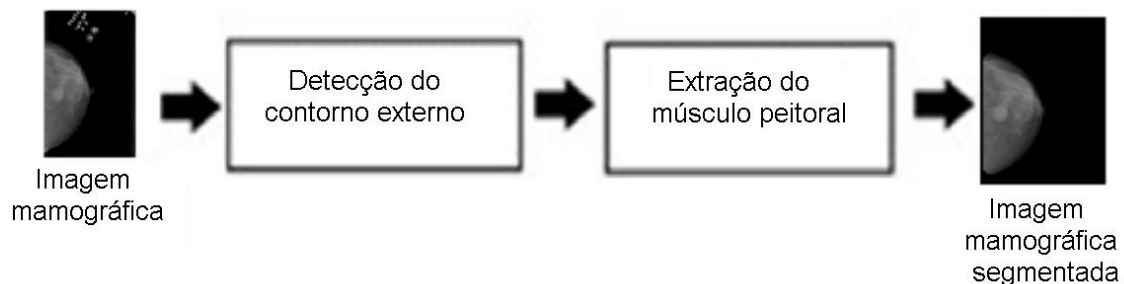


Figura 4.4: Fluxograma que ilustra o funcionamento do método de segmentação da mama, segundo (Borges). Fonte: (BORGES)

A detecção do contorno externo, consiste em caracteriza por separar a mama do fundo do mamograma, com suas informações do tecido mamário. A segunda etapa é a extração do músculo peitoral, que tem por objetivo retirar o músculo que aparece em determinados mamogramas. Como as imagens coletadas não possuem músculo peitoral em sua composição, esta etapa não será utilizada neste trabalho.

A etapa de detecção do contorno externo segundo (BORGES), é dividida em quatro subetapas que tem como objetivo final possuir uma imagem resultante que contenha somente a mama e nenhum outro ruído. As sub etapas são: o pré-processamento, a limiarização global, a aplicação

do filtro morfológico abertura e a retirada do fundo do mamograma, sendo que todas estas serão explicadas nas próximas seções.

4.2.1 Pré-processamento

Esta subetapa consiste basicamente em reduzir o tamanho da imagem original como mostra a Figura 4.5. É importante salientar que esta redução não pode permitir a perda de parte das características da imagem. Este pré-processamento se faz necessário, pois melhora a performance do algoritmo, devido ao fato da dimensão para varredura de informações da imagem ser menor.

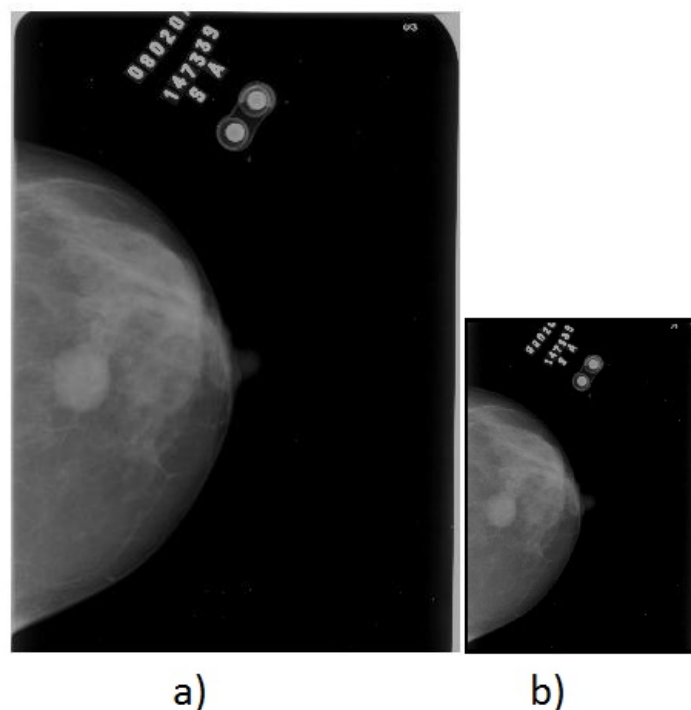


Figura 4.5: a)Imagem original; b) Imagem pré-processada, com borda.

Após a redução do tamanho da imagem, é necessária a inserção de uma borda na imagem, sendo utilizada neste trabalho uma borda 6x6. Esta borda faz a retirada da curvatura da borda do mamograma, além de algum possível ruído que possa estar presente nesta borda.

A borda inserida na imagem possui a cor preta, pois o fundo do mamograma possui a mesma cor. Para inserir esta borda, foi modificado o valor dos pixels correspondentes a borda.

4.2.2 Limiarização Global

Para fazer a separação de onde termina o objeto e onde começa o fundo, é necessária a criação de um limiar que irá indicar essa região de separação. O valor selecionado para este li-

miar foi 76, como já havia sido utilizado no trabalho de (BORGES). Para realizar a limiarização foi necessário fazer uma varredura pixel a pixel da imagem e verificar se este pixel está acima ou abaixo deste limiar. Os pixels então recebem valores binários para representar separadamente o que é mama e o que é fundo. Os pixels que possuem valores maiores que o limiar recebem então o valor 1 e os valores abaixo, recebem o valor 0, como mostra a Figura 4.6.

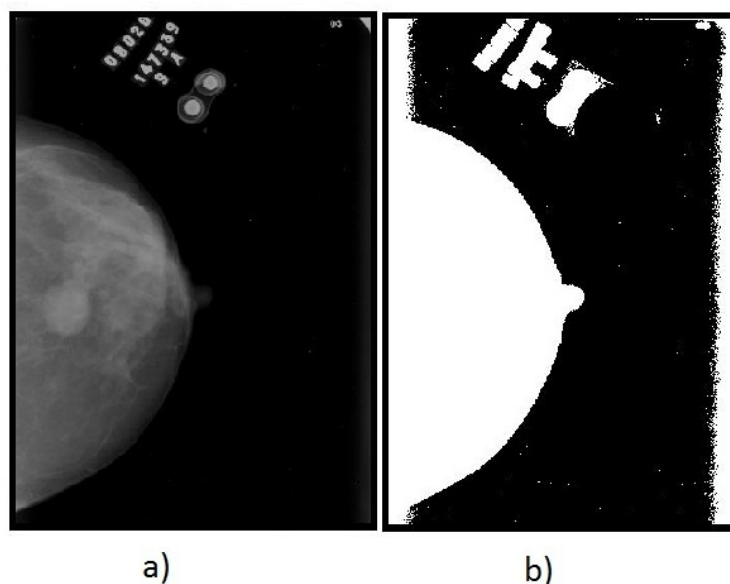


Figura 4.6: a)Imagem original; b) Imagem após limiarização global.

A qualidade do resultado depende diretamente de qual valor foi escolhido de limiar. Muitas vezes este limiar é estabelecido após vários testes de limiares diferentes e a verificação de qual deles possui um resultado melhor.

