MARIA ANGÉLICA ZUCARELI SOUSA

**AVALIAÇÃO AUTOMÁTICA DA QUALIDADE DE
IMAGENS MAMOGRÁFICAS DIGITAIS GERADAS COM O
SIMULADOR CDMAM**

Dissertação de mestrado apresentada à
Escola de Engenharia de São Carlos da
Universidade de São Paulo, como parte
dos requisitos para a obtenção do título
de mestre em Ciências no Programa de
Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Processamento de
Sinais e Instrumentação

Orientador: Prof. Dr. Homero Schiabel

São Carlos
2013

Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na
EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA
FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

S725a Sousa, Maria Angélica Zucareli
Avaliação automática da qualidade de imagens
mamográficas digitais geradas com o simulador CDMAM. /
Maria Angélica Zucareli Sousa; orientador Homero
Schiabel. São Carlos, 2013.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em
Processamento de Sinais e Instrumentação -- Escola de
Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2013.

1. Mamografia digital. 2. Controle de qualidade em
mamografia. 3. "Phantom" CDMAM. 4. Percepção visual
humana. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Licenciada **MARIA ANGÉLICA ZUCARELI SOUSA**

Título da dissertação: "Avaliação automática da qualidade de imagens mamográficas digitais geradas com o simulador CDMAM".

Data da defesa: 02/07/2013

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Homero Schiabel (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Profa. Dra. **Regina Bitelli Medeiros**
(Universidade Federal de São Paulo/UNIFESP)

APROVADA

Prof. Associado **Evandro Luís Linhari Rodrigues**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Presidente
da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Titular **Denis Vinicius Coury**

Dedico...

Aos meus queridos pais, Manoel e Ivone.

AGRADECIMENTOS

À Deus, que me permite sonhar, dando sentido à minha vida. Que me capacitou e me fortaleceu em cada momento dedicado à conclusão deste trabalho.

Aos meus pais por todo amor, apoio emocional e financeiro concedidos na busca da concretização dos meus projetos. E a minha família, por aceitar e entender o convívio à distância, advindo da minha busca incessante pelo conhecimento e a vontade de ir além.

Ao Prof. Dr. Homero Schiabel, por um dia ter me aberto as suas portas, confiando em minha competência. Pelas orientações e conversas que muito contribuíram para minha formação como pesquisadora e professora.

Ao apoio financeiro da CAPES e técnico do grupo de pesquisas do Laboratório de Qualificação de Imagens Médicas (QualIM) – UNIFESP, na disponibilização das imagens e seus respectivos laudos. À Profa. Regina, pelo tempo dedicado à co-orientação deste projeto.

Aos amigos de laboratório: Renata, que me ensinou a dar os primeiros passos com uma companhia muito agradável e divertida, juntamente com a Paula, Luciana, Débora, Bruno, Roger, Renan, Karem e Patrícia. À Dra. Luciana e Bruno Matheus pelas importantes discussões e auxílio com as leituras de imagens.

À minha aluna de IC, Paulinha, que me surpreende a cada dia com novas ideias e histórias engraçadas.

Em especial, ao Bruno, que norteou diversas discussões, ajudando-me diretamente no desenvolvimento de pontos importantes do meu trabalho, além da convivência descontraída até mesmo na participação em congressos.

Ao Renan, exemplo de organização e dedicação, por permitir o nascimento de uma grande amizade, fruto de muito respeito entre ambas as partes.

À Karem, por cada momento compartilhado e que valeram muito a pena. Mais do que tudo, por me ensinar a ter uma verdadeira amizade.

Aos amigos da pós-graduação que me proporcionaram momentos de muita descontração, me ajudando a superar todas as dificuldades. Em especial, Luciana, de quem já sinto tanta falta. E aos amigos do Ministério Universidades Renovadas, pelo apoio e orações. Grande parte de todos os momentos alegres da minha vida são devido a vocês.

“A imaginação é mais importante que o conhecimento. Conhecimento auxilia por fora, mas só o amor socorre por dentro. Conhecimento vem, mas a sabedoria tarda.”

Albert Einstein

RESUMO

SOUSA, M. A. Z. (2013). *Avaliação automática da qualidade de imagens mamográficas digitais geradas com o simulador CDMAM*. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

Os requisitos técnicos da qualidade da imagem em mamografia estabelecidos por normas nacionais e internacionais incluem parâmetros de qualidade que podem ser avaliados através da realização de testes periódicos. Estes parâmetros podem ser medidos com a aquisição e leitura de imagens de objetos (*phantoms*) que simulam as estruturas presentes em uma mamografia. O *phantom* CDMAM foi confeccionado especificamente para a realização de testes que utilizam um procedimento padrão para se determinar um limiar de contraste para cada diâmetro de disco presentes em suas imagens. No entanto, esta tarefa é bastante trabalhosa e consome tempo, além de estar sujeita a uma significativa dependência do observador, diminuindo a precisão das aferições. Nesse sentido, o propósito deste trabalho é o desenvolvimento de um *software* que auxilie o profissional na realização dos testes, reduzindo a subjetividade devida aos observadores e correlacionando as leituras automatizadas com o sistema visual humano, sem a necessidade de se efetuar a correção dos resultados, como é realizado em diversos trabalhos encontrados na literatura. Para isso, foram utilizadas imagens obtidas por cinco sistemas CR e um método de detecção baseado na confecção de filtros circulares correlatores. A correlação com a visão humana fundamentou-se nos parâmetros de Weber, que descrevem o comportamento do sistema visual na discriminação do contraste em imagens digitais. A classificação dos discos contidos na imagem do *phantom* entre visível ou não visível foi efetuada a partir de uma ferramenta de mineração de dados conhecida como *WEKA* (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*) associada ao algoritmo J48, que promove a construção de modelos de árvore de decisão. O resultado da implementação destas árvores de decisão foi a obtenção de um sistema de auxílio ao especialista que reforça a sua integridade na avaliação a partir de resultados estáveis e de fácil interpretação, atingindo acurácias de até 95%.

Palavras-chave: Mamografia digital, controle de qualidade em mamografia, *phantom* CDMAM, percepção visual humana.

ABSTRACT

SOUSA, M. A. Z. (2013). *Automatic quality evaluation of digital mammographic images generated with a CDMAM simulator*. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

Technical requirements of image quality in mammography established by national and international norms include quality parameters which can be achieved by conducting periodic tests. It is recommended that some quality parameters are measured from images acquired by exposing specific phantoms, as CDMAM, in such systems. Nevertheless, this task is hard-working and time consuming, besides to be subject to a significant dependence of the observer, reducing the measurements accuracy. Accordingly, the purpose of this work is the development of a software to assist in the professional testing, reducing the subjectivity due to the observers and correlating the automated readings with the human visual system, without the need to make the correction of the results, as is done in many studies in the literature. For this, we used 57 images obtained for five CR systems and a method of detection based on circular correlators filters. The correlation with human vision was based on the Weber's parameters which describe the behavior of the visual system to discriminate the contrast in digital images. The classification of the image discs between visible or not visible was made from a data mining tool known as WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) associated with the J48 algorithm which promotes the construction of decision tree models. The result of the decision trees implementation was a system to aid the specialist, reinforcing the integrity of the assessment using stable results, easily interpreted, and reaching accuracies of up to 95%.

Keywords: Digital Mammography, quality control in mammography, phantom CDMAM, human visual perception.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 (a) Estruturas que compõem a mama: 1 - Caixa torácica, 2 - Músculos peitorais, 3 - Lóbulos, 4 - Superfície do mamilo, 5 - Aoreola, 6 - Ducto de leite, 7 - Tecido adiposo e 8 – Pele. (b) Anatomia radiológica da mama.....	31
Figura 2.2. Incidências básicas em mamografia: (a) Craniocaudal e (b) Médio-lateral oblíqua.	31
Figura 2.3. Coeficiente de absorção (μ) dos tecidos da mama em função da energia de radiação (BICK & DIEKMANN, 2010).....	32
Figura 2.4. (a) Esquema de um equipamento mamográfico e os seus principais componentes. (b) Fotografia de um mamógrafo da marca Lorad M-IV.....	34
Figura 2.5. Curva sensitométrica de um sistema tela-filme.	34
Figura 2.6. Curva de resposta de um detector digital específico para mamografia.	36
Figura 2.7. Detector flat-panel com matriz de fotodiodos e dispositivo TFT, utilizado para registro da imagem em mamógrafos digitais (BICK & DIEKMANN, 2010).....	37
Figura 2.8. (a) Esquema do processo de digitalização das placas de fósforo utilizadas em sistemas CR (BICK & DIEKMANN, 2010) e (b) fotografia do sistema digitalizador Fuji Profect.	38
Figura 3.1. (a) Vista frontal do simulador CDMAM – <i>Artinis Contrast-Detail Phantom</i> . (b) Gabarito de referência das estruturas de interesse.	42
Figura 4.1. Intensidade luminosa da visão escotópica e fotópica.....	50
Figura 4.2. Variação de intensidade luminosa em um fundo uniforme.	51
Figura 4.3. Limiar de incremento ΔB_T em função da intensidade de fundo B	52
Figura 4.4. Variação de contraste $\Delta B_T / B$ com intensidade de fundo B (TSENG & HUANG, 1993).....	53
Figura 4.5. Aproximação linear por partes representando a relação entre o limiar de incremento visual em função da intensidade de fundo B (TSENG & HUANG, 1993)....	53
Figura 4.6. Máscara 3x3 com coeficientes genéricos $W_1, \dots, W_9$	55
Figura 4.7. máscara utilizada pelo operador de Sobel para a detecção de bordas (a) verticais e (b) horizontais.	56
Figura 4.8. (a) Imagem original $f(x,y)$, (b) subimagem $w(x,y)$ e (c) resultado do procedimento $c(r,s)$ com maior intensidade de tons de cinza na região de melhor correlação (PRATT, 2007).....	57

Figura 5.1. Modelo de filtro utilizado na detecção dos discos. Os raios r_1 e r_2 variam de acordo com o raio da estrutura em estudo, segundo uma imagem de referência (gabarito).....	61
Figura 5.2. Etapa de seleção dos pontos de alinhamento da imagem com destaque para o ângulo entre as retas do phantom e a horizontal.	62
Figura 5.3. Etapa de seleção do centro do primeiro disco a ser localizado.	63
Figura 5.4. Sentido de varredura da imagem destacando os discos considerados visíveis pelo programa desenvolvido.	64
Figura 5.8. Disposição dos dados de entrada para o software WEKA no formato *.ARFF. ..	68
Figura 5.9. Etapa de seleção dos atributos utilizando a ferramenta <i>WEKA</i>	68
Figura 5.10. Exemplo de árvore de decisão gerada pelo algoritmo de classificação J48.	69
Figura 5.11. Exemplo de caso em que nenhum disco foi localizado em duas regiões consecutivas ao longo da linha do diâmetro 0,80 mm. Neste caso, os discos subsequentes seriam marcados como detectados, mas a convenção adicionada ao sistema não permite que a busca seja continuada. Já o disco central da terceira região ficaria marcado como visível pelo sistema.	70
Figura 5.12. Exemplo de imagem de entrada para o programa computacional criado.	72
Figura 5.13. Esquema da tela da interface do programa final.	73
Figura 6.1. Gráfico de $\text{Log } \Delta B$ por $\text{Log } B$ gerando a curva a ser aproximada.	77
Figura 6.2. Curva contraste-detalhe gerada para duas imagens (a) e (b) considerando as leituras de cinco observadores especialistas.	82
Figura 6.3. Exemplos de curvas contraste-detalhe obtidas para quatro imagens conforme o programa computacional desenvolvido em comparação com as suas respectivas curvas de referência (laudos técnicos).	83
Figura 6.4. Curva ROC gerada para a classificação do sistema.	86
Figura 6.5. Interface do programa desenvolvido com a imagem selecionada sendo exibida na posição adequada para o processamento.	89
Figura 6.6. Etapa de seleção dos pontos para alinhamento da imagem.	89
Figura 6.7. Etapa de seleção do ponto inicial da busca.....	90
Figura 6.8. Resultado da classificação, curva de contraste-detalhe e parâmetros de qualidade da imagem calculados pelo programa sendo exibidos na tela final do sistema.	91
Figura A1. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 2,00 e 1,60 mm.	107
Figura A2. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 1,25 e 1,00 mm.	108

Figura A3. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,80 e 0,63 mm.	108
Figura A4. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,50 e 0,40 mm.	109
Figura A5. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,31 e 0,25 mm.	109
Figura A6. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,20 e 0,16 mm.	110
Figura A7. Curva ROC gerada para a classificação do sistema considerando o diâmetro 0,13 mm.....	110

LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 Estimativa das taxas brutas de incidência por 100 mil e de número de casos novos por câncer, em mulheres, segundo localização primária (INCA, 2011).	24
Tabela 5.1 Atributos extraídos da imagem após a detecção das estruturas de interesse. ...	67
Tabela 6.1 Taxa de acertos e erros de detecção do método da média dos valores de pixel em relação ao parecer do laudo técnico.....	76
Tabela 6.2 Resultado do cálculo do contraste para cada disco limiar selecionado e o parâmetro β obtido ($\beta=0,07$).	77
Tabela 6.3 Resultado da implementação da correlação com visão humana em um programa teste, destacando-se a taxa de acertos obtida para cada espessura de disco considerada.	78
Tabela 6.4 Taxa de acertos obtida para a detecção dos discos segundo os modelos de classificação gerados e as características selecionadas para cada diâmetro de disco.	80
Tabela 6.5. Variância e desvio padrão para as leituras efetuadas por cinco observadores em relação à média.	82
Tabela 6.6. Média dos erros percentuais das curvas de contraste-detalle em relação aos laudos técnicos.	84
Tabela 6.7. Tabela de contingência e taxa de acertos para a classificação obtida pelo programa desenvolvido.	85
Tabela 6.8. Resultado obtido a partir de curvas ROC geradas para cada diâmetro de disco em estudo.	85
Tabela 6.9. Resultado da taxa de acerto da classificação do programa em relação aos laudos técnicos, considerando cada disco individualmente.	87
Tabela 6.10. Parâmetros de qualidade da imagem levantados pelo programa desenvolvido e taxa de acerto para cinco imagens testadas.	87