4.2.3 Aplicação do Filtro Morfológico de Abertura

Com a imagem já limiarizada, foi necessário fazer a separação exata do que era fundo e do que era mama, para isso foi utilizado um filtro morfológico de abertura na imagem.

Para a utilização do filtro morfológico, foi necessário decidir qual formato teria e qual seria sua dimensão. Para tanto foram utilizados dois métodos, um para decidir o formato e outro para decidir a dimensão.

Como a mama pode possuir diversos formatos nas imagens mamográficas, foi necessário optar por um formato de filtro que melhor se encaixe com a maioria das mamas. Para isso foram feitos teste para verificar o formato mais adequado, a fim de se certificar que o filtro funcione para a maioria das imagens. Escolheu-se por fim um filtro em formato circular, que permite

capturar todas as informações relevantes da mama.

No intuito de definir a dimensão do filtro, foram feitos testes diretos na imagem, através de tentativa e erro, o filtro não podia ser grande demais, pois isto resultaria em captação de informações externas a mama, o que não traria resultado satisfatório para os testes. Porém este filtro não poderia ser menor que o tamanho da mama, pois parte do agrupamento poderia estar localizada na periferia da mesma, resultando em perda de informação relevante. Após vários testes realizados com vários tamanhos de filtros em muitas imagens diferentes, resultou o valor 25.

A imagem da mama, após a filtragem morfológica de abertura pode ser vista na Figura 4.7

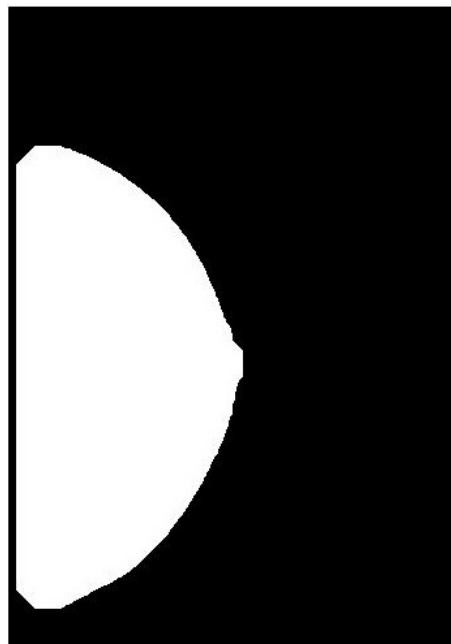


Figura 4.7: Imagem resultante do filtro morfológico de abertura.

4.2.4 Retirada do Fundo do Mamograma

Esta seção apresenta a técnica utilizada para retirar o fundo do mamograma. Para tanto foi feita a multiplicação ponto a ponto, ou seja, a multiplicação de cada pixel, da imagem que havia sido reduzida e inserida a borda, com a imagem resultante do filtro morfológico de abertura. O resultado desta multiplicação é uma imagem sem ruído externo, contendo da imagem original, somente a mama, todo o fundo é composto por pixels de preenchimento na cor preta (valor 0).

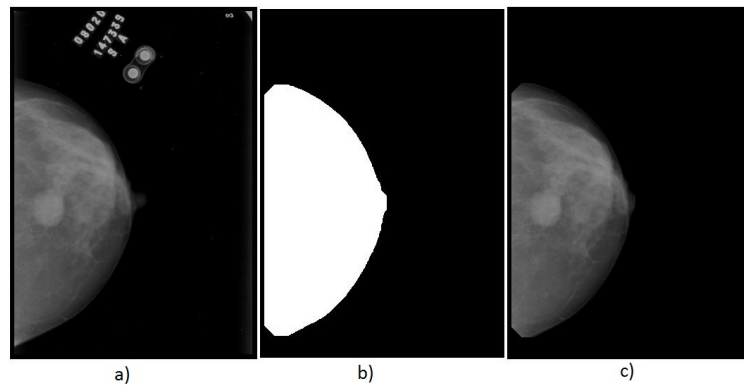


Figura 4.8: a) Imagem original, com borda e reduzida; b) Imagem após filtro morfológico; c) Imagem sem ruído.

4.3 Realce de Nódulos

Após adquirir as imagens e ajustá-las, retirando os ruídos pertencentes ao fundo do mamograma, são feitas filtrações, a fim de identificar e salientar os nódulos existentes na mama. Os processos utilizados para realçar esses nódulos serão descritos nas seções a seguir, que estarão divididas em quatro subetapas, demonstradas na Figura 4.9.

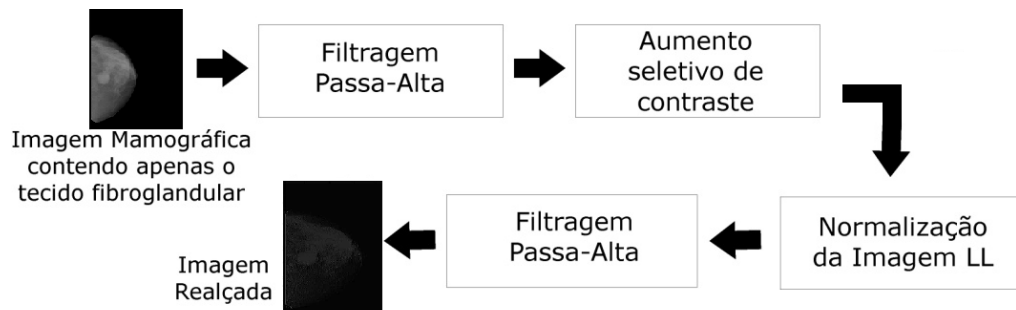


Figura 4.9: Etapa para realce da imagem.

4.3.1 Filtragem Passa-Alta

Como as bordas e outras mudanças abruptas de intensidade estão associadas às componentes de alta frequência, o aguçamento de imagens pode ser obtido no domínio da frequência pela filtragem passa-alta, que atenua as componentes de baixa frequência sem afetar as informações de alta frequência (GONZALEZ; WOODS, 2009).

Como os nódulos em mamogramas são mais claros que o tecido mamário, com a passagem do filtro passa-alta, as partes com nódulos são realçadas.

O filtro utilizado para realçar esses nódulos, é um filtro linear no qual a soma de seus

coeficientes é diferente de zero, mantendo assim informações sobre a imagem pré-processada. Este filtro foi retirado do trabalho de (Borges) e está descrito na equação 4.1.

$$f = [-0.65 \quad -0.4 \quad 3 \quad -1] \quad (4.1)$$

Percebe-se na Figura 4.10, que com a passagem do filtro passa-alta, os componentes relevantes da imagem foram realçados, permitindo que seja feito o aumento do contraste.