SUMÁRIO

RESUMO

ABSTRACT

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

1. INTRODUÇÃO	23
1.1 CÂNCER DE MAMA.....	23
1.2 MOTIVAÇÃO E OBJETIVOS	25
1.3 DISPOSIÇÃO DO TRABALHO.....	27
2. MAMOGRAFIA E O EQUIPAMENTO MAMOGRÁFICO	29
2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO HISTÓRICA	29
2.2 MAMOGRAFIA E O EQUIPAMENTO MAMOGRÁFICO	30
2.3 SISTEMAS RECEPTORES DE IMAGEM	34
3. CONTROLE DE QUALIDADE EM MAMOGRAFIA	39
3.1 PHANTOM CDMAM	41
3.2 ESTADO DA ARTE.....	43
4. IMAGEM DIGITAL E PROCESSAMENTO COMPUTACIONAL	47
4.1 PERCEPÇÃO VISUAL HUMANA	49
4.2 TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	54
4.2.1 Transformações de intensidade	54
4.2.2 Filtros de correlação	56
4.3 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS E CLASSIFICAÇÃO	57
5. MATERIAIS E MÉTODOS	59
5.1 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS.....	59
5.2 TÉCNICA DE DETECÇÃO DOS DISCOS	60
5.2.1 Aplicação	62
5.2.2 Correlação com a visão humana.....	64
5.3 EXTRAÇÃO E SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS	65
5.4 CLASSIFICAÇÃO.....	69
5.5 PARÂMETROS DE QUALIDADE DA IMAGEM.....	71
5.6 ELABORAÇÃO DA INTERFACE DO SISTEMA	72
5.7 ANÁLISE ESTATÍSTICA	73
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	75
6.1 APLICAÇÃO DA DETECÇÃO DOS DISCOS	75

6.2	PARÂMETROS PARA A CORRELAÇÃO COM A VISÃO HUMANA	76
6.3	MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO	79
6.4	CLASSIFICAÇÃO	81
6.5	INTERFACE DO PROGRAMA FINAL	88
7.	CONCLUSÕES	93
7.1	TRABALHOS FUTUROS	96
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	97
	APÊNDICE A.....	107

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1 Câncer de Mama

Estatísticas da Organização Mundial da Saúde (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2012) mostram que o número de mortes por câncer no ano de 2008 chegou aos 7,8 milhões em todo o mundo e o número de novos casos de manifestação da doença pode chegar a 15,5 milhões em 2030. O câncer de mama está entre os mais comuns em países desenvolvidos e, certamente, é uma das causas principais das altas taxas de mortalidade feminina em todo o mundo, tanto em países desenvolvidos quanto nos países em desenvolvimento. A maioria das mortes por câncer de mama ocorre em países de baixa e média renda, onde os diagnósticos têm maior chance de ocorrer em estágios avançados, devido principalmente à falta de informação e à dificuldade de acesso aos serviços de saúde.

No Brasil, o número de casos novos de câncer de mama esperados para o ano de 2012 ultrapassava os 52 mil, segundo o INCA (Instituto Nacional de Câncer). A Tabela 1.1 apresenta as estimativas, das taxas brutas de incidência por 100 mil e de número de casos novos por câncer, em mulheres.

Tabela 1.1 Estimativa das taxas brutas de incidência por 100 mil e de número de casos novos por câncer, em mulheres, segundo localização primária (INCA, 2011).

Localização primária		casos novos	percentual
Mulheres	Mama Feminina	52.680	27,9%
	Colo do Útero	17.540	9,3%
	Cólon e Reto	15.960	8,4%
	Glândula Tireoide	10.590	5,6%
	Traqueia, Brônquio e Pulmão	10.110	5,3%
	Estômago	7.420	3,9%
	Ovário	6.190	3,3%
	Corpo do Útero	4.520	2,4%
	Linfoma não Hodgkin	4.450	2,4%
	Sistema Nervoso Central	4.450	2,4%

Em diversas instituições de saúde, programas de rastreamento mamográfico têm sido postos em prática a fim de aumentar a detecção precoce dessa doença, sendo esta a única forma de prevenção. Estima-se que aproximadamente 30% dos cânceres podem ser curados se detectados em estágio inicial e tratado de maneira adequada (BOYLE & LEVIN, 2008).

Dessa forma, considera-se como principal estratégia de rastreamento populacional o exame mamográfico (SILVA et al., 2011), que deve ser realizado, conforme recomenda o Ministério da Saúde, ao menos uma vez a cada dois anos em mulheres entre 50 e 60 anos de idade, e o exame clínico anual das mamas, para mulheres com faixa etária inferior.

No entanto, a acurácia da mamografia depende de vários fatores relacionados ao processo de formação da imagem. Tais fatores devem ser devidamente monitorados para que seja possível a reprodução de uma imagem de boa qualidade, garantindo que a informação contida no tecido mamário seja transferida ao radiologista da maneira mais fiel possível.

Pensando nisso e, aliado ao advento da imagem digital, torna-se estimulante a luta pelo desenvolvimento de ferramentas tecnológicas (SCHIABEL et al., 2011) que empregam o uso de processamento de imagens, técnicas de visão computacional e inteligência artificial, a fim de que auxiliem no diagnóstico precoce do câncer de mama,

bem como no controle de qualidade dos equipamentos mamográficos e da imagem final a ser gerada.

1.2 Motivação e objetivos

Diagnosticar lesões em um exame de mamografia é uma tarefa que exige treino e experiência, pois a imagem mamográfica possui diferenças tênues de contraste devido à proximidade entre os coeficientes de atenuação entre os tecidos do parênquima mamário e a massa tumoral. Existem muitos fatores que podem alterar a qualidade da imagem mamográfica (KARELLAS & GIGER, 2004) dificultando a detecção e interpretação de informações nela presentes. Estes fatores estão relacionados à calibração do equipamento mamográfico, às condições de processamento, conservação e manipulação dos filmes, entre outros. No caso da mamografia digital, que vem se tornando uma realidade na prática dos serviços de radiologia, o diagnóstico final pode também ser fortemente influenciado pelo processo de digitalização, embora existam ferramentas que ajudam a melhorar as condições de visualização destas imagens.

A maior dificuldade na interpretação das imagens mamográficas é o baixo contraste e o tamanho reduzido das características de malignidade de achados como microcalcificações (SHEN, 1993). A capacidade de observação, extração, quantificação e interpretação de informações para identificar uma doença é algo subjetivo e varia de acordo com a experiência do especialista, podendo implicar em um número maior de biópsias desnecessárias, aumento do custo-benefício do exame mamográfico e, nas piores circunstâncias, a possibilidade de que a doença deixe de ser detectada (casos falsos-negativos).

O controle da qualidade do equipamento mamográfico é um dos itens relevantes para uma boa visualização das lesões pelos médicos. Para assegurar esta eficácia, um número de documentos que fornecem orientações para o controle de qualidade tem sido desenvolvido em todo o mundo (AAPM, 1990; ACR, 1999; IAEA, 2011; Perry, 2006) variando de uma jurisdição para outra. No Brasil, a Portaria nº 453 de 1998 (BRASIL, 1998) e a Resolução 64 (BRASIL, 2003), do Ministério da Saúde, estabelecem as grandezas que devem ser frequentemente

mensuradas a fim de garantir o funcionamento adequado do equipamento, conforme especificações do fabricante. Muitas dessas medidas incluem parâmetros que podem ser obtidos a partir da imagem de um objeto simulador da mama - ou *phantom* – e devem ter sua precisão garantida, já que tratam de elementos tão sensíveis à qualidade da imagem.

Recomendações do Protocolo Europeu (PERRY, 2006) para o Controle de Qualidade envolvem o estudo de parâmetros que se baseiam em medidas de contraste-detalle obtidas a partir de imagens geradas com o simulador CDMAM – *Artinis Contrast-Detail Phantom* (BIJKER, 2000) – desenvolvido especialmente para este fim. O método consiste na inspeção visual de tais imagens em monitor de alta resolução por um ou mais especialistas que irão então determinar a espessura do disco que está no limiar de visibilidade dentre aqueles presentes no simulador, com diâmetros que variam entre 0,1 e 2,0 mm, aleatoriamente distribuídos.

A automatização dos procedimentos de medição que caracterizam a qualidade da imagem mamográfica por meio de técnicas computacionais pode simplificar significativamente a rotina dos profissionais especializados, possibilitando ainda reduzir a subjetividade entre as suas aferições, aumentando a acurácia dos resultados.

Nesse sentido, este trabalho foi realizado com o objetivo de desenvolver uma ferramenta computacional que gerencie a interpretação de imagens produzidas com o simulador CDMAM em equipamentos mamográficos digitais de qualidade previamente certificada. O intuito é verificar de forma automática a capacidade de detecção das estruturas presentes com diferentes dimensões e graus de contraste, a partir de processamento da imagem digital obtida pela exposição do simulador a diferentes equipamentos digitais utilizados em mamografia.

A finalidade principal é que tal ferramenta computacional possa ser utilizada como um auxílio ao especialista na elaboração do relatório final sobre a qualidade do equipamento avaliado, apresentando resultados já correlacionados com a visão humana e prontos para serem analisados sem que se tenha a necessidade de corrigi-los, como acontece em diversos sistemas encontrados na literatura. Para isso, é necessário um estudo aprofundado sobre o sistema visual humano e o emprego de técnicas de Inteligência Artificial que permitam modelar

adequadamente os processos envolvidos no reconhecimento de objetos em imagens digitais pela visão humana.

Como estratégia para quantificação, pretende-se calcular a relação sinal/detecção através de modelos estatísticos de avaliação de sistemas de imagem como as curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

1.3 Disposição do Trabalho

Este trabalho está distribuído em sete capítulos, incluindo esta introdução, dispostos conforme a descrição que segue:

Capítulo 2: Apresenta uma breve contextualização histórica da evolução dos equipamentos mamográficos desde os primórdios até atingir a tecnologia adotada nos dias de hoje utilizando sistemas digitais, bem como uma descrição sobre o funcionamento de tais sistemas.

Capítulo 3: Trata dos critérios adotados por programas de Controle de Qualidade em mamografia aceitos no Brasil e no mundo. Descreve o *phantom* CDMAM 3.4 utilizado na realização deste trabalho, apresentando o estado da arte em relação às pesquisas efetuadas neste âmbito até o momento.

Capítulo 4: Oferece uma descrição sobre a etapa de aquisição de uma imagem digital e as suas características fundamentais. Explica o processamento digital de imagens e as principais técnicas abordadas neste trabalho.

Capítulo 5: Descreve o método proposto para a automatização dos procedimentos de rotina para o controle de qualidade utilizando o *phantom* CDMAM 3.4.

Capítulo 6: Apresenta e discute os resultados obtidos com a metodologia aplicada, relatando as perspectivas futuras para este trabalho e as possíveis técnicas alternativas a serem empregadas.

Capítulo 7: Dispõe as conclusões finais obtidas a partir deste trabalho.

Referências: Citação das referências bibliográficas consultadas.

CAPÍTULO 2

Mamografia e o Equipamento Mamográfico

2.1 Contextualização histórica

As primeiras tentativas de usar radiografia para o diagnóstico de anomalias mamárias foram feitas em 1913 pelo médico alemão Albert Salomon, que executava experimentos com tecidos mamários extraídos cirurgicamente e os submetiam a uma exposição de raios X, mas a mamografia, como nós a entendemos nos dias de hoje, foi desenvolvida por volta dos anos 60 (VAN STEEN & VAN TIGGELEN, 2007).

Em 1927, o médico alemão O. Kleinschmidt realiza a primeira tentativa de se levar a mamografia à prática clínica radiografando-se pacientes vivas, mas, devido às dificuldades técnicas e baixa qualidade da imagem, a ideia teve pouca repercussão. Todavia, o período entre 1940 e 1970 foi bastante auspicioso para a confirmação da mamografia, a começar pelos estudos do Dr. Raul Leborgne, que, em 1950 descobre a importância de um melhor posicionamento e a necessidade da compressão, o que possibilitou perceber a presença de algumas microcalcificações em tumores.

O conceito da detecção precoce foi introduzido em 1962 pelo Dr. Robert Egan ao demonstrar que mesmo o câncer de mama clinicamente oculto poderia ser detectado com precisão pela mamografia, através da exposição direta do filme.

Em 1966, os sistemas mamográficos tornaram-se clinicamente aceitáveis ao empregar alvos de molibdênio e filtros, gerando um espectro de raios X mais específico, e o uso de telas intensificadoras de alta resolução, garantindo melhor qualidade da imagem. Essa tecnologia foi aperfeiçoada em 1972 com o surgimento dos novos tipos de filmes radiográficos, com apenas uma emulsão, e os écrans com menor espalhamento. Por volta dos anos 90, o emprego de novas tecnologias em grades anti-difusoras, geradores de alta frequência, micro-foco, o controle automático de exposição (CAE) e a ênfase na compressão da mama, proporcionaram uma melhora significativa na qualidade da imagem mamográfica (LAW, 2006). Além disso, iniciou-se também a troca da imagem de cassete (em filme-écrans) para a digital através um sistema que efetua a digitalização dos chassis (*Computed Radiography* - CR) e, a partir dos anos 2000, o uso dos primeiros mamógrafos digitais (*Digital Radiography* - DR), inclusive no Brasil.

Com o advento das imagens digitais, nos últimos anos, vem sendo desenvolvidos os esquemas computacionais de auxílio ao diagnóstico, ou esquemas CAD (*computer-aided diagnosis*), com o intuito de fornecer aos profissionais da área uma ferramenta capaz de gerar uma segunda opinião ao diagnóstico médico, empregando o uso de processamento digital de imagens, técnicas de visão computacional e inteligência artificial.

2.2 Mamografia e o Equipamento Mamográfico

O equipamento mamográfico possui características bastante peculiares que o diferem dos equipamentos convencionais devido à necessidade de se promover boa visualização dos tecidos mamários, cujos níveis de absorção de raios X são muito próximos entre si, e de estruturas muito pequenas (entre 0,1 e 0,5 mm) que possibilitam o diagnóstico precoce de lesões indicativas do câncer, tais como as microcalcificações. Dessa forma, é de suma importância que o equipamento mamográfico seja capaz gerar uma imagem de alta resolução, bom contraste e baixo ruído.

A Figura 2.1 ilustra as estruturas que compõem a mama, bem como a sua visualização radiológica, evidenciando pequena a diferença de atenuação entre os tecidos que geram as tonalidades de cinza na imagem.