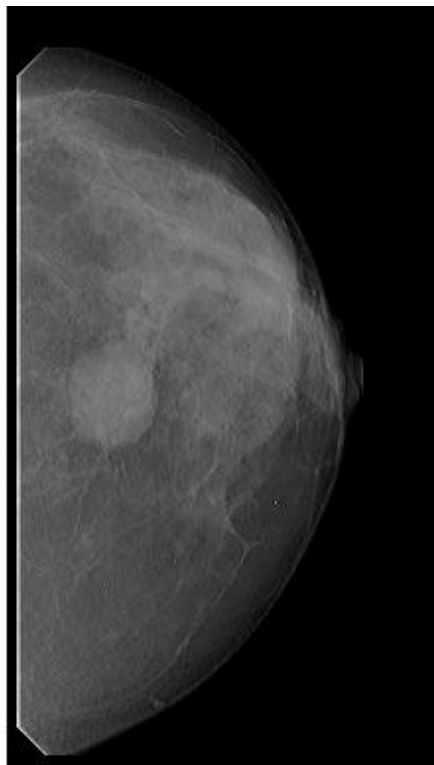


Figura 4.10: Filtro passa-alta.

4.3.2 Aumento Seletivo de Contraste

“A técnica de realce de contraste tem por objetivo melhorar a qualidade das imagens sob os critérios subjetivos do olho humano. É normalmente utilizada como uma etapa de pré-processamento para sistemas de reconhecimento de padrões. O contraste entre dois objetos pode ser definido como a razão entre os seus níveis médios de cinza. A manipulação do contraste consiste basicamente em aumentar a discriminação visual entre os objetos presentes na imagem” (SPRING).

Para aplicar a técnica de aumento seletivo de contraste, foi utilizada uma função própria do Matlab. Esta função tem por objetivo, melhorar o contraste usando equalização de histograma, resultando na Figura 4.11.

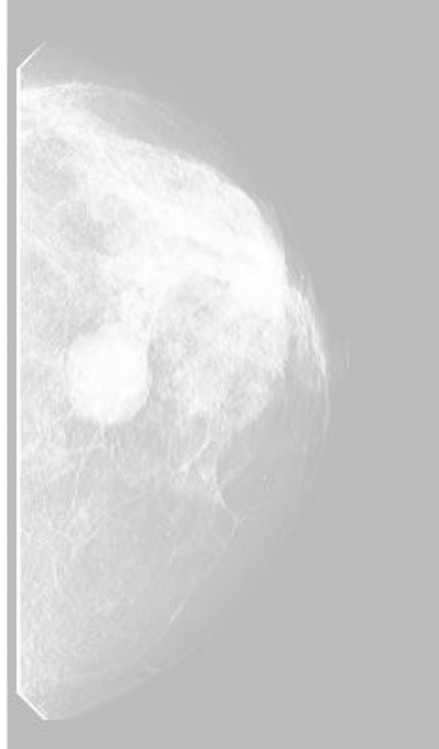


Figura 4.11: Imagem após o aumento seletivo de contraste.

Nesta imagem já é possível perceber a existência de tumor, através dos pontos mais claros. Isso garante um melhor desempenho das próximas etapas.

4.3.3 Normalização

A normalização de imagens permite a preparação das imagens propriamente ditas para a execução de outras tarefas. Este processo tem como objetivo reescalonar a imagem, para que a mesma esteja com os pixels dentro do limite de $[0,255]$. Para tanto foi utilizada equação 4.2.

$$V_{novo} = \frac{V_{antigo} - V_{minimo}}{V_{maximo} - V_{minimo}} \quad (4.2)$$

Em que V_{antigo} é a imagem após o aumento seletivo de contraste, $V_{máximo}$ e $V_{mínimo}$ representam os valores máximo e mínimo dos fatores de qualidade que serão normalizados. Segue a imagem resultante da normalização.

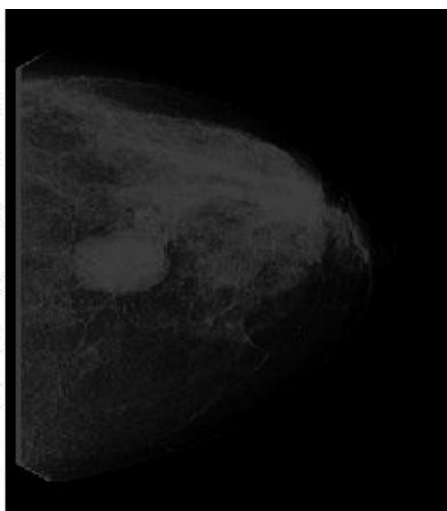


Figura 4.12: Imagem normalizada

4.3.4 Filtro Passa-Alta

A função desta segunda passagem no filtro passa-alta, é realçar as informações pertencentes aos nódulos, deixando-a pronta para fazer então a detecção dos possíveis tumores.

Para esta segunda filtragem, o filtro utilizado e seus parâmetros foram os mesmos utilizados na primeira filtragem.

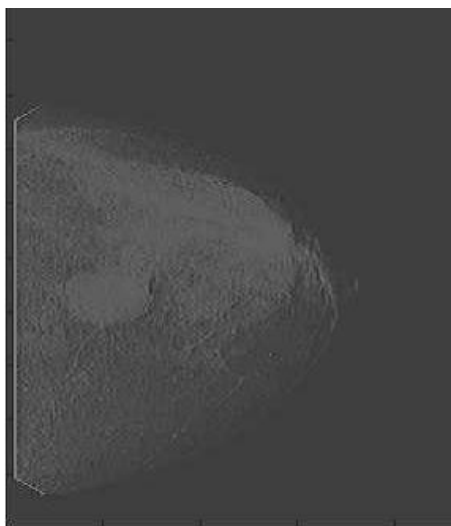


Figura 4.13: Imagem após segunda passagem pelo filtro passa-alta

4.4 Detecção de Agrupamentos

Após a passagem do segundo filtro passa-alta a mama fica com os nódulos realçados do tecido mamário, porém somente são identificados nódulos isolados. No diagnóstico do câncer,

são os agrupamentos de nódulos os responsáveis pelos tumores.

Esta seção tem por objetivo descrever as etapas e os processos feitos, para identificar a ocorrência de agrupamentos de nódulos nas imagens realçadas nas etapas anteriores. A Figura 4.14 descreve as etapas necessárias para fazer a identificação do agrupamentos de nódulos.

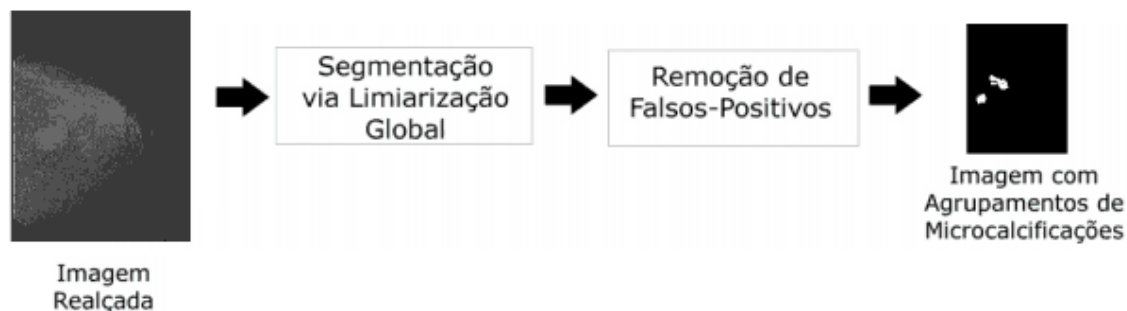


Figura 4.14: Etapas para detecção de agrupamentos

4.4.1 Segmentação via Limiarização Global

Para esta segunda limiarização, o procedimento utilizado foi o mesmo utilizado na seção 4.2.2. Portanto, foi aplicado um limiar, que desta vez foi calculado por tentativa e erro, resultando no valor 220, que permite realçar os nódulos do mamograma.

Para chegar ao valor 220 foram necessários testes com vários limiares em algumas imagens. A Tabela 4.1 foi criada para demonstrar os resultados com cada limiar. É importante salientar que os valores utilizados abaixo de 160 foram completamente desconsiderados, por não apresentar nenhuma informação.

Foi então aplicado sobre a imagem resultante da segunda filtragem passa-alta o limiar TA, em que as áreas acima deste limiar recebiam o valor de bit 1 e as áreas abaixo recebiam o valor de bit 0.

O resultado desta limiarização está na Figura 4.15, no qual se percebe a acentuação, em branco, dos pontos onde existem agrupamentos de nódulos, porém ainda existe muito ruído resultante do tecido mamário que será removido nas próximas etapas.

4.4.2 Remoção de Falsos-Positivos

A remoção de falsos-positivos é uma etapa fundamental para a detecção dos agrupamentos de nódulos, pois nem todos os pontos existentes nas imagens são considerados nódulos reais, o que pode gerar um diagnóstico incorreto aos pacientes.


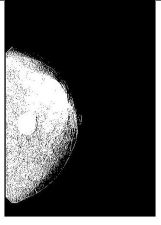
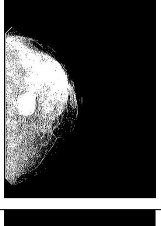
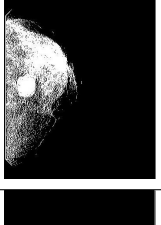
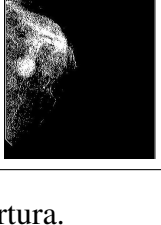
Limiar	Descrição	Imagem resultante
160	Imagem com pouca informação	
190	Imagem contendo desenho completo da mama,ou seja, muita informação	
200	Imagem contendo muito tecido fibroglandular	
210	Área próxima ao nódulo com muita informação	
230	Imagem faltando informação dos nódulos	

Tabela 4.1: Limiares testados para uso no filtro morfológico de abertura.

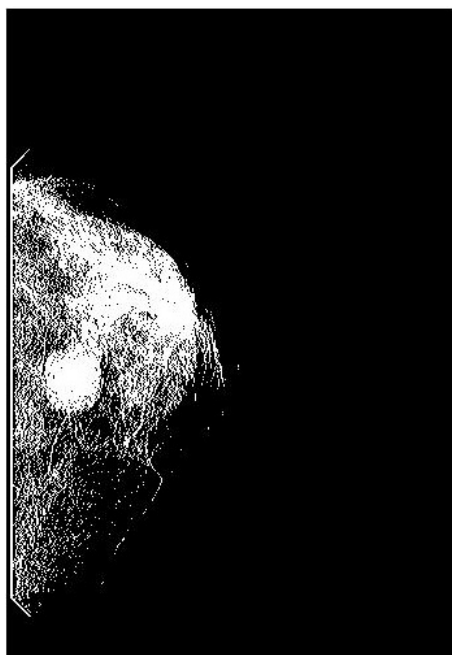


Figura 4.15: Imagem resultante da segmentação via limiarização global

A dimensão da borda da imagem foi selecionada a partir de testes adaptativos, onde foi utilizado primeiramente o valor 4 pixels. Porém o resultado foi insatisfatório para a identificação dos agrupamentos, pois foram salientadas informações que não são correspondentes às microcalcificações, como pode ser observado na Figura 4.16.



Figura 4.16: Resultado do uso do filtro morfológico com abertura 4.

Optou-se então pelo uso do valor 6 para o elemento estruturante do filtro. Sendo este o valor que melhor correspondia com a identificação dos agrupamentos de nódulos de todas as imagens testadas neste trabalho.

Para realizar a detecção de quais pontos podem realmente ser considerados verdadeiros ou não, foi utilizado um filtro morfológico de abertura, com raio igual a seis pixels. Com a utilização deste filtro, somente os possíveis nódulos com área menor que 6 pixels permanecerão.

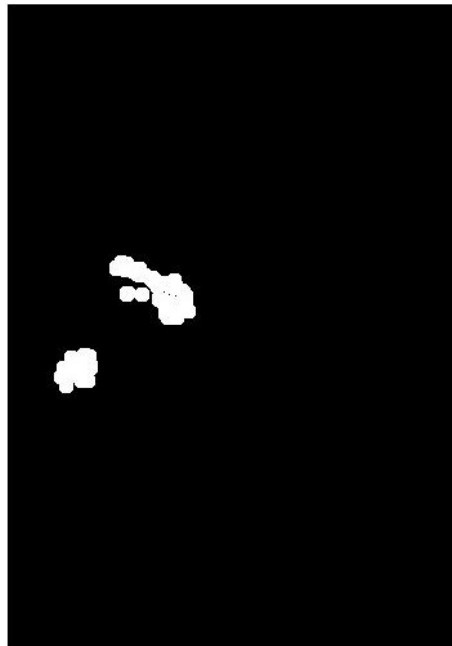


Figura 4.17: Imagem após a remoção de falsos-positivos

A Figura 4.17 é a imagem resultante da passagem do filtro morfológico de abertura com raio 6, destacando os agrupamentos encontrados no mamograma.

4.5 Indicando os Agrupamentos

Com a imagem resultante da remoção dos falsos-positivos, fica necessário somente indicar na imagem original onde estão localizados os agrupamentos. Para fazer essa indicação, foram utilizadas as etapas descritas na Figura 4.18.