Figura 2.1 (a) Estruturas que compõem a mama: 1 - Caixa torácica, 2 - Músculos peitorais, 3 - Lóbulos, 4 - Superfície do mamilo, 5 - Aoreola, 6 - Ducto de leite, 7 - Tecido adiposo e 8 - Pele (Fonte: http://commons.wikimedia.org/wiki/File:Breast_anatomy_normal_scheme.png). (b) Anatomia radiológica da mama.

Em um exame mamográfico são realizadas duas incidências básicas em cada mama, conforme mostrado na Figura 2.2, resultando em quatro aquisições de imagem. São elas: craniocaudal (CC), que abrange quase todo o parênquima mamário, e médio- lateral oblíqua (MLO), mais completa, pois inclui a face lateral do tecido mamário possibilitando visualizar estruturas mais profundas.

Figura 2.2. Incidências básicas em mamografia: (a) Craniocaudal e (b) Médio-lateral oblíqua.

Para que se possa obter um contraste adequado nas imagens dos tecidos da mama, os mamógrafos operam numa faixa de tensão mais baixa, se comparados aos equipamentos radiográficos convencionais, com valores típicos entre 20 e 35 kVp. Em conjunto com o Controle Automático de Exposição (AEC, do inglês: *Automatic Exposure Control*), a tensão pode ser rapidamente configurada para um valor ótimo, que irá depender da atenuação característica da mama (Figura 2.3), garantindo níveis mais baixos de dose e um tempo de exposição razoável.

Figura 2.3. Coeficiente de absorção (μ) dos tecidos da mama em função da energia de radiação (BICK & DIEKMANN, 2010).

Os valores de tensão apropriados só podem ser obtidos com tubos de raios X que empreguem o uso de alvos de Molibdênio (Mo) ou Ródio (Rh), ao invés do Tungstênio (W), utilizado nos equipamentos convencionais, o que permite obter um espectro próximo ao de um feixe monoenergético, emitindo radiação característica de baixa energia. O uso de filtros de Molibdênio ou Ródio na saída do tubo também promove significativa modulação do feixe, reduzindo a contribuição dos fótons de energia maiores que 40 keV, que prejudicam o contraste entre os tecidos, e os de energia muito baixa, que são totalmente absorvidos pela mama aumentando a dose sobre a pele da paciente sem contribuir para a formação da imagem. Sistemas colimadores direcionam o feixe de raios X reduzindo o campo de radiação a uma área um pouco maior que a metade do campo dos sistemas convencionais, o que também contribui para a diminuição da dose de radiação em outras partes do corpo da paciente, além da radiação espalhada.

Outro dispositivo que auxilia na obtenção de um contraste ótimo são as grades com células de transmissão elevada, desenvolvidas especialmente para mamografia. As lâminas que as compõem são dispostas de forma linear, porém cruzadas, diferentemente das grades convencionais. Sua principal vantagem é a redução da radiação espalhada e, conseqüentemente, do ruído da imagem.

A resolução espacial do equipamento mamográfico é determinada pelas dimensões do ponto focal. Quanto menor o tamanho do ponto focal, melhor a resolução espacial do sistema de imagem e, no entanto, menor a área efetiva bombardeada pelo feixe de elétrons, o que produz maior o calor no local podendo comprometer a vida útil do tubo. Assim, a medida de ponto focal pode ser considerada como parâmetro de bastante relevância na avaliação da qualidade dos equipamentos mamográfico.

Um mecanismo de extrema importância no equipamento mamográfico é o compartimento de compressão constituído de uma placa de material radiotransparente que comprime a mama com uma força de 11 a 18kgf. Apesar do desconforto gerado à paciente durante a realização do exame, a correta compressão da mama contribui expressivamente para a qualidade da imagem, pois, além de imobilizar a mama, torna-a menos espessa e mais uniforme, espalhando as estruturas internas que ficariam sobrepostas na imagem. Com isso, é possível se diminuir a dose absorvida pela paciente e a dispersão dos fótons de raios X, melhorando o contraste e a resolução da imagem final, já que aproxima mama do filme, reduzindo possíveis distorções. Nas Figura 2.4(a) e (b) é apresentado o esquema de um equipamento mamográfico destacando os seus principais componentes, bem como a fotografia exemplificando um mamógrafo comercial da marca Lorad M-IV.

Figura 2.4. (a) Esquema de um equipamento mamográfico e os seus principais componentes.
(b) Fotografia de um mamógrafo da marca Lorad M-IV.

2.3 Sistemas receptores de imagem

A imagem mamográfica é tradicionalmente adquirida em sistemas filme/écran constituídos por um filme especial com uma única camada de emulsão (e não duas, como nos sistemas convencionais) que deve estar posicionado em contato com uma película intensificadora fosforescente, garantindo melhor resolução da imagem. Os fótons que atravessam o filme atingem o écran transformando-se em luz visível que irá impressionar o filme de acordo com a densidade dos tecidos radiografados, formando a imagem latente a ser revelada por processos químicos em uma processadora para produzir um padrão de densidade óptica que compreende a imagem. As características de transferência, muitas vezes referida como curva sensitométrica (ou curva Hurter-Driffield) de um sistema tela-filme são mostradas na Figura 2.5.

Figura 2.5. Curva sensitométrica de um sistema tela-filme.

Nota-se que a relação entre o grau de escurecimento do filme (densidade óptica-DO) e a exposição expressa uma resposta linear apenas em um intervalo restrito de exposições ideal para produzir o melhor contraste. As regiões fora da parte linear da curva produzem variações insignificantes em termos de DO. A parte inferior, base+véu, representa o nível de exposição que causa sub-exposição na imagem, e a parte superior, o patamar, representa a exposição que causa a saturação da imagem, ou seja, DO maiores do que podem existir. Esta gama limitada tem importantes implicações sobre a qualidade de imagem, pois o gradiente ou inclinação da curva é o que define a variação de contraste, sendo amplificado ou diminuído na exibição da imagem.

Apesar de apresentar boa resolução espacial, os sistemas que utilizam o filme mamográfico apresentam diversas limitações que podem levar à perda de contraste na imagem prejudicando o diagnóstico final. Tais limitações incluem a energia do feixe, combinação écran-filme, processamento do filme, quantidade de radiação medida em miliampère por segundo (mAs), condições de visualização, além do fato de o filme ser simultaneamente receptor da imagem, meio de visualização e meio de armazenagem em longo prazo (FREITAS et al., 2006).

Um avanço importante para a mamografia foi o desenvolvimento dos equipamentos digitais, nomeados hoje apenas pelo código DR – de *Direct Radiography*, e, alternativamente, os digitalizadores, tais como os *scanners* e os sistemas CR – *Computed Radiography*. Nestes sistemas, o filme é substituído por sensores de material semicondutor que recebem a radiação e a transformam em sinal elétrico que é então convertido em pulsos digitais e transmitido a um computador.

Os sistemas digitais apresentam resposta linear à intensidade de radiação incidente sobre o detector, obtendo assim, uma vasta faixa de exposição que possibilita produzir uma representação mais fiel da transmissão dos raios X para todas as partes da mama. Observa-se que, ao contrário dos sistemas de detecção por filme, a curva característica para estes detectores é muito menos dependente do nível de radiação ao qual foi exposto o detector, conforme se pode conferir na Figura 2.6.

Figura 2.6. Curva de resposta de um detector digital específico para mamografia.

A substituição dos filmes por sistemas digitais possibilita minimizar artefatos gerados por possíveis sujeiras ou ruídos estruturais causados pelo processamento químico, uma das maiores causas de variações na imagem, além de requerer verificação diária dos parâmetros de qualidade. Além disso, diversos benefícios operacionais podem ser alcançados ao se eliminar o filme mamográfico (FREITAS et al., 2006). Isto inclui facilidades com armazenamento e transporte das imagens, sem a necessidade de se manter arquivos extensos e a redução do tempo e do número de repetições de exames por imagens insatisfatórias devido à vantagem de se poderem manipular as características de contraste, brilho e de se efetuar ampliações ou o processamento digital das imagens após a sua aquisição. Estes ajustes podem ser realizados com a ajuda de *softwares* simples em computadores durante a visualização das imagens, ou seja, as etapas de aquisição, gravação e visualização são processos independentes.

Quanto aos benefícios relacionados à detecção de estruturas de interesse, estudos mostram uma equivalência no resultado de diagnósticos efetuados por meio de imagens digitais e àquelas obtidas em filme mamográfico (FREITAS et al., 2004, PISANO et al., 2005).

Existem várias formas de se adquirir uma imagem mamográfica digital. A mais simples delas e de menor custo financeiro, é a digitalização direta do filme mamográfico utilizando um *scanner* específico. No entanto, ainda preserva os fatores limitantes do filme em relação à qualidade da imagem gerada.

Nos mamógrafos digitais, é comum se verificar o uso de matrizes de fotodiodos com substrato de silicone amorfo acoplado a uma placa de fósforos de

iodeto de Césio, sendo cada elemento diodo sensível à luz conectado a um transistor de filme fino, TFT, que permite a leitura e digitalização da carga armazenada em resposta à emissão de luz do fósforo. A resolução possível de se obter com esse sistema é de 100 μm e, quando acoplado a um dispositivo CCD (do inglês: *Charge-Coupled Device*) através de fibras ópticas, pode produzir resolução de 54 μm . O esquema de funcionamento das placas de fósforo é mostrado na Figura 2.7, a seguir.

Figura 2.7. Detector flat-panel com matriz de fotodiodos e dispositivo TFT, utilizado para registro da imagem em mamógrafos digitais (BICK & DIEKMANN, 2010).

Nos sistemas CR, após a exposição da placa de fósforo, a imagem formada é lida por um *scanner* com feixes de luz laser que descarregam a carga armazenada causando a emissão de luz, que é coletada e detectada por uma fotomultiplicadora. O sinal resultante é logaritmicamente ampliado e digitalizado para ser enviado ao computador. Este processo está representado na Figura 2.8. A imagem resultante possui resolução de 50 μm .

Figura 2.8. (a) Esquema do processo de digitalização das placas de fósforo utilizadas em sistemas CR (BICK & DIEKMANN, 2010) e (b) fotografia do sistema digitalizador Fuji Profect.

A tecnologia mais inovadora em termos de detectores de imagem mamográfica utilizado nos dias de hoje é o denominado Sistema Selênio, que emprega fotocondutores de selênio amorfo e não mais o fósforo. Quando os raios X interagem com o selênio fazem com que alguns de seus elétrons sejam liberados, gerando pares elétron-vacância. Esta carga é armazenada em cada fotodiodo e transferida diretamente ao dispositivo de leitura sob a influência de um campo elétrico externo, eliminando a etapa de conversão dos raios X em luz e a necessidade do uso de comutadores TFT, o que reduz o fator de preenchimento do detector, permitindo obter uma resolução de 50 μm .

CAPÍTULO 3

Controle de Qualidade em Mamografia

O controle da qualidade do equipamento mamográfico é reconhecidamente um dos itens mais importantes para uma boa visualização das lesões pelos médicos, permitindo a detecção precoce do câncer de mama. Habitualmente, é efetuado através da realização periódica de um conjunto de testes. No Brasil, tais testes têm como base os requisitos técnicos da mamografia estabelecidos na Portaria nº 453/98 (BRASIL, 1998) “Diretrizes de Proteção Radiológica em Radiodiagnóstico Médico e Odontológico”, e na experiência de profissionais que realizam o Controle de Qualidade de equipamentos para mamografia.

Para o estudo da qualidade da imagem, no item 4.48, a Portaria 453/98 especifica que em cada equipamento de mamografia deve ser realizada, mensalmente, uma avaliação da qualidade de imagem com um *phantom* (objeto simulador) mamográfico equivalente ao adotado pelo ACR (American College of Radiology), levantando parâmetros que incluem: a definição da imagem (resolução espacial), detalhes de alto contraste, limiar de baixo contraste, detalhes lineares de baixo contraste (tecido fibroso), massas tumorais e densidade ótica de fundo. Tais medições, específicas para combinações écran-filme, podem ser precisamente reproduzidas para sistemas digitais com benefícios ao controle de qualidade. No entanto, a análise para estes sistemas deve abranger testes complementares, sendo

imprescindível verificar o estado de cada estágio de formação da imagem: aquisição, processamento e exibição (BICK & DIEKMANN, 2010).

A grande variedade de modelos de sistemas fabricados e falta de experiência dos profissionais com os sistemas digitais tem complicado bastante a introdução de procedimentos controle de qualidade (CQ). Para assegurar a eficiência destes procedimentos, um número de documentos que fornecem orientações para o controle de qualidade tem sido desenvolvido em todo o mundo, adicionando testes mais específicos para os sistemas digitais, sendo os de maior relevância o guia MQSA¹ criado pela associação Americana de Físicos Médicos (AAPM, 1990) e pelo Colégio Americano de Radiologia (ACR, 1999), com valor legal nos Estados Unidos, e os protocolos da Agência Internacional de Energia Atômica (IAEA, 2011) e Guia Europeu (PERRY, 2006), utilizados em toda a Europa.

Tais documentos salientam a importância de se verificar regularmente a presença de artefatos em imagens para a detecção de problemas já no estágio de aquisição da imagem. Alguns dos testes específicos para a aquisição incluem a análise de artefatos e/ou uniformidade do campo, verificação do modo AEC e relação sinal-ruído (SNR), resolução espacial do sistema, teste de campo, exposição de entrada na mama, dose glandular média e reprodutibilidade, qualidade da imagem com *phantom* ACR e razão contraste-ruído (CNR) (KARELLAS & GIGER, 2004). E ainda, embora os testes para as fases subsequentes de processamento de imagem e visualização estejam muito menos desenvolvidos, também são de considerável importância.

Com relação à qualidade da imagem, tradicionalmente, são utilizados testes com diversos *phantoms* para uma avaliação mais confiável, reduzindo a subjetividade de leituras de estruturas que simulam massas tumorais, microcalcificações ou espículas. No entanto, é desejável que se faça uma abordagem mais quantitativa, adequando-se melhor à detecção de mudanças sutis na qualidade de um sistema ou entre diferentes sistemas.

As orientações do Protocolo Europeu (PERRY, 2006) para CQ compreendem parâmetros mínimos de qualidade da imagem de sistemas digitais que se baseiam em medidas de contraste-detalle. O método consiste em

¹Disponível em: <http://www.fda.gov/Radiation-EmittingProducts/MammographyQualityStandardsActandProgram/Regulations/ucm110906.htm#s9001>.

determinar a espessura do disco que está no limiar de visibilidade dentre aqueles discos circulares com diâmetros que variam entre 0,1 e 2,0 mm, randomicamente distribuídos no *phantom* CDMAM 3.4.