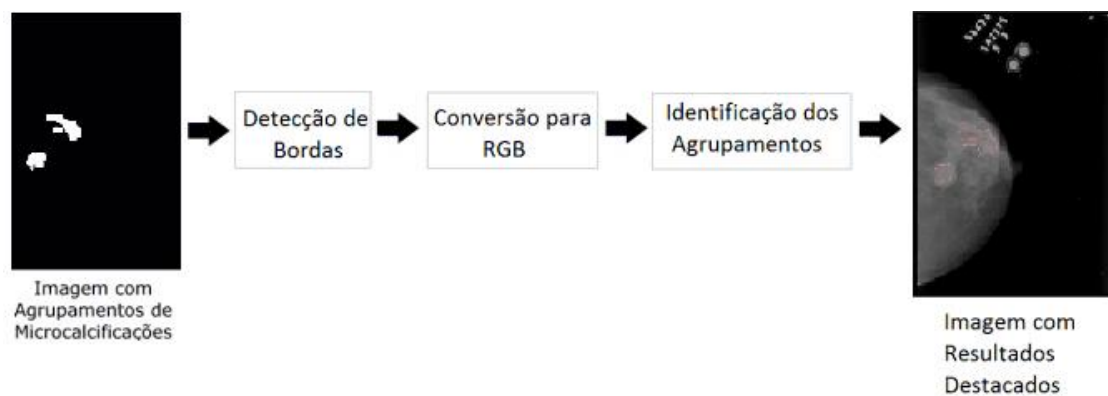


Figura 4.18: Etapas para identificação dos agrupamentos encontrados

4.5.1 Detecção de Bordas

Esta etapa consiste em detectar as bordas dos nódulos indicados após o processo de remoção dos falsos-positivos. A borda deve ser identificada, pois na imagem final é esperado apenas um contorno do nódulo, para que indique onde ele se localiza e qual é o seu tamanho. Caso não fosse feita a detecção das bordas dos nódulos, ficaria na imagem apenas um borrão preto no lugar onde deveria conter a imagem do nódulo.

A fim de fazer a detecção das regiões consideradas bordas dos nódulos, foi necessário utilizar detectores de bordas já existentes. Foram feitos testes com três detectores de bordas, Sobel, Prewitt e Canny, porém o que apresentou melhores resultados foi o detector de Canny.

Então, para realizar a detecção da borda, foi utilizada uma função própria do Matlab, que recebe uma imagem em tons de cinza ou binária, e retorna uma imagem binária do mesmo tamanho da imagem de entrada, inserindo “1” onde é considerado borda e “0” para o restante da imagem. O método utilizado nesta função, foi o método de Canny.

O resultado da passagem da imagem após a remoção dos falsos positivos pelo método de Canny é demonstrado na Figura 4.19.

4.5.2 Conversão para RGB

Para sinalizar a localização dos agrupamentos de nódulos, foi necessário transformar a imagem vinda do filtro de Canny em uma imagem colorida, para que realmente essa sinalização aparecesse na imagem original.

A imagem utilizada nas etapas anteriores, consiste em uma imagem em tons de cinza, ou seja, uma imagem em duas dimensões. Para fazer a inserção de cores na imagem original, foi

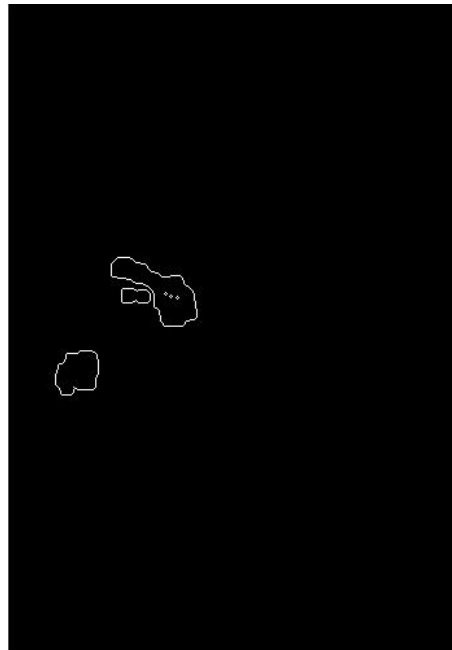


Figura 4.19: Bordas dos agrupamentos detectadas.

necessário convertê-la para uma imagem em três dimensões. O resultado é mostrado na Figura 4.20.



Figura 4.20: Imagem resultante da conversão automática para RGB.

Foi necessário também, antes de agrupar a imagem pré-processada com a imagem marcada, converter a imagem pré-processada para três dimensões, pois foi necessário somar ambas a imagens para a sinalização ficar evidente na imagem original. Para tanto, a conversão automática do Matlab não seria aceitável, pois a imagem receberia valores para as três dimensões, deixando

a imagem pré-processada toda colorida perdendo suas características e informações. Então foi necessário fazer uma conversão de forma manual, ou seja, foram criadas três dimensões e colocado em cada uma delas o valor da imagem original. Resultando em uma imagem exatamente igual à imagem original, porém possuindo três dimensões. Como mostra a Figura 4.21.

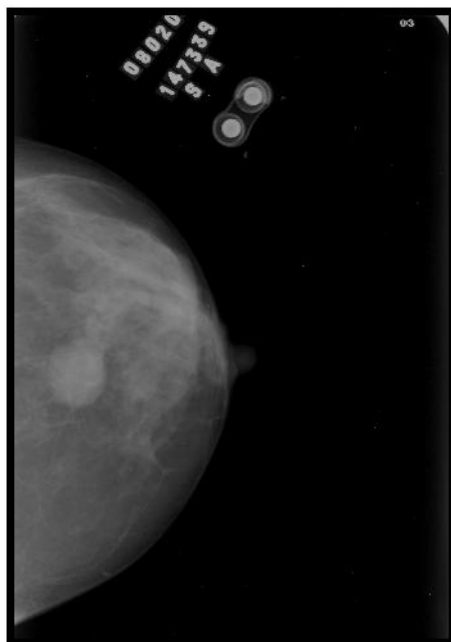


Figura 4.21: Imagem pré-processada em três dimensões.

4.5.3 Identificação dos Agrupamentos

A transformação automática da imagem contendo o contorno dos agrupamentos, resulta em uma imagem branca com o contorno em verde, como mostra a Figura 4.20, isso indica que possui informação nos três planos dessa imagem, não sendo interessante na hora de obter a imagem final. Para retirar as informações sobressalentes, foi necessário fazer um procedimento parecido com o realizado para transformar a imagem pré-processada em uma imagem com três dimensões. Para tanto, na primeira dimensão foram inseridos os valores da imagem em RGB com agrupamentos, e nas duas demais dimensões foram inseridos zeros, mantendo o tamanho original da imagem.

Possuindo agora duas imagens RGB, imagem original e imagem com contorno de agrupamentos, é necessário somá-las, para resultar em uma única imagem com as características da imagem original e o contorno dos nódulos.