3.1 Phantom CDMAM

Em mamografia é essencial que objetos de contraste e diâmetros muito pequenos possam se distinguir do fundo da imagem. Portanto, a qualidade dos aspectos técnicos da mamografia deve ser monitorada periodicamente. Com sistemas digitais, esta análise torna-se ainda mais importante.

O simulador CDMAM – *Artinis Contrast-Detail Phantom* (BIJKER, 2000) – foi desenvolvido especialmente para avaliar a detecção de objetos de baixo contraste e de diâmetros pequenos. Ele consiste em uma base de alumínio com discos de ouro com espessuras (contrastes) entre 0,03 e 2,0 μ m e diâmetros (detalhes) entre 0,06 e 2,0mm, conforme visualizado na Figura 3.1(a), a seguir. A base de alumínio é revestida de um material acrílico (PMMA) somando uma espessura de 10mm para condições normais de radiação para mamografia (anodo Mo, filtro 30 μ m Mo e 28 kV). Quatro placas de PMMA, cada uma com 10 mm de espessura, simulam diferentes espessuras de mama. Os discos de ouro são arranjados numa matriz de 16X16. Em cada linha da matriz, o diâmetro do disco é constante e a espessura cresce numa escala logarítmica. Em cada coluna, a espessura é constante e o diâmetro cresce numa escala logarítmica.

Cada célula da matriz contém dois discos idênticos distribuídos um no centro e outro em um dos vértices, randomicamente. Padrões facilmente reconhecidos pela visão e os que certamente não são visíveis, podem ser ignorados. Por isso, a matriz é rodada 45° obtendo-se melhor foco na região onde se tem baixo contraste, diâmetro pequeno e o reconhecimento mais difícil.

Figura 3.1. (a) Vista frontal do simulador CDMAM – *Artinis Contrast-Detail Phantom*. (b) Gabarito de referência das estruturas de interesse.

Usualmente, o *phantom* é combinado com as placas e posicionado sobre o *bucky* com o menor diâmetro voltado para o lado do tórax. Conforme recomendado pelo Protocolo Europeu (PERRY, 2006), o teste deve ser feito anualmente, obtendo-se seis imagens com o menor nível de processamento possível, reposicionando o *phantom* sobre o *bucky* a cada exposição. Ao menos três observadores experientes devem efetuar as medidas em duas imagens diferentes, conferindo as posições reais com as do gabarito disponibilizado em uma figura de referência – Figura 3.1(b). O diâmetro dos discos deve abranger o intervalo de 0,1 a 2mm. Neste intervalo é que se deve determinar o contraste mínimo visível para um vasto número de diâmetros, comparável ao de um sistema convencional (YOUNG, 2005). No mínimo cinco detalhes devem ser visualizados em testes subsequentes.

3.2 Estado da arte

O procedimento de leitura do *phantom* CDMAM é considerado um tanto cansativo e consome muito tempo de execução. Além disso, é embutido de significativa dependência do observador, o que diminui a confiabilidade das medições.

Na tentativa de se eliminar tal subjetividade, Prieto et al (2008) apresentam um *software* como ferramenta para melhorar os recursos da imagem do *phantom* CDMAM. Este *software* altera automaticamente a posição dos quatro vértices de cada célula da matriz dos discos rotacionando-os por um ângulo que pode ser selecionado aleatoriamente ou por um valor fixo, tornando impossível que mesmo os observadores mais experientes sejam capazes de lembrar em que posição cada disco está inserido na célula. A análise por curva ROC obtida para 36 observadores mostrou não haver diferenças estatísticas entre a imagem modificada e a real para dois algoritmos testados.

Outra solução possível é utilizar um método automatizado para efetuar a leitura das imagens. Karssemeijer e Thijssen (1996) propuseram um *software*, CDCOM, que procura localizar os discos corretamente em imagens no formato DICOM. No entanto, faz-se necessário o uso de um método ótimo para interpretar os dados gerados pelo CDCOM, pois os resultados obtidos se diferem das leituras humanas. Como este método não está bem definido, a busca pelo limiar de contraste fica impossibilitada, dificultando a tarefa de traçar os parâmetros do *phantom* que possam indicar a qualidade da imagem.

Diversos trabalhos vem sendo realizados na intenção de se criar alternativas para analisar o *software* CDCOM ou criar novos programas computacionais para avaliação do CDMAM. Mayo et al (2006) efetuaram uma aplicação do CDCOM em várias etapas de forma a encontrar a média e desvio padrão da região do fundo da imagem e dos discos em cada combinação de contraste-detelhe. A detecção automática é feita estatisticamente, verificando se a média do contraste-detelhe é numericamente maior em relação à média do fundo. A partir dos dados obtidos foram geradas curvas de contraste-detelhe para imagens de dois equipamentos CR e dois DR, constatando a possibilidade de se obter limiares maiores para os

equipamentos DR, o que indica que a qualidade da imagem obtida nesses equipamentos é maior em relação à do CR. Apesar de apresentar esta importante conclusão, os resultados deste trabalho possibilitaram a obtenção de limiares de qualidade de forma apenas comparativa, não estabelecendo um limiar de contraste que indique a qualidade de cada equipamento individualmente.

Young et al (2006) desenvolveram quatro métodos para se determinar o limiar de contraste com o programa CDCOM comparando com as leituras visuais obtidas para uma variedade de sistemas mamográficos. Os métodos considerados são: (A) limiarização simples (B) curvas psicométricas (C) suavização e interpolação (D) curvas de suavização e psicométricas. Houve boas correlações entre o limiar de contraste determinado visualmente e pelo método automático. No entanto, todos os métodos automáticos resultaram em um limiar de contraste menor em relação às medidas visuais numa razão de $1,50 \pm 0,04$ para o diâmetro de 1mm e de $1,82 \pm 0,06$ para diâmetro de 0,25mm com o método (D).

Uma ferramenta de leitura automática das imagens do CDMAM denominada Quantitative Assessment System (QAS) foi desenvolvida no trabalho de Yip et al (2009), para, similarmente, remover a variabilidade entre observadores. O QAS avalia a imagem do *phantom* usando um algoritmo em que a média dos valores de pixel da região envolvida é calculada a partir de filtros circulares de diâmetros iguais aos dos discos de interesse, definindo a posição do disco detectado como sendo aquela em que há maior contraste. O método foi comparado com observadores humanos e o CDCOM verificando que as leituras do QAS foram confrontáveis com as leituras efetuadas por observadores humanos, mas foi o CDCOM que identificou o maior número de discos corretamente. Isso pode ser devido ao fato de o CDCOM localizar os discos durante a etapa de pré-processamento, permitindo o emprego de uma área de busca muito menor.

Considerando as limitações apresentadas pelas técnicas computacionais desenvolvidas que causam discrepância entre as leituras automáticas e as efetuadas por observadores humanos, diversos pesquisadores tem empregado o uso de fatores de correção para a validação dos resultados como solução possível, na tentativa de se criar um método automatizado mais fiel à visão humana. No trabalho de Figl et al (2011) foi utilizado o método “Rose Model” a fim de estabelecer fatores de conversão para a leitura de cinco diâmetros subsequentes em imagens

digitais do *phantom* CDMAM. A partir deste método, foi possível obter uma correlação entre o limiar de contraste, o diâmetro do objeto e número de fótons incidentes, que, após algumas considerações, pode ser dada em função da corrente (mAs) e do coeficiente de absorção (μ). Os dados obtidos geraram fatores de conversão para os diâmetros de 0.2, 0.25, 0.31, 0.40 e 0.50 mm, sendo necessário se fazer uma extrapolação polinomial para os demais diâmetros. Imagens de cinco equipamentos diferentes resultaram em 25 equações com 6 incógnitas (5 fatores e uma constante) formando um sistema cuja resolução foi possível com a ferramenta Excel built-in solver. O método revelou-se muito robusto, produzindo fatores comparáveis aos fenomenológicos.

Monnin et al (2011) propuseram um método alternativo para as leituras do CDMAM baseado no índice de detectabilidade (d') obtido a partir de um modelo matemático denominado *non-prewhitened eye filter* (NPWE). O modelo calcula a relação sinal-ruído (SNR) percebida para uma tarefa de detecção visual específica e utiliza a função de transferência de modulação (MTF), o espectro de potência de ruído normalizado (NNPS), o contraste da imagem e a função de transferência visual humana (VTF) para calcular o índice de detectabilidade para onze sistemas de mamografia digital. A correlação entre esses índices de detectabilidade e os limiares de contraste a partir de imagens CDMAM foi estabelecida seguindo o método de Young et al (2008). Os resultados obtidos possibilitam considerar o limiar de detectabilidade NPWE como parâmetro de verificação da capacidade de um sistema atingir os níveis aceitáveis de qualidade de imagem das orientações europeias atuais.

Com as pesquisas intensificadas no sentido de se obter um método automatizado e menos subjetivo para a leitura do *phantom* CDMAM, voltam-se os olhares às possibilidades de tornar tais técnicas computacionais mais correlacionadas com a visão humana, verificando que este tem sido um caminho viável para a obtenção de leituras mais precisas. Há que se considerar ainda, que o uso dos diferentes parâmetros de qualidade da imagem do CDMAM pode potencialmente causar diferentes conclusões sobre a qualidade da imagem. Isto pode ser constatado no trabalho de Thomas et al (2005) ao realizar uma tentativa de construir curvas de contraste-detelhe ideal determinando os limites quantitativos do CDMAM quando empregado no desenvolvimento da qualidade de imagem. Estes

limites foram definidos pela relação entre cinco parâmetros de qualidade de um sistema de mamografia digital (curva de contraste-detalhe, razão correta de observação, figura de qualidade da imagem-IQF, figura de mérito-FOM e o fator k) e o conjunto de discos com o diâmetro e espessura mínimos que foram corretamente identificados. A relação não linear entre os parâmetros mencionados indica a necessidade de se atribuir maior atenção durante a avaliação dos parâmetros de qualidade analisados com o *phantom* CDMAM.

Thomas (THOMAS et al, 2005) recomenda ainda que sejam selecionadas as regiões do CDMAM a serem usadas nas quais a metodologia possa ser mais apropriada. Atenção especial também deve ser dada no uso do *phantom* particularmente na vizinhança da frequência de Nyquist, pois o uso de células com discos de diâmetros menores que duas vezes o tamanho do pixel não permite uma boa aplicação do *phantom* na avaliação de sistemas mamográfico (MARQUES FILHO & VIEIRA NETO, 1999). Assim, é preciso escolher cuidadosamente os limites de resolução e contraste para que sejam apropriadamente avaliados.

CAPÍTULO 4

Imagem Digital e Processamento Computacional

Uma imagem digital pode ser adquirida basicamente utilizando-se um dispositivo sensível à radiação eletromagnética que irá produzir um sinal elétrico proporcional à intensidade de energia transmitida e um elemento digitalizador que efetua a conversão do sinal elétrico em informação digital. Tal processo pode ser realizado a partir de diversos sistemas – descritos no item 0 – e envolve vários parâmetros, desde resolução (tanto de contraste quanto espacial) até o próprio *hardware*, a técnica de varredura do equipamento. Estes parâmetros, importantes para a visualização adequada da imagem, devem ser cuidadosamente analisados e suas diferentes configurações podem afetar o resultado final do sistema.

O processo de digitalização de uma imagem baseia-se na amostragem e quantização do sinal, que pode ser representado por uma função da intensidade luminosa bidimensional, denominada $f(x,y)$, em que o valor de f com coordenadas espaciais (x,y) representa a intensidade (ou brilho) da imagem naquele ponto (GONZALEZ & WOODS, 2002).

Amostra-se a imagem analógica contínua $f(x,y)$ convertendo-a em uma matriz discreta de M por N pontos, igualmente espaçados. Cada ponto ou elemento

da imagem digital corresponde a uma unidade básica que é o pixel (picture element). Quanto maior os valores de M e N utilizados na digitalização de uma imagem, maior será sua resolução espacial e, conseqüentemente, melhor será sua qualidade. Além da forma M x N (linhas por colunas da imagem), a resolução espacial de uma imagem digital pode ser apresentada na forma de quantidade de pontos por polegada ou também pelo tamanho do pixel. Em mamografia digital, a resolução espacial possui importante significado na análise da imagem final, pois, para que pequenas estruturas como microcalcificações possam ser visualizadas, é necessário que o tamanho do pixel da imagem não ultrapasse os 100 μm (HEYWANG-KÖBRUNNER et al, 1999).

A etapa de quantização da imagem faz com que cada pixel amostrado assuma um valor inteiro que representa um tom de cinza da imagem. O intervalo de níveis de cinza que um pixel pode apresentar denomina-se resolução de contraste e encontra-se na faixa entre 0 e $(2^n - 1)$ valores, sendo n o número de bits do conversor A/D. Quanto maior o valor de n, maior a quantidade de níveis de cinza presentes na imagem digital e melhor será a sua resolução de contraste.

O contraste em uma imagem digital radiológica é definido pela diferença existente entre os níveis de cinza dos pixels, especialmente entre um determinado pixel e seus vizinhos mais próximos. Quanto maior for essa diferença de níveis de cinza, maior será a probabilidade de destaque deste pixel em uma inspeção visual. Assim, pode-se dizer que quando há melhor resolução de contraste, melhor será a qualidade da imagem. Em mamografia, é recomendável que se utilize resolução de contraste com uma quantidade suficiente de níveis de cinza, variando de 10 a 14 bits, a fim de representar as diferenças entre os tecidos e estruturas presentes na imagem (FREITAS et al., 2006).

Uma vez obtida a imagem em formato digital, esta se encontra pronta para ser enviada para um dispositivo de impressão ou visualizada em um monitor, que irá receber o sinal de saída do computador, gerando em cada pixel um brilho proporcional ao valor do ponto correspondente na matriz numérica. A qualidade da imagem visualizada depende diretamente das características do monitor utilizado, mas também pode ser bastante influenciada pelo sistema de percepção visual humano, conforme veremos no tópico a seguir.

Sendo representada numericamente por meio de uma matriz de valores de tons de cinza, a imagem digital pode, ainda, ser submetida ao processamento computacional de forma a extrair e manipular informações importantes de seu conteúdo, de acordo com as necessidades de cada aplicação.

4.1 Percepção visual humana

Imagens digitais são exibidas como um conjunto discreto de intensidades. Por isso, é importante considerar a capacidade do olho humano em discriminar diferentes níveis de intensidade na apresentação dos resultados de processamento de imagens. Também é importante avaliar sua habilidade em discriminar mudanças de intensidade da luz em qualquer nível de adaptação, ou seja, a forma como o olho se adapta à claridade – ou brilho, representado em imagens pelos tons de cinza.

O processo pelo qual o olho humano processa uma informação que lhe chega através da luz é chamado percepção visual (AUMONT, 2008). É esta informação que irá determinar a atividade nervosa proveniente do sistema visual humano. Assim, qualquer regularidade nos fenômenos luminosos pode ser interpretada a partir de três características da luz: sua intensidade, seu comprimento de onda - responsável pela percepção da cor, e sua distribuição no espaço-tempo.

A intensidade da luz afeta diretamente a percepção da luminosidade que corresponde à nossa interpretação da quantidade de luz emitida ou refletida por um objeto, modificada por fatores psicológicos (DESOLNEUX, 2008). O olho humano é capaz de adaptar-se a uma imensa gama de intensidades de luz (da ordem de 10^{10}), bastando um pequeno fluxo luminoso para gerar uma resposta nas células fotoreceptoras presentes na retina – cones e bastonetes (GONZALEZ & WOODS, 2002). Os cones se associam à visão diurna, colorida e com a percepção de detalhes finos, ou seja, são ativos em níveis de alta luminosidade, cuja resposta é conhecida como visão fotópica. Os bastonetes estão associados a visão noturna atuando em níveis de baixa luminosidade sendo sensíveis à variações do brilho e não às cores. A visão pela resposta dos bastonetes é denominada visão escotópica.

A intensidade de luz percebida pelo sistema visual humano é denominada brilho subjetivo (GONZALEZ & WOODS, 2002), e se relaciona com a intensidade de luz incidente por uma função logarítmica, mostrada na Figura 4.1.

Figura 4.1. Intensidade luminosa da visão escotópica e fotópica.
Fonte: <<http://computacaografica.ic.uff.br/transparenciasvol2cap2.pdf>>

Neste gráfico, a gama de intensidades de luz à qual o sistema visual pode se adaptar é mostrada pela linha mais longa. A ramificação da curva representa a transição da visão escotópica para fotópica que ocorre na escala entre -3 e -1 mL (mililambert). É importante notar que, nesta escala, o sistema visual não pode operar simultaneamente, fenômeno conhecido como adaptação ao brilho, decorrente da mudança de sensibilidade das células devida à dissolução e recomposição do pigmento conforme a luminosidade. Dessa forma, ainda que o olho humano seja sensível a uma vasta gama de intensidades de luz, representada em imagens como tons de cinza, existe um limite de 16 tons de cinza visíveis a cada adaptação. Ou seja, uma vez que o olho esteja adaptado a um determinado nível de intensidade média, por exemplo, o ponto A na Figura 4.1, a escala de brilho subjetivo poderá ser representada pela curva mais curta, que representa os tons de cinza visíveis pelo olho humano. Assim, um objeto com luminância menor que A é percebido como preto (ponto B na Figura 4.1), pois todos os estímulos são percebidos como variações indistinguíveis de preto. Enquanto que um objeto mais luminoso que A chega a provocar ofuscamento.

A adaptação do sistema visual humano ao brilho é estudada a partir de um experimento clássico no qual um limiar diferencial é determinado com um *flash* de

luz (incremento diferencial) de curta duração que é apresentado sobre um fundo de intensidade uniforme que ocupa todo o campo visual de uma pessoa. Esta pessoa deverá dizer se o incremento de luz (ΔI , ilustrado na Figura 4.2) é perceptível ou não. Então, a intensidade do fundo é aumentada e a medida é feita novamente, até que a mudança seja percebida pelo indivíduo. A quantidade $\Delta I/I$ em que o incremento de iluminação ΔI é discriminável em 50% das vezes com uma iluminação de fundo de intensidade I é chamada razão de Weber.

Figura 4.2. Variação de intensidade luminosa em um fundo uniforme.
(Fonte: <http://www.dfisica.ubi.pt/~smogo/disciplinas/alunos/PercepVis.pdf>)

A razão de Weber ou Lei de Weber também pode ser entendida como uma lei psicológica que afirma que a mudança de um estímulo (como som, iluminação, e outros) que poderá ser notado é uma razão constante do estímulo original (CHEN et al, 2010). Quando a mudança é menor do que esta constante, a visão humana pode reconhecer tal estímulo como um ruído de fundo, em vez de um sinal válido. Por outro lado, se o valor de $\Delta I/I$ é pequeno, significa que uma pequena mudança na intensidade é discriminável, ou seja, a discriminação do brilho é boa.

O experimento utilizado para estudar a adaptação do sistema visual humano ao brilho pode ser adaptado para a análise de imagens, conforme a abordagem utilizada por Tseng & Huang (1993). Nesta abordagem, o termo contraste é usado para enfatizar a diferença de luminância dos objetos, que dependerá do fundo ao qual este objeto está inserido. O contraste C da imagem refere-se à razão da diferença de luminosidade de um objeto B_0 e seu entorno imediato, ou seja, o fundo da imagem, B :

$$C = \frac{(B_0 - B)}{B} = \frac{\Delta B}{B} \quad (4.1)$$

O incremento de iluminação perceptível pode então ser entendido como um limiar de incremento visual dado por ΔB_T que corresponde ao objeto da imagem que pode ser discriminado em um fundo de intensidade B . Este limiar se mantém constante para intensidades baixas, próximas do limiar visual absoluto. Com um aumento na intensidade B , o limiar segue a lei da raiz quadrada, ou seja, $\Delta B_T \propto \sqrt{B}$. Se B aumenta continuamente, ΔB_T converge assintoticamente comportando-se como na lei de Weber, $\Delta B_T \propto B$. Este comportamento é ilustrado no gráfico da Figura 4.3, caracterizando-se pela região da curva em que sua inclinação é igual a 1.

Figura 4.3. Limiar de incremento ΔB_T em função da intensidade de fundo B . (TSENG & HUANG, 1993).

A região da curva com inclinação igual a $\frac{1}{2}$ é conhecida como região de De Vries-Rose e a região com inclinação maior que 1 corresponde aos resultados para intensidades de iluminação que estão acima do limite da visão humana, saturando a capacidade visual e provocando o ofuscamento. É interessante notar o quão completa é esta abordagem, já que engloba toda a vasta gama de intensidades percebidas pelo olho humano e não apenas o intervalo descrito pela lei de Weber.

A razão de Weber aproxima-se de uma constante, β , sobre uma gama significativa de níveis de brilho ou tons de cinza, conforme visualizado no gráfico da Figura 4.4. Segundo a literatura (TSENG & HUANG, 1993; KUNDU & PAL, 1986; PRATT, 2007), diferentes valores para esta constante podem ser considerados, como 0,02, 0,04, 0,05 e 0,06.

Figura 4.4. Variação de contraste $\Delta B_T / B$ com intensidade de fundo B (TSENG & HUANG, 1993).

A curva de resposta mostrada na Figura 4.3 pode ser aproximada por uma curva linear por partes, conforme a Figura 4.5, a seguir.

Figura 4.5. Aproximação linear por partes representando a relação entre o limiar de incremento visual em função da intensidade de fundo B (TSENG & HUANG, 1993).

O equacionamento desta curva (TSENG & HUANG, 1993) permite obter uma fórmula específica para a determinação de um limiar de borda para um pixel em uma imagem, de acordo com a intensidade do fundo, baseado na percepção visual humana.

4.2 Técnicas de processamento digital de imagens

O Processamento Digital de Imagens (PDI) é o processo de transformação de imagens cujo objetivo é aprimorar as informações extraídas da imagem para interpretação humana ou promover a análise automática destas informações por meio de um computador. Sua aplicação tem sido crescente em diversas áreas do conhecimento envolvendo desde a edição de fotografias amadoras até as transformações mais avançadas que buscam o reconhecimento de objetos em imagens médicas ou de satélites artificiais.

Serão apresentadas nesta seção as principais técnicas de processamento utilizadas durante a realização deste trabalho.

4.2.1 Transformações de intensidade

Uma imagem digital pode ser numericamente manipulada utilizando operações lógicas e/ou aritméticas que podem ser efetuadas ponto a ponto ou orientadas a vizinhança.

As operações ponto a ponto baseiam-se na intensidade de cada pixel isolado. Sejam duas imagens A e B de dimensões iguais. Estas imagens podem ser processadas ponto a ponto utilizando um operador aritmético (+, -, x e /) ou lógico (AND, OR, XOR), produzindo uma terceira imagem C, cujos pixels correspondem ao resultado de $A(\text{op.})B$ para cada elemento de A e B, com (op.) representando a operação a ser realizada.

Exemplo de tal operação é a manipulação do contraste a partir do histograma da imagem. De maneira geral, o histograma é uma função que dá uma estimativa da probabilidade de ocorrência de um determinado nível de cinza k. O gráfico desta função para todos os valores de k fornece uma descrição global da aparência da imagem (GONZALEZ & WOODS, 2002). Uma distribuição uniforme dos pixels da imagem sobre toda a escala dos níveis, na qual o número de pixels de qualquer nível de cinza é praticamente o mesmo, representa um bom contraste. No entanto, esta distribuição nem sempre ocorre na maioria das imagens digitais. Ela pode ser conseguida a partir de uma técnica denominada equalização de histograma, na qual se procura redistribuir os valores de tons de cinza dos pixels da

imagem. Para tanto, utiliza-se uma função de transformação auxiliar, comumente expressa pela função de distribuição acumulada (MARQUES FILHO & VIEIRA NETO, 1999):

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad (4.2)$$

considerando:

$$0 \leq r_k \leq 1$$

$k = 0, 1, \dots, L-1$, sendo L o número de níveis de cinza da imagem;

n = número total de pixels na imagem;

n_j = número de pixels cujo nível de cinza corresponde a j ;

$p_r(r_j)$ = probabilidade do j -ésimo nível de cinza.

Nas operações orientadas a vizinhança é utilizado o conceito de convolução com máscaras (janelas ou *templates*) tais como a da Figura 4.6, com coeficientes genéricos $W_1, \dots, W_9$.

W_1	W_2	W_3
W_4	W_5	W_6
W_7	W_8	W_9

Figura 4.6. Máscara 3x3 com coeficientes genéricos $W_1, \dots, W_9$.

Esta máscara se desloca sobre a imagem percorrendo desde o seu canto superior esquerdo até seu canto inferior direito, substituindo o pixel central de cada subárea da imagem por um valor dado pela Equação (4.3) (MARQUES FILHO & VIEIRA NETO, 1999):

$$Z = \sum_{i=1}^9 W_i \cdot Z_i \quad (4.3)$$

sendo Z_i os valores de tom de cinza de cada pixel da subárea da imagem. O valor obtido é armazenado em uma nova matriz que irá compor a imagem final.

A seleção apropriada dos coeficientes $W_1, \dots, W_9$ possibilita realizar uma grande variedade de operações úteis, tais como redução de ruído, afinamento e detecção de características da imagem. Exemplo destas máscaras são os detectores de bordas representados pelos operadores de Sobel, Prewitt, Roberts e Laplaciano, que são filtros espaciais lineares capazes de destacar fronteiras entre duas regiões da imagem cujos níveis de cinza são diferentes. As Figura 4.7(a) e (b) representam a máscara utilizada pelo operador de Sobel para a detecção de bordas verticais e horizontais, respectivamente.

-1	0	1	(a)	-1	-2	-1	(b)
-2	0	2		0	0	0	
-1	0	1		1	2	1	

Figura 4.7. máscara utilizada pelo operador de Sobel para a detecção de bordas (a) verticais e (b) horizontais.

4.2.2 Filtros de correlação

Para a extração de características de uma imagem é útil o filtro que realiza o casamento por correlação. Seja uma imagem $f(x,y)$ de dimensões $M \times N$ e a subimagem $w(x,y)$ de tamanho $J \times K$ com $J \leq M$ e $K \leq N$. O deslocamento de $w(x,y)$ sobre a imagem $f(x,y)$ resulta em uma função $c(r,s)$, sendo $r = 0, 1, \dots, M-1$ e $s = 0, 1, \dots, N-1$ correspondentes às coordenadas de varredura da imagem. Tal função define a correlação entre $f(x,y)$ e $w(x,y)$ e é dada pela Equação (4.4 (GONZALEZ & WOODS, 2002):

$$c(r,s) = \sum_x \sum_y f(x,y)w(x-r,y-s) \quad (4.4)$$

O valor máximo de $c(r,s)$ indica a posição em que $w(x,y)$ melhor se casa com a imagem. A

Figura 4.8 ilustra este procedimento, assumindo que a origem de $f(x,y)$ está no seu canto superior esquerdo e a de $w(x,y)$ em seu centro.

Figura 4.8. (a) Imagem original $f(x,y)$, (b) subimagem $w(x,y)$ e (c) resultado do procedimento $c(r,s)$ com maior intensidade de tons de cinza na região de melhor correlação (PRATT, 2007).

O casamento por correlação é sensível à escala e rotação, assim, quando necessário realizar ajustes na subimagem $w(x,y)$, deve-se considerar um custo computacional adicional, o que pode eliminar as possibilidade de uso do processo.

4.3 Extração de características e classificação

O processo de extração de características em imagens digitas é constituído por um conjunto de etapas que tem por finalidade a obtenção de um conhecimento a respeito de um determinado domínio, a partir de uma base dados em estado bruto, no caso, a matriz numérica correspondente à imagem. O seu uso envolve técnicas de aprendizagem computacional e possibilita realizar a tomada de decisões, tais como classificar os dados em diferentes categorias (FRANK et al, 2004). Neste trabalho, a classificação consistiu em identificar que estruturas presentes na imagem poderiam ser consideradas visíveis ou não pelo sistema visual humano.

Em geral, a classificação das características é efetuada por meio de funções que recebem padrões desconhecidos como entrada, devolvendo como saída a classe à que estes padrões provavelmente pertencem, ou seja, realizam o reconhecimento de padrões em um aprendizado que pode ser supervisionado ou não, de acordo com a aplicação estudada (DUDA et al, 2000).