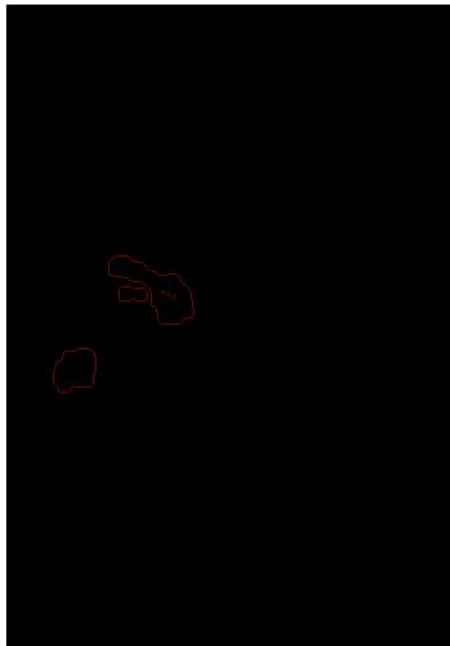


Figura 4.22: Imagem com contorno de agrupamentos, possuindo informação somente em uma dimensão.

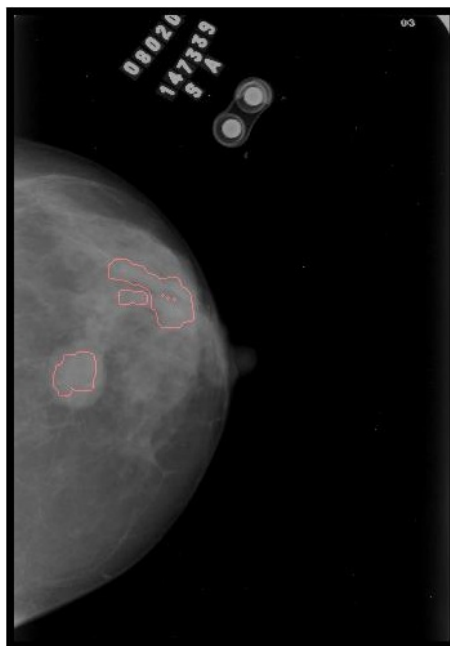


Figura 4.23: Imagem final, com agrupamentos realçados.

5 *Testes*

Para constatar a eficiência do código, foram feitos testes em 11 imagens com diferentes diagnósticos, das quais duas apresentaram resultado não satisfatório, e nove imagens representaram corretamente o que estava sendo apresentado.

Resultados são considerados não satisfatórios aqueles que não apresentam o diagnóstico indicado no laudo de cada imagem. Nos testes realizados, as imagens que não apresentaram o resultado correto, foram aquelas que não indicaram que haviam nódulos, em imagens onde o laudo indicava algum tipo de tumor.

Os resultados satisfatórios, foram aqueles que indicaram com precisão o laudo apresentado em cada imagem retirada do banco de imagens.

O tempo para o teste de cada imagem no script foi de aproximadamente 2 minutos. O baixo número de imagens testadas é justificado pelo tempo despendido para um pré-processamento na imagem retirada do banco de imagens. Esse pré-processamento não foi considerado etapa integrante do trabalho, pois só é necessário para as imagens desse banco de imagens específico. O tratamento dado na imagem durante esse pré-processamento consiste em equalizar os níveis de brilho e contraste através de um *software* de tratamento de imagens.

O trabalho resultou em uma eficiência 81,8% . A eficiência do código foi resultado da qualidade das imagens obtidas. Com imagens de maior resolução , será possível obter uma taxa de eficiência mais alta, pois quanto maior a resolução, maior a quantidade de pixels na imagem, possuindo então mais informação.

Abaixo seguem as tabelas que demonstram a eficiência, e o resultado obtido de cada imagem.

Percebe-se nas imagens que o contorno dos tumores são irregulares, devido ao modo como é feita a detecção das bordas. O formato da mama varia conforme cada paciente, assim como o modo como a mama é posicionada no mamógrafo. Esta variação influencia no resultado da identificação dos tumores, pois os valores para alguns filtros são estáticos. Por isso é importante

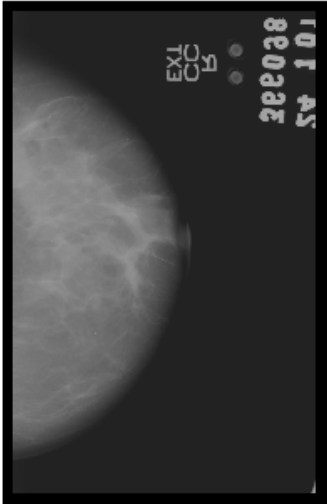
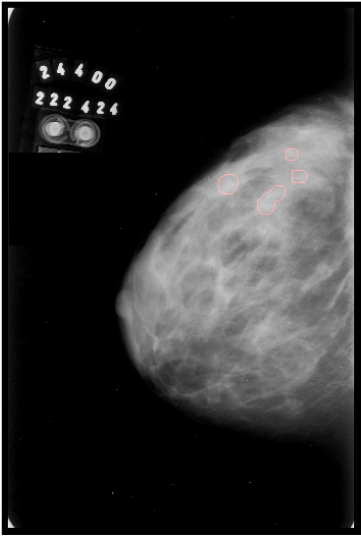
Resultados Negativos	
	

Tabela 5.1: Imagens que não apresentaram resultado satisfatório.

manter um padrão de posicionamento da mama, no momento do exame.

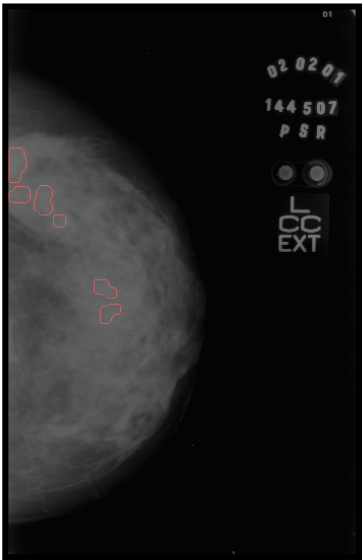
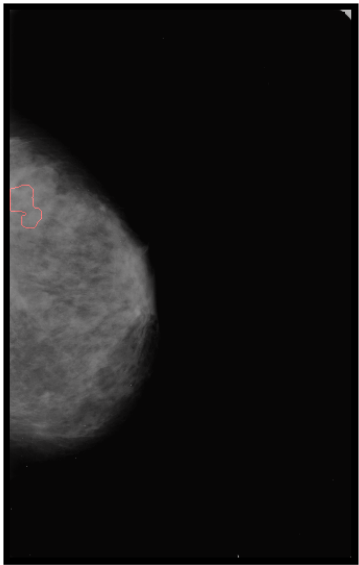
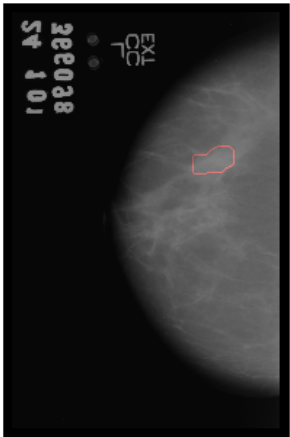
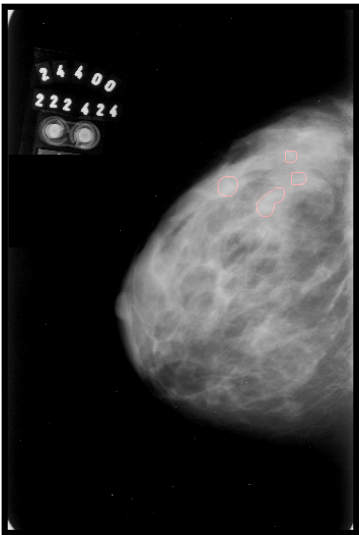
Resultados Positivos	
	