Existem vários métodos para se efetuar a classificação, dentre estes, a técnica de árvores de decisão apresenta-se como a mais simples e de fácil interpretação dos resultados, pois utiliza uma representação mais intuitiva, dispondo o conjunto de regras de classificação separado como ramos de árvores. Ao percorrer cada ramo da raiz até uma folha tem-se representada cada uma das

regras e, para cada observação da base de dados, existe apenas um caminho possível da raiz até a folha. Dessa forma, as árvores de decisão permitem a construção de um classificador, ou modelo de classificação, para identificar diferentes classes de uma base de dados, a partir de suas características (atributos).

Uma maneira de se realizar este processo de forma automática é utilizando *softwares* de mineração de dados (*data mining*) que possuem um pacote de algoritmos implementados em sua biblioteca, com o intuito de facilitar a manipulação dos dados. Uma ferramenta que vem sendo vastamente utilizada por sua facilidade de instalação e implementação é o *software WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis)*. Desenvolvido em Java pela Universidade de Waikato, Nova Zelândia, o sistema encontra-se disponível na Internet (<http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/>) e é formado por um conjunto de pacotes que permitem a seleção dos atributos mais importantes de uma base de dados, a implementação de algoritmos de aprendizagem supervisionada e não supervisionada, bem como a seleção de instâncias da base de dados (WITTEN & FRANK, 2000), desde que o conjunto de dados em questão esteja no formato *.ARFF.

Um dos algoritmos mais populares implementados no ambiente *WEKA* é o chamado J48, que é a implementação otimizada do algoritmo de classificação baseada em árvores de decisão C4.5, que foi a última versão pública do código. Ele funciona construindo um modelo de árvore de decisão que irão classificar um novo caso, avaliando, em cada nó do modelo, os parâmetros que definem o evento que se pretende classificar. Os casos que, a partir da raiz, chegam a uma determinada folha, recebem então a classificação por ela indicada.

A associação do algoritmo J48 com a ferramenta *WEKA* é uma aplicação comum nos estudos sobre mineração de dados e foi o método escolhido para realização da classificação automática empregada neste trabalho.

CAPÍTULO 5

Materiais e Métodos

A metodologia utilizada para se levantar parâmetros de qualidade utilizando o *phantom* CDMAM é considerada uma tarefa bastante cansativa e, muitas vezes, torna-se imprecisa devido à variabilidade das leituras humanas, mesmo quando efetuada por profissionais experientes. As tecnologias que favorecem a aquisição de mamografias no formato digital tornaram possível a automatização destes procedimentos e tem sido alvo de diversos pesquisadores que vêm se empenhando na tentativa de se criar uma ferramenta computacional precisa e adequada à rotina de controle de qualidade (PRIETO et al, 2008; 2009; YOUNG et al, 2008; YIP et al, 2009).

Neste capítulo será proposto um método de leitura automática do *phantom* CDMAM preocupando-se em tornar o sistema de detecção do *software* desenvolvido compatível com a visão humana, sem a necessidade de se efetuar uma correção dos dados obtidos em relação às leituras humanas.

5.1 Aquisição das imagens

Um total de 74 imagens do *phantom* CDMAM modelo 3.4 foi adquirido em cinco mamógrafos do tipo CR e um modelo digital do tipo DR, a fim de estabelecer

um método compatível com ambas as tecnologias. Doze delas foram adquiridas por meio do mamógrafo digital Selenia® Hologic/Lorad, 38 pelo sistema CR Fuji 50, 15 pelo CR Kodak 975 e as demais foram obtidas em cada um dos seguintes modelos de CR (três imagens por mamógrafo): Agfa 75, Agfa 85 e Fuji 100.

As imagens foram gentilmente cedidas ao nosso grupo de pesquisas para a realização deste trabalho pelo grupo do Laboratório de Qualificação de Imagens Médicas (QualIM) – UNIFESP. As técnicas de kVp e mAs do processo de aquisição das imagens seguiram o previsto no Protocolo Europeu (PERRY, 2006) resultando em imagens com resolução de contraste mínima de 12 bits e resoluções espaciais com tamanho de pixel de 50 μm para os sistemas CR Fuji 50, Agfa 85 e Kodak 975 e de 100 μm para os sistemas Agfa 75 e Fuji 100.

5.2 Técnica de detecção dos discos

A tarefa de automatizar o procedimento de leitura do *phantom* CDMAM implicou o desenvolvimento de uma ferramenta computacional que detectasse os discos presentes na imagem, considerando a sua espessura e diâmetro, para posterior classificação como sendo visíveis ou não, de acordo com a visão humana. Para isso, foram utilizados os filtros de correlação (GONZALEZ & WOODS, 2002) mencionados na seção 4.2.2, confeccionados na forma circular, compondo uma região interna e uma externa, concêntricas. A região interna consiste em um círculo que abrange a estrutura de interesse e calcula a média dos valores de pixel contidos dentro do círculo. A região externa corresponde a um anel que calcula a média dos valores de pixel de uma região que abrange o fundo da imagem. Na Figura 5.1 é mostrado um exemplo dos filtros utilizados.

Figura 5.1. Modelo de filtro utilizado na detecção dos discos. Os raios r_1 e r_2 variam de acordo com o raio da estrutura em estudo, segundo uma imagem de referência (gabarito).

A medida dos raios dos filtros em pixels foi estabelecida de acordo com o raio dos discos presentes em uma imagem do *phantom* adotada como gabarito, variando enquanto é feita a varredura por toda a imagem.

Teste iniciais foram realizados (SOUSA et al, 2011) com 15 imagens de equipamentos CR e 12 imagens obtidas com o equipamento digital Selenia® Hologic/Lorad, de modo a verificar a eficiência do filtro como detector dos discos. Considerando como ponto inicial de busca o vértice superior esquerdo da célula em que se encontram os discos de diâmetro 0,50mm e espessura 2,00 μ m, puderam ser selecionadas nove regiões de busca em cada célula da matriz, divididas em quadrados de tamanho 50x50 pixels com espaçamento entre eles de 20 pixels.

A detecção dos discos foi realizada com a varredura dos filtros por cada região de busca, pixel a pixel, devolvendo uma lista de estruturas marcadas para cada disco detectado. O mecanismo que decide se um disco foi ou não detectado baseou-se no contraste entre as regiões que abrangem o disco e o plano de fundo, calculado pela diferença entre as médias dos valores de pixel destas regiões.

A realização destes testes mostrou ser possível detectar todos os discos da imagem do *phantom*, inclusive os não visíveis, considerando que bastava que fosse identificada em quais regiões os discos se encontravam, não sendo necessário localizar a sua posição exata. Tais resultados possibilitaram a validação da técnica a ser empregada, podendo funcionar de base para a extração de características necessárias para a classificação, de forma a correlacionar o método de detecção com o sistema visual humano, conforme será apresentado nas seções seguintes deste trabalho.

5.2.1 Aplicação

Após a validação da técnica de detecção, esta pôde ser implementada utilizando a ferramenta de códigos *MATLAB R2010b*. Primeiramente foi confeccionada uma rotina que possibilita que a imagem seja posicionada e alinhada de maneira a padronizar a busca pelo sistema. O alinhamento da imagem é feito a partir da seleção, por parte do usuário, de dois pontos na imagem pertencentes a uma reta de referência. O programa calcula o ângulo entre esta reta e a horizontal e efetua uma correção rotacionando a imagem de modo que as linhas do *phantom* fiquem paralelas ao plano horizontal, conforme visualizado na Figura 5.2. Este procedimento deverá ser automatizado em abordagens futuras, eliminando-se a necessidade de intervenção do usuário.

Figura 5.2. Etapa de seleção dos pontos de alinhamento da imagem com destaque para o ângulo entre as retas do phantom e a horizontal.

Em seguida, o usuário seleciona o ponto inicial da busca, que deverá corresponder ao centro do primeiro disco do *phantom* (diâmetro 0,5 mm e espessura 2,00 μm). Para isso, recomenda-se que seja utilizada a ferramenta de *zoom* para melhor visualização da região de interesse. Este passo pode ser conferido na Figura 5.3 a seguir.

Figura 5.3. Etapa de seleção do centro do primeiro disco a ser localizado.

Os filtros correlatores circulares (Figura 5.1) possibilitaram o cálculo do contraste entre cada disco a ser localizado e o fundo da imagem, servindo como parâmetro fundamental para a etapa de correlação com a visão humana.

Nesta abordagem, as regiões de busca selecionadas corresponderam a áreas circulares centradas na posição exata de cada disco da imagem de referência, considerando que não havia necessidade de se detectar a posição, mas sim calcular a capacidade do sistema visual humano em enxergar cada disco analisado. Dessa forma, o mecanismo que decide se determinado disco deve ser detectado ou não consistiu na verificação da visibilidade de tal disco. Os discos considerados visíveis foram demarcados na imagem final com um círculo. O método realiza a busca fazendo uma varredura por todas as células da imagem amostradas, percorrendo cada espessura no sentido do maior diâmetro para o menor. Foram validadas como corretas as detecções em que ambos os discos da célula puderam ser destacados, conforme previsto pelo laudo técnico. A Figura 5.4 ilustra o resultado dos procedimentos utilizados nesta abordagem.

Figura 5.4. Sentido de varredura da imagem destacando os discos considerados visíveis pelo programa desenvolvido.

Para os testes com esta aplicação, foram utilizadas 8 imagens obtidas apenas pelo sistema Fuji 50, totalizando uma quantidade de 1640 regiões de busca que abrangiam as 205 células do *phantom*.

5.2.2 Correlação com a visão humana

A correlação com a visão humana partiu da verificação se o disco em questão é perceptível ao sistema visual humano baseando-se nos parâmetros que possibilitam descrever o comportamento da visão humana na discriminação do contraste em imagens.

As considerações apontadas na seção 4.1 mostram que o olho humano não é muito sensível às características presentes em valores de pixel de intensidades extremas, mas sim para os valores de intensidades médias. Pensando neste aspecto, uma aplicação deste experimento foi realizada (SOUSA et al, 2012) a fim de se obter os parâmetros necessários para definir se determinado disco em uma imagem é visível ou não. Para isso, foram utilizadas as imagens dos cinco mamógrafos CR disponíveis e, a partir dos laudos dessas imagens, para cada espessura foram selecionados os discos de menor diâmetro visível em 50% das imagens ou mais, de forma a manter a ideia do experimento inicial no qual um incremento de iluminação ΔI deve ser discriminável em 50% das vezes com um

fundo de intensidade I . Assim, obteve-se um total de 12 discos considerados limiares para cada imagem.

Para cada imagem foi calculada a média dos valores de pixel do plano de fundo da imagem (B) e dos discos limiares (B_0), bem como o contraste para cada limiar. Este procedimento permitiu gerar graficamente a relação entre $\frac{\Delta B_T}{B}$ e B . Com as informações deste gráfico, obteve-se o valor do parâmetro β e o valor máximo de $\left| \frac{\Delta B}{B} \right|$. Por fim, foi gerado o gráfico de $\text{Log} \Delta B$ por $\text{Log} B$, que foi aproximado para uma curva linear por partes pelo Método dos Mínimos Quadrados (FRANCO, 2006), obtendo as constantes necessárias para a correlação com a visão humana. As detecções foram consideradas corretas quando os discos demarcados como visíveis estavam de acordo com análise efetuada por especialistas e documentada em laudo técnico.

5.3 Extração e seleção de características

Como alternativa para este trabalho, foi escolhido um método de classificação automática, com a expectativa de produzir resultados mais precisos, conforme será descrito neste e nos tópicos seguintes deste capítulo.

Em uma inspeção visual de uma imagem, ao identificar a visibilidade dos objetos, é comum classificarmos como visível um objeto de cor clara inserido em um fundo escuro ou um objeto escuro inserido em um fundo claro, conforme a lei de Weber (TSENG & HUANG, 1993) discutida na seção 4.1. Ou seja, existe um limiar de contraste entre o objeto e o fundo da imagem (Figura 4.4) que permite ao ser humano enxergar ou não determinado objeto e este limiar é dependente das condições de iluminação em que é feita a análise, bem como do sistema visual humano, o que torna o resultado da análise bastante subjetivo. Nesse sentido, observa-se que o uso de apenas uma característica para interpretar as informações de uma imagem pode ser insuficiente para descrever visibilidade de determinado objeto contido nela. Da mesma forma, a identificação de objetos em imagens digitais por processos automáticos exige a extração e seleção de várias características específicas. As medidas de tais características são posteriormente representadas

através de um vetor, servindo de entrada para um classificador automático (PATROCIONIO, 2004).

Partindo destes conceitos, as características a serem utilizadas na criação dos modelos de classificação empregados foram pré-definidas considerando os níveis de cinza dos pixels da imagem, $p_i(i,j)$, os níveis de cinza de cada disco da imagem, $p_e(i,j)$, obtidos a partir da região interna do filtro circular mostrado na Figura 5.1, e os níveis de cinza do fundo da imagem, $p_b(i,j)$, correspondentes à região externa do filtro. Além disso, um recorte de dimensões $w * h$ em torno de cada disco foi utilizado para se obter o cálculo dos outros atributos extraídos para o treinamento do sistema (BARUFALDI et al, 2012). Todo este processo foi efetuado em *MATLAB R2010b*. A Tabela 5.1 contém a descrição de cada atributo utilizado, sendo (i,j) a posição da imagem pela qual cada filtro se desloca.

Conforme discutido anteriormente, o uso de um único descritor para a representação geral de um modelo pode não ser suficiente. No entanto, faz-se necessário encontrar um número reduzido de atributos que descrevam a imagem com precisão mínima necessária para sua identificação. Assim, os oito atributos extraídos da imagem devem ser analisados estatisticamente para que sejam mantidos apenas aqueles que realmente descrevem padrões singulares de cada classe, visível e não visível.

Existem diversos métodos de seleção automática dos atributos mais significativos para a criação de modelos de classificação. Para este trabalho, foi escolhida a ferramenta *WEKA* versão 3.6.8 (WITTEN & FRANK, 2000) que consiste em uma vasta coletânea de algoritmos implementados para a mineração e classificação de dados em uma abordagem unificada de fácil acesso e que vem sendo largamente utilizada para o reconhecimento de padrões. (RODRIGUES & AMARAL, 2012; CHENG et al, 2010; CERQUEIRA, 2010).

Tabela 5.1 Atributos extraídos da imagem após a detecção das estruturas de interesse.