	

Tabela 5.2: Imagens que apresentaram o resultado esperado.

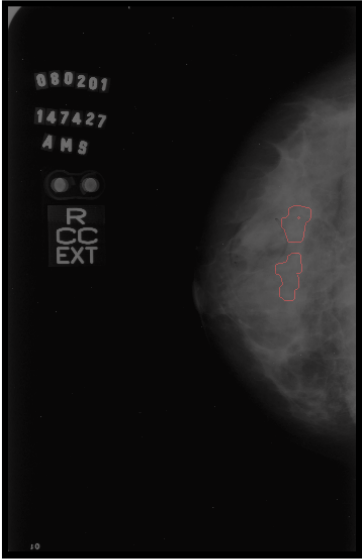
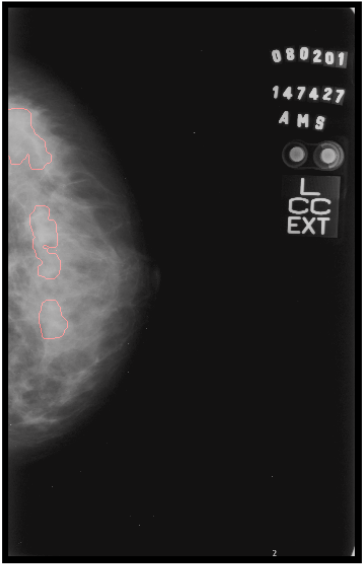
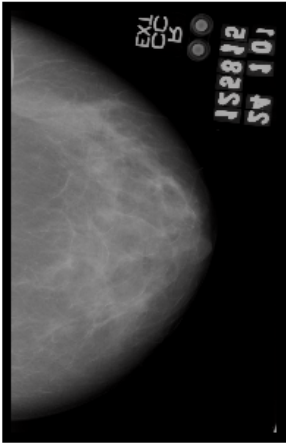
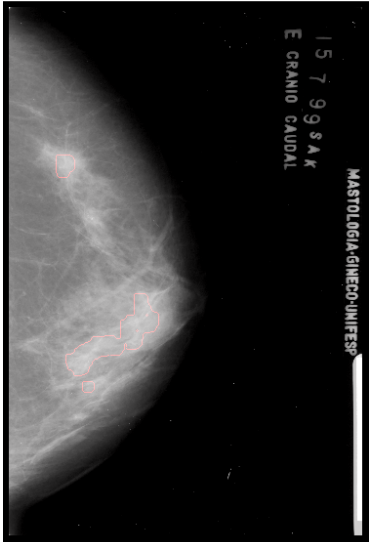
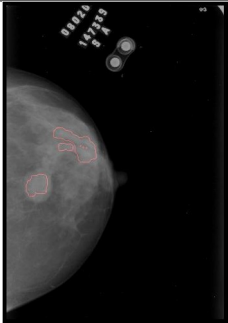
Resultados Positivos	
	
	
	

Tabela 5.3: Imagens que apresentaram o resultado esperado.

6 *Conclusões*

6.1 *Conclusões*

Através do desenvolvimento deste trabalho foi implementado um script cuja função é obter a identificação e localização dos tumores nas imagens mamográficas. Para verificar a eficiência do código foram feitos testes com várias imagens, obtendo então uma eficiência de 82%.

O baixo número de imagens utilizadas para os testes é justificado pelo pré-processamento realizado nas imagens antes de sua passagem pelo script. Neste pré-processamento, foi feita uma equalização dos níveis de brilho e contraste de cada imagem. Esta equalização só foi necessária, pois as imagens retiradas do banco de imagens eram muito escuras, não permitindo que fossem trabalhadas.

Ao utilizar imagens com uma maior resolução, serão perdidas menos características importantes durante a passagem pelos métodos, podendo então trazer uma maior eficácia ao script e proporcionando diagnósticos mais precisos.

O tamanho irregular das mamas foi um empecilho durante o desenvolvimento do projeto, pois foi necessária a passagem da imagem por filtros que possuíam tamanhos pré-definidos, o que não pode ser modificado de acordo com a imagem. Por este motivo verificou-se que é necessário manter um padrão de posicionamento da mama durante o exame de mamografia, resultando em imagens com tamanhos uniformes, diminuindo a probabilidade de ocorrerem falhas devido ao formato e tamanho da mama.

Fazendo um comparativo entre os métodos realizados por este trabalho e os métodos realizados no trabalho de Borges, verifica-se uma diferença importante que foi a não implementação a transformada *Wavelet* neste trabalho. O que pode ter resultado em uma imagem final menos filtrada e menos precisa. Através destas características percebe-se que o trabalho de Borges é mais eficaz, porém este trabalho apresentou uma forma diferente de fazer a identificação dos nódulos nas imagens mamográficas.

Os métodos apresentados neste trabalho podem contribuir para o desenvolvimento de um

script mais sofisticado que poderá realizar uma identificação mais precisa e evidenciando outros parâmetros, como tamanho e localização do nódulo.

6.2 Trabalhos Futuros

Com base no conhecimento adquirido através deste trabalho, acredita-se que é de extrema importância o desenvolvimento de novas técnicas automáticas para o diagnóstico de doenças importantes como o câncer.

Como indicação para novos trabalhos, sugiro a criação de um ambiente gráfico, a fim de facilitar a utilização deste script, proporcionando maior acessibilidade aos médicos que farão o exame. Este ambiente poderia ser inserido no *software* do mamógrafo, indicando automaticamente se há algum nódulo. Além desta indicação, poderia fornecer outras informações sobre o diagnóstico, como o tamanho do tumor e a densidade do mesmo, fornecendo um breve laudo sobre o tumor encontrado e sua localização.