Atributo	Equação
Média dos pixels da estrutura	$\mu_e = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \frac{p_e(i, j)}{(w * h)}$
Média dos pixels do plano de fundo	$\mu_b = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \frac{p_b(i, j)}{w * h}$
Diferença das médias dos níveis de cinza dos pixels da estrutura e plano de fundo	$\Delta\mu = \mu_e - \mu_b$
Razão de Weber	$W = \frac{\Delta\mu}{\mu_e}$
Média dos pixels da imagem	$\mu_i = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \frac{p_i(i, j)}{(w * h)}$
Média dos pixels da imagem equalizada	$\mu_{eq} = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \frac{p_{ie}(i, j)}{(w * h)}$
Variância da imagem	$v = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h \frac{(p_i(i, j) - \mu_i)^2}{(w * h)}$
Moda dos pixels da imagem	Nível de cinza mais frequente em $p(i, j)$

Foram extraídos 2542 discos de 11 imagens selecionadas exclusivamente para o treinamento, tendo sido 50% deles classificados por especialistas como sendo visíveis e 50% como não visíveis, a fim de se produzir modelos de aprendizagem confiáveis.

Após a extração dos atributos das estruturas de interesse, foram criados os arquivos no formato padrão *.ARFF permitindo que os dados de entrada para cada disco fossem inseridos na ferramenta *WEKA*. Um exemplo destes arquivos gerados é mostrado na Figura 5.5.

```

@relation Diam1

@attribute Media_circulo numeric
@attribute Media_anel numeric
@attribute Contraste numeric
@attribute Weber numeric
@attribute Media numeric
@attribute Media_equalizada numeric
@attribute Variancia numeric
@attribute Moda numeric
@attribute Visivel {sim, não}

@data

19248 16336 2912 0.15129 169081881 327674668 15158589345127.7 15012 sim
19513 17272 2241 0.11485 175053394 32767492 27934034894283.6 14004 sim
21865 19581 2284 0.10446 198426336 327674902 4798979089555510.00 17684 sim
.
.
.

```

Figura 5.5. Disposição dos dados de entrada para o software WEKA no formato *.ARFF.

Em seguida, utilizou-se o seletor de atributos automático supervisionado apresentado na Figura 5.6, *AttributeSelection*, para determinar quais características seriam utilizadas na produção dos modelos de classificação, eliminando aquelas que não foram consideradas relevantes para o treinamento.

Figura 5.6. Etapa de seleção dos atributos utilizando a ferramenta WEKA.

Terminada a etapa de seleção dos atributos, pode ser iniciada a fase de classificação a partir da construção de árvores de decisão, conforme será descrito no tópico seguinte.

5.4 Classificação

O processo de classificação foi efetuado executando o algoritmo de classificação J48 (RODRIGUES & AMARAL, 2012) sobre os dados importados para o software *WEKA*. O algoritmo J48 emprega árvores de decisão para construção de modelos de aprendizagem utilizando os atributos da imagem selecionados. Um fator decisivo para sua escolha foi a sua capacidade de construir modelos interpretáveis com precisão e eficácia comprovadas por diversos trabalhos, sendo superiores em relação a outros modelos (SILVA, 2012; BARUFALDI et al, 2012). Em alguns casos é possível resolver problemas complexos através de uma árvore de decisão bastante simplificada.

Na etapa de treinamento, para cada diâmetro dos discos extraídos das imagens foi gerada um modelo de árvore de decisão cujo resultado final permitiu classificar os discos, em cada espessura, como sendo visíveis ou não. Não foi possível gerar árvores para os diâmetros menores que 0,13 mm devido a pouca quantidade de discos classificados em laudo, dada a sua pouca visibilidade, sendo então obtido um total de 13 árvores, abrangendo os diâmetros de 2,00 à 0,13 mm. Um exemplo do modelo gerado para o diâmetro 1,25 mm é ilustrado na Figura 5.7 mostrando os valores calculados pelo algoritmo J48 para cada ramo da árvore.

Figura 5.7. Exemplo de árvore de decisão gerada pelo algoritmo de classificação J48.

Para a validação dos modelos de classificação do sistema foi utilizada a técnica de validação cruzada (*cross validation*) que consiste em separar do conjunto de dados uma quantidade para estimativa do resultado (dados de treinamento) deixando o restante para a validação do modelo (dados de validação ou de teste). Considerando que o número de amostras para cada diâmetro era variável, foram escolhidos os dados de 10 amostras para o treinamento, com a intenção de se obter uma padronização do processo ao gerar as árvores de decisão.

Obtidas as árvores de decisão, os modelos de classificação puderam ser implementados em ambiente *MATLAB R2010b* a fim de proceder a detecção e classificação automática dos discos de maneira correlacionada com a visão humana. Durante a implementação, foi estabelecido ao sistema que finalizasse a busca cada vez que fossem identificadas duas regiões consecutivas ao longo da linha que contempla um diâmetro fixo em que não foi localizado nenhum disco. Casos como este são mostrados na Figura 5.8.

Figura 5.8. Exemplo de caso em que nenhum disco foi localizado em duas regiões consecutivas ao longo da linha do diâmetro 0,80 mm. Neste caso, os discos subsequentes seriam marcados como detectados, mas a convenção adicionada ao sistema não permite que a busca seja continuada. Já o disco central da terceira região ficaria marcado como visível pelo sistema.

Ficou definido ainda, que a marcação dos discos classificados como visíveis fosse feita apenas para os casos em que ambos os discos de uma região (célula) fossem localizados ou apenas o disco do vértice, não sendo marcados os discos em cuja célula foi localizado somente o disco central. No exemplo da Figura 5.8 é ilustrado este caso para a espessura 0,50 μ m, correspondente à terceira região analisada para o diâmetro 0,80mm.

Tais convenções garantiram que o resultado final mostrado pelo programa fosse mais fiel em relação às leituras humanas.

5.5 Parâmetros de qualidade da imagem

Foram levantados quatro parâmetros de qualidade da imagem (THOMAS et al, 2005), calculados automaticamente pelo programa desenvolvido, a partir do resultado da classificação dos discos encontrados. São eles:

- **Curva de contraste-detalhe (CDC):** gráfico que correlaciona a leitura mínima correta do diâmetro e espessura de cada disco do phantom. Aproximadamente linear em uma escala di-log.

- **Razão correta de observação (RCO):** a razão entre o número de discos corretamente identificados (N_i) e o número real de discos (N_r) multiplicado por 100, conforme a equação:

$$R_c = \frac{N_i}{N_r} \cdot 100 \quad (5.1)$$

- **Figura de qualidade da imagem (IQF):** a soma dos produtos de cada diâmetro dos menores discos medidos e as suas espessuras correspondentes, relacionada pela equação:

$$IQF = \sum_{i=1}^{n^{o} cols} C_i \cdot D_{i,min} \quad (5.2)$$

Em que $D_{i,min}$ é o diâmetro mínimo dos discos na coluna de contraste i e C_i é da espessura dos discos.

- **Figura de mérito (FOM):** o valor do “diâmetro zero” do disco obtido por extrapolação da curva de contraste-detalhe na origem. A FOM também pode ser utilizada para analisar os efeitos de dose, considerando a qualidade da imagem como padrão de comparação.

5.6 Elaboração da interface do sistema

Com o objetivo de integrar todos os métodos envolvidos no processo de detecção e classificação dos discos foi arquitetada uma interface simples visando à usabilidade e comunicabilidade entre o usuário e o programa computacional criado.

Primeiramente, foi inserido um botão que permite abrir uma janela de comandos que possibilita ao usuário escolher qual imagem deseja processar. O programa aceita as extensões *tiff* e *dicom* para imagens de 10, 12, 14 ou 16 bits de resolução de contraste e que devem estar posicionadas de forma a se visualizar corretamente os cabeçalhos que indicam espessura e diâmetro, conforme indicado na Figura 5.9.

Figura 5.9. Exemplo de imagem de entrada para o programa computacional criado.

Tendo sido selecionada a imagem, esta é mostrada na interface e posicionada na forma ideal para o processamento. Caso ainda haja erros de alinhamento, o usuário poderá interferir, selecionando dois pontos pertencentes a uma reta da imagem e, então, o alinhamento é feito automaticamente. Nesse passo, a ferramenta de *zoom* é habilitada.

Em seguida, o botão que dá início ao processamento poderá ser acionado. Optou-se por deixar a cargo do usuário a tarefa de selecionar o ponto inicial da busca, considerando ser este um procedimento delicado e que processamentos adicionais poderiam levar a erros. Este ponto deve corresponder ao centro do disco de diâmetro 2,00mm e espessura 0,25 μ m e pode ser selecionado com o *mouse*

mediante o *zoom* na imagem. Então, é dado início ao processamento, ou seja, a busca pelos discos a serem considerados visíveis.

A imagem final é demarcada com um círculo preto em torno de cada disco detectado e exibida na tela da interface do programa. Neste momento, são habilitados os botões para gerar a curva de contraste-detalhe, que poderá ser salva como figura logo após ser gerada, e dos parâmetros *razão correta de observação* (RCO), *figura de qualidade da imagem* (IQF) e *figura de mérito* (FOM). Todos estes resultados são mostrados na tela da interface e podem ser armazenados em arquivo no formato .xls através do botão “Salvar resultado”.

Inseriu-se ainda um botão “Ajuda” que permite ao usuário acessar informações sobre o uso correto do programa ou esclarecer possíveis dúvidas. Um esquema da tela da interface do programa final criado é mostrado na Figura 5.10, a seguir.

Figura 5.10. Esquema da tela da interface do programa final.

5.7 Análise estatística

Ao se fazer a classificação automática da visibilidade dos discos contidos na imagem é necessário comparar os resultados do sistema com as leituras feitas por

especialistas mediante técnicas estatísticas que permitam validar quantitativamente a eficácia do sistema utilizado.

Especialmente na área médica, vem sendo utilizada uma técnica de análise de resultados desenvolvida por Metz (1978), denominada como Curvas ROC (do inglês, *Receiver Operating Characteristic*). A curva ROC é um gráfico que ilustra o desempenho de um sistema classificador binário quando o seu limiar de discriminação é variado. Ela pode ser gerada traçando-se a fração do número de casos verdadeiros positivos versus a fração de falsos positivos, em várias situações limite (EVANS, 1981). A taxa de verdadeiros positivos também é conhecida como sensibilidade e a taxa de falsos positivos corresponde a 1 menos a especificidade (ou taxa de verdadeiros negativos). Sob o ponto de vista da teoria de testes de hipóteses estatísticas, uma curva ROC é conceitualmente equivalente a uma curva que mostra a relação entre a potência do teste e a probabilidade de o sistema cometer um erro.

Este estudo foi realizado a fim de se avaliar o comportamento do programa computacional desenvolvido. Uma curva ROC foi gerada por meio de execuções sucessivas do sistema para uma mesma imagem, variando-se ligeiramente o ponto inicial de busca, que é completamente dependente do usuário, uma vez que esta variação pode alterar consideravelmente os resultados finais obtidos. Da mesma forma, outras 13 curvas foram geradas para cada diâmetro em estudo.

Outras medidas tais como a acurácia do sistema e os próprios parâmetros de qualidade calculados no programa também foram utilizadas como forma de aferição do poder discriminativo do programa como sendo adequado ou não para determinada análise.

CAPÍTULO 6

Resultados e Discussões

Nas seções seguintes serão apresentados os resultados obtidos com a implementação da técnica de detecção e classificação dos discos proposta utilizando a ferramenta *MATLAB R2012a* antes e após a correlação com a visão humana por meio dos parâmetros de Weber. Em adição, será conduzida uma breve discussão sobre estes resultados.

6.1 Aplicação da detecção dos discos

Os resultados obtidos para os testes iniciais realizados com a técnica de detecção dos discos (SOUSA et al, 2011) mostram a eficiência do método, embora não tenha ficado imune a alguns erros que ocorreram principalmente para as estruturas limiares selecionadas pelos especialistas. Para cálculo da taxa de acerto foi considerada apenas a situação em que ambos os discos dentro de uma célula em cada imagem puderam ser corretamente detectados – em relação às leituras documentadas em laudo do técnico. Em função disso, então, considerou-se como erro o caso em que apenas um dos discos da célula foi detectado, assim como os casos em que a borda da matriz era detectada erroneamente como sendo um disco.

Na Tabela 6.1, a seguir, são exibidos estes resultados em porcentagem de detecção.

Tabela 6.1 Taxa de acertos e erros de detecção do método da média dos valores de pixel em relação ao parecer do laudo técnico.

	Taxa de detecção
Detecções corretas	83%
Detecção de bordas da matriz	6%
Detecção de apenas um disco na célula	11%
Total de erros	17%

Comparativamente, os resultados para todos os equipamentos do tipo CR foram semelhantes, não diferindo em mais de 10% entre eles e, quando analisados separadamente, verificou-se que os resultados obtidos para as imagens adquiridas no equipamento DR Selenia® Hologic/Lorad foram superiores em relação aos obtidos para os equipamentos CR, atingindo uma taxa de acertos total de 86%, observando-se uma diminuição nos casos em que a borda da matriz era confundida com um disco para 5% e para 9% nos casos em que apenas um disco era detectado na célula.

6.2 Parâmetros para a correlação com a visão humana

A implementação da técnica de detecção dos discos (SOUSA et al, 2012) permitiu a obtenção direta do valor de contraste para cada disco limiar em questão, bem como a razão de Weber, calculada conforme mostrado no item 5.2.2, resultando no parâmetro β necessário para o equacionamento final. A Tabela 6.2 mostra os dados resultantes.

Tabela 6.2 Resultado do cálculo do contraste para cada disco limiar selecionado e o parâmetro β obtido ($\beta=0,07$).

Limiar	Fundo (B)	Contraste
1	27543	0,15
2	26962	0,08
3	25690	0,10
4	24185	0,11
5	23592	0,06
6	21974	0,05
7	21447	0,08
8	21790	0,06
9	21347	0,04
10	20309	0,04
11	20443	0,03
12	21218	0,03
Média	23042	0,07

Na Figura 6.1., a seguir, é apresentada graficamente a curva obtida dos dados experimentais cuja aproximação linear por partes resultou nos parâmetros $B1=10960$, $B2=13000$ e $B3=19000$ que completaram o equacionamento que estabelece as condições para se obter o limiar da visão humana.

Figura 6.1. Gráfico de Log ΔB por Log B gerando a curva a ser aproximada.

Com todos os parâmetros obtidos, foi possível implementar um programa em *MATLAB R2012a* que estima os limiares da visão humana para cada disco a ser localizado na imagem servindo como fator de decisão para considerá-lo como visível ou não, demarcando somente aqueles que eram considerados visíveis, ou seja, fazendo com que somente os discos visíveis fossem detectados.

Os resultados dos testes executados para oito imagens adquiridas pelo sistema Fuji 50 são mostrados na Tabela 6.3, apresentando como número de amostras o total de células varridas para cada espessura de disco do *phantom*. As taxas de verdadeiro-positivo e verdadeiro-negativo puderam ser calculadas a fim de se obter a taxa de acertos em relação ao laudo técnico. A partir desses dados, obteve-se uma curva ROC (EVANS, 1981) cuja área é de $Az=0,675$.

Tabela 6.3 Resultado da implementação da correlação com visão humana em um programa teste, destacando-se a taxa de acertos obtida para cada espessura de disco considerada.

Espessura (μm)	Amostras	VP	FP	VN	FN	Taxa de acertos (%)
2,00	72	51	0	12	9	87,50
1,42	88	56	5	20	7	86,36
1,00	96	55	10	20	11	78,13
0,71	104	57	7	29	11	82,69
0,50	112	54	11	28	19	73,21
0,36	120	57	15	33	15	75,00
0,25	128	48	16	40	24	68,75
0,20	128	30	18	43	37	57,03
0,16	128	33	18	54	23	67,97
0,13	120	27	23	46	24	60,83
0,10	112	18	21	56	17	66,07
0,08	104	9	17	65	13	71,15
0,06	96	6	18	64	8	72,92
0,05	88	1	26	60	1	69,32
0,04	80	0	8	72	0	90,00
0,03	64	0	2	62	0	96,88

Observa-se que chegou a atingir os 97%, no melhor dos casos, na região onde nenhum dos discos é considerado pelos observadores como sendo visível na imagem, e 57% no pior caso, onde se encontra maior dificuldade de efetuar a leitura visual devido ao baixo contraste entre os discos e o fundo da imagem. Este fato nos permite considerar a detectabilidade do programa semelhante à visão humana,

atingindo parte das expectativas em relação à correlação efetuada pelo método de Weber, ainda que, quando analisada em relação ao parecer do laudo técnico, tenha apresentado resultado pobre ($A_z=0,675$) para as estatísticas com a curva ROC. No entanto, isso não elimina a necessidade de garantir maior precisão na detecção dos discos. Por este motivo, foi escolhido um novo método de classificação automática, com resultados mais consistentes, conforme veremos no tópico seguinte.

Outra importante consideração a ser feita é em relação aos erros de detecção ocorridos enquanto a busca era realizada ao longo de uma linha da imagem do *phantom* que compreende determinada espessura constante. Por exemplo, em um dos casos, a detecção foi feita corretamente para os diâmetros 0,2 e 0,1 mm e não para os diâmetros intermediários 0,16 e 0,13 mm. Diversas razões podem estar associadas a este fato. Considera-se a possibilidade de haver influência de fatores que afetam a uniformidade do campo de radiação tais como a diferença do tamanho de ponto focal nesta região da imagem (CURRY III, 1990) somada às variações de contraste que a própria geometria do *phantom* gera na imagem de acordo com a espessura dos discos.

6.3 Modelos de classificação

A associação da ferramenta *AttributeSelection* (WITTEN & FRANK, 2000) ao algoritmo J48 permitiu selecionar até cinco características mais importantes para cada diâmetro de disco presente na imagem dentre as oito que haviam sido definidas previamente. Tal seleção garantiu a criação de modelos de classificação com precisão de até 87%, conforme pode ser conferido na Tabela 6.4, na qual também são mostradas as características selecionadas para cada diâmetro de disco.

Tabela 6.4 Taxa de acertos obtida para a detecção dos discos segundo os modelos de classificação gerados e as características selecionadas para cada diâmetro de disco.

Diâmetro (mm)	Amostras	Taxa de acertos (%)	Características
2,00	160	80,63	Contraste
1,60	194	85,57	Contraste, média da estrutura
1,25	223	87,00	Contraste, média da estrutura
1,00	251	87,65	Contraste, média da estrutura
10,80	266	79,32	Média do plano de fundo, média, variância, média da estrutura
0,63	280	78,21	Contraste, média da estrutura, weber, média do plano de fundo, moda
0,50	292	73,63	Média do plano de fundo, média da estrutura, variância
0,40	256	83,98	Média da estrutura, moda
0,31	206	83,98	Média da estrutura, média do plano de fundo, moda
0,25	170	72,94	Média da estrutura
0,20	130	79,23	Média da estrutura, Média do plano de fundo, Moda
0,16	90	80,00	Média, média do plano de fundo
0,13	24	70,83	Média da estrutura
TOTAL	2542	80,22	

Observa-se que, para a maioria dos diâmetros, a característica considerada de maior relevância foi a média da estrutura, ou seja, os valores para os tons de cinza do disco que está sendo analisado, além da média do plano de fundo da imagem. É interessante notar que nem mesmo o contraste ganhou tal importância, levando a uma tendência em considerar cada característica de forma individual e não somente a relação entre elas.

O resultado da escolha destas características se deve também ao fato de que, após o uso do *AttributeSelection*, o algoritmo J48 ainda realiza “podas” nas árvores de decisão antes de gerar o resultado final. Ao encontrar uma característica significativa em um nó, os dados de treino são divididos em subgrupos correspondendo aos diferentes valores dos atributos, repetindo o processo até que a

maioria dos atributos em cada subgrupo pertença a uma única classe, eliminando, desse modo, as características menos significativas para cada situação (WITTEN & FRANK, 2000).

A taxa de acerto média (80,22%) pode ser reproduzida com fidelidade durante a implementação das árvores de decisão no algoritmo final de classificação dos discos, conforme será discutido na seção seguinte.

6.4 Classificação

Foram realizados testes com 46 das imagens obtidas, eliminando-se aquelas separadas para o treinamento do sistema e as que foram consideradas inapropriadas à análise por conter problemas na técnica de aquisição, além daquelas obtidas por meio do equipamento digital Selenia® Hologic/Lorad, a fim de se efetivar uma análise mais específica para imagens advindas de equipamentos mamográficos do tipo CR.

Os resultados obtidos permitiram levantar parâmetros de qualidade das imagens avaliadas e foram expressos na forma de curvas de contraste-detalhe, sendo analisados estatisticamente por meio de curvas ROC (EVANS, 1981) em função da taxa de acerto das detecções para cada diâmetro estudado.

A fim de se determinar uma curva de contraste-detalhe para referência, além dos valores encontrados na literatura, foram comparadas as leituras realizadas por cinco observadores em monitor de alta resolução modelo Barco E-3620. Dentre os observadores, compreenderam um especialista em controle de qualidade de imagens, uma médica radiologista e três estudantes de pós-graduação da área relacionada. O resultado desta avaliação efetuada para 17 imagens é mostrado na Tabela 6.5.

Na Figura 6.2 são mostradas as curvas contraste-detalhe para duas das imagens analisadas considerando as leituras efetuadas pelos cinco observadores. Nota-se maior correspondência entre as medidas para espessuras menores que $0,2\mu\text{m}$ e maiores que $1,4\mu\text{m}$ para todas as imagens. Isso se deve ao fato de que as regiões do *phantom* em que os discos com tais espessuras estão localizados são aquelas onde há melhor contraste ou maiores diâmetros, facilitando a identificação

pelo sistema visual humano. Na região intermediária é que ocorreram os maiores desvios entre as leituras, atingindo, em alguns casos, variações acima de 90%. Analisando o resultado em relação aos valores médios, obtiveram-se desvios padrões menores que 0,45 e variâncias máximas de 0,18.

Tabela 6.5. Variância e desvio padrão para as leituras efetuadas por cinco observadores em relação à média.

Imagem	Observador 1		Observador 2		Observador 3		Observador 4		Observador 5	
	Variância	Des. Pad.	Variância	Des. Pad.	Variância	Des. Pad.	Variância	Des. Pad.	Variância	Des. Pad.
1	0,03	0,18	0,03	0,16	0,04	0,20	0,02	0,16	0,02	0,13
2	0,01	0,08	0,01	0,08	0,04	0,19	0,03	0,18	0,02	0,15
3	0,03	0,17	0,00	0,06	0,01	0,00	0,04	0,20	0,01	0,08
4	0,03	0,18	0,01	0,08	0,02	0,14	0,01	0,09	0,02	0,14
5	0,01	0,10	0,01	0,12	0,01	0,11	0,01	0,12	0,03	0,16
6	0,02	0,14	0,02	0,16	0,07	0,26	0,01	0,10	0,02	0,14
7	0,01	0,12	0,01	0,12	0,01	0,08	0,00	0,07	0,03	0,17
8	0,01	0,11	0,04	0,21	0,04	0,21	0,01	0,10	0,00	0,06
9	0,00	0,07	0,01	0,09	0,03	0,17	0,02	0,13	0,06	0,25
10	0,02	0,12	0,04	0,19	0,00	0,06	0,00	0,06	0,02	0,14
11	0,02	0,15	0,00	0,07	0,00	0,06	0,03	0,17	0,18	0,43
12	0,02	0,13	0,00	0,07	0,04	0,21	0,03	0,17	0,03	0,19
13	0,01	0,11	0,01	0,10	0,05	0,22	0,00	0,05	0,01	0,09
14	0,01	0,08	0,04	0,19	0,01	0,12	0,02	0,14	0,05	0,23
15	0,00	0,04	0,03	0,18	0,03	0,16	0,02	0,15	0,04	0,20
16	0,02	0,15	0,04	0,21	0,01	0,08	0,03	0,18	0,03	0,18
17	0,03	0,17	0,00	0,07	0,01	0,07	0,03	0,17	0,20	0,45
Média	0,02	0,12	0,02	0,13	0,02	0,14	0,02	0,13	0,05	0,19

(a)

(b)

Figura 6.2. Curva contraste-detalhe gerada para duas imagens (a) e (b) considerando as leituras de cinco observadores especialistas.

A partir deste estudo, optou-se por utilizar como referência as curvas obtidas pela média das leituras dos cinco observadores em cada imagem, a fim de se ter um padrão “ouro” para a leitura automática. A Figura 6.3 exemplifica as curvas de contraste-detalhe geradas para quatro imagens como resultado do processamento em comparação com as suas respectivas curvas de referência.

Figura 6.3. Exemplos de curvas contraste-detalhe obtidas para quatro imagens conforme o programa computacional desenvolvido em comparação com as suas respectivas curvas de referência (laudos técnicos).

Observou-se uma concordância entre os dados obtidos a partir da classificação automática do programa e o laudo técnico para a maioria das imagens, embora os resultados do programa tenham sido mais sinuosos, representando um sistema que privilegia ora a especificidade, ora a sensibilidade, de acordo com o diâmetro e contraste do disco em questão.

Sabendo que os diâmetros dos discos são decrescentes ao longo das linhas do *phantom*, enquanto o contraste aumenta logaritmicamente de acordo com a espessura, os discos limiares podem ser considerados aqueles com diâmetro e espessuras intermediários, causando confusão até mesmo na análise visual humana. Este fato é reproduzido pelo sistema, visto que houve dificuldade em classificar corretamente os discos que se encontram no limiar de visibilidade, gerando um erro percentual maior em relação ao laudo, conforme pode ser verificado na Tabela 6.6.

Tabela 6.6. Média dos erros percentuais das curvas de contraste-detalhe em relação aos laudos técnicos.

Diâmetro (mm)	Erro percentual
2,00	16,99
1,60	8,02
1,25	7,35
1,00	7,69
0,80	28,57
0,63	20,39
0,50	10,66
0,40	10,29
0,31	9,93
0,25	6,67
0,20	5,46
0,16	12,67
0,13	13,73

A eficácia do processo de classificação do programa é também comprovada pelas taxas de acertos, maiores que 70% (Tabela 6.7), e curvas ROC (cf. Apêndice A) obtidas para cada diâmetro por meio de execuções sucessivas do sistema para uma mesma imagem, variando-se ligeiramente o ponto inicial de busca, resultando em áreas medidas sob a curva (A_z) maiores que 0,72, conforme disposto na Tabela 6.8.

Tabela 6.7. Tabela de contingência e taxa de acertos para a classificação obtida pelo programa desenvolvido.

Diâmetro (mm)	Amostras	VP	VN	FP	FN	Taxa de acertos (%)
2,00	153	73	54	5	21	83,01
1,60	187	90	82	4	11	91,98
1,25	204	104	85	4	11	92,65
1,00	221	110	94	9	8	92,31
0,80	238	64	106	3	65	71,43
0,63	255	78	125	0	52	79,61
0,50	272	132	111	28	1	89,34
0,40	272	97	147	11	17	89,71
0,31	272	81	164	15	12	90,07
0,25	255	82	156	16	1	93,33
0,20	238	60	165	9	4	94,54
0,16	221	36	157	22	6	87,33
0,13	204	6	170	20	8	86,27
TOTAL	2992	1008	1614	144	217	87,63

Tabela 6.8. Resultado obtido a partir de curvas ROC geradas para cada diâmetro de disco em estudo.

Diâmetro (mm)	Área sob a curva (Az)
2,00	0,84
1,60	0,89
1,25	0,85
1,00	0,90
0,80	0,73
0,63	0,78
0,50	0,89
0,40	0,89
0,31	0,89
0,25	0,96
0,20	0,94
0,16	0,89
0,13	0,72

Nota-se que os valores alcançados para as áreas sob cada curva ROC (Az) variaram em até 25% entre o melhor e o pior resultado, com algum privilégio para os

diâmetros de mais fácil detecção. No entanto, o valor médio para estes Az foi o mesmo obtido para a curva gerada para o sistema como um todo ($Az=0,86$) sem a diferenciação entre os diâmetros, conforme pode ser verificado ao se comparar os dados da Tabela 6.8 e a Figura 6.4.

Figura 6.4. Curva ROC gerada para a classificação do sistema.

Para uma visão mais completa e precisa do comportamento do sistema, fez-se necessário, ainda, analisar o potencial de visibilidade de cada disco do *phantom*. Este estudo foi realizado a partir do cálculo da taxa de acerto da classificação do programa em relação aos