Podem ser inseridas no sistema, outras técnicas de reconhecimento de padrões, como as transformadas Wavelets e de Fourier, para melhorar o desempenho do mesmo.

A validação efetiva dos resultados poderia ser feita através de testes práticos, com um banco de imagens de mamografias maior e com a orientação de um médico oncologista, que auxiliariam na identificação dos resultados. Para isto seria interessante firmar um acordo entre o IFSC e um laboratório médico para o desenvolvimento da tecnologia.

Referências Bibliográficas

ALBUQUERQUE, M. Portes de. *Processamento de Imagens: Métodos e Análises*. Centro Brasileiro de Pesquisas Física.

AALBUQUERQUE, Márcio Portes de Albuquerque, Marcelo Portes de *Processamento de Imagens: Métodos e Análises*.

ALVARENGA, D.C. COURA, A.P.DANTAS, W. *CÂNCER DE MAMA: A IMPORTÂNCIA DO DIAGNÓSTICO PRECOCE*. FUNCESI.

Thomaz AMARAL, Vagner do FÍGARO-GARCIA, Claudia GATTAS, Gilka Jorge Figaro THOMAZ, Carlos Eduardo *Normalização Espacial de Imagens Frontais de Face em Ambientes Controlados e Não-Controlados*

ARAGON, K.BRESSANE, C.FABIÓLAMARQUES, R.ODA, P. *DICOM..* Universidade Federal de São Paulo - 2000

AULA Prática. Disponível em: <http://iris.sel.eesc.usp.br/sel886/Pratica2.pdf> Acessado em : 20demarçode2013

BARBOSA, Armando Miguel Jesus Pereira Valente, Sérgio André Loureiro Paiva *Redução de imagem no domínio espacial*. 2002.

BORGES, V. R. P. *Deteção de agrupamento de microcalcificações em imagens mamográficas digitais*. IX Encontro interno e XIII seminário de iniciação científica.

BOUTON, E. A. *Multiplexação por Divisão em Multirresolução: um novo sistema baseado em wavelets*. Tese de Mestrado/UFPE., 2006.

CASTELANO, C. R. *Estudo comparativo da Transformada Wavelet no Reconhecimento de Padrões da Íris humana*. São Carlos: Universidade de São Paulo. Escola de Engenharia de São Carlos, 2006

CRÓSTA, Á. P. *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. UNICAMP/Instituto de Geociências, 1992

DA SILVA, C.Y. TRAINA, AJ *Recuperação de Imagens Médicas por Conteúdo Utilizando Wavelets e PCA*. Anais do X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde, 2006

DAUBECHIES, I. *Ten Lectures on Wavelets, CBMS-NSF Regional Conference Serie in Applied Mathematics*. Rutgers University and ATT Bell Laboratories, 1992.

FILHO O.; VIEIRA NETO, H. M. *Processamento Digital de imagens*. Brasport, 1999.

GOMES, O. F. M. *Processamento e análise de imagens aplicados à caracterização automática de materiais*. Potíficia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2001

GONZALEZ, Rafael C. Woods, Richard E. *Processamento de Imagens Digitais*. Pearson - 2011

INCA. Instituto nacional do Câncer. Disponível em: <http://www.inca.gov.br/> Acesso em: 12 de março de 2013.

JIMENEZ, Erik Valdemar CuevasNavarro, Daniel Zaldivar *Visión por Computador utilizando MatLAB Y el Toolbox de Procesamiento Digital de Imágenes*.

JORY, Natan Martins *Reconhecimento de Moedas via Processamento de Imagens*. TCC-IFSC - 2011.

LIMA, Paulo Cupertino de *Wavelets: uma introdução*. ICEx – UFMG, 2003.

MEDLINEPLUS. Disponível em: <http://medlineplus.gov> Acesso em: 12 de abril de 2013.

MARCHI, A.A *Rastreamento do câncer mamário: características de utilização da mamografia em serviços de saúde públicos e privados*. Tese (mestrado). Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Ciências Médicas. São Paulo. 2004

MARQUES Filho, Ogê Neto, Hugo Vieira. *Processamento digital de imagens* Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

MATWORKS. Disponível em: <http://www.mathworks.com> Acesso em: 12 de março de 2013.

MELLO, Carlos Alexandre *Processamento de Imagens com MATLAB*. Disponível em: http://www.cin.ufpe.br/cabm/pds/PDS_Aula10_MatLab.pdf Acesso em: 12 de abril de 2013.

MELLO, Carlos Alexandre *Processamento Digital de Imagens*. Disponível em: http://www.cin.ufpe.br/cabm/visao/Aula03_imagem.pdf Acesso em: 23 de abril de 2013.

MELLO, Carlos Alexandre *Processamento Digital de Sinais* Disponível em: <http://www.cin.ufpe.br/cabm/pds/PDS.pdf> Acesso em: 30 de abril de 2013. . UFPE - 2012.

MORAES, Marcos F.. *Editorial: Programa Viva Mulher*. Potifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2001

NETO, G. H. Ribeiro, G. C. Valeri, F. V. *Processamento e Segmentação de Mamogramas Digitais*

NUNES, Fátima L. S. *Deteção de agrupamentos de microcalcificações mamárias através de processamento de imagens mamográficas com detecção semi-automática de regiões de interesse*

O'MALLEY, M.S. Earp, J.A. Hawley, S.T. Schell, M.J. Mathews, H.F. Mitchell, J. *The association of race/ethnicity, socioeconomic status, and physician recommendation for mammography: who gets the message about breast cancer screening?*. American Journal of Public Health - 2001

PAPA, J. P. *Restauração das Imagens do Satélite CBERS-1 Utilizando POCS*. Universidade Federal de São Carlos, São Paulo - 2005

PORTAL PositivoDisponível em: <http://blog.portalpositivo.com.br/2emb0513/> Acesso em: 17 de maio de 2013.

SANTOS, M. *Segmentação de Fala usando Transformadas Waveles Discretas (DWT)*. TCC/ULBRA, 2004.

TAGLIAFERRO, F. A. T. *Técnicas de reconhecimento automatizado de padrões baseados em imagens digitais..* Curso de Ciência da Computação da Faculdade de Jaguariúna, 2007.

TUTORIAL de Geoprocessamento. SPRING. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/> Acesso em: 17 de março de 2013.

THOMÉ, Antonio G. *Aquisição e Representação da Imagem Digital..* IM/DCC NCE, UFRJ.

THOMÉ, Antonio G. *Processamento de Imagens - Tratamento da Imagem - Filtros..* IM/DCC NCE, UFRJ.

VARELLA, D. *Cirurgia radical usada só em casos especiais..* <http://G1.com.br> , 2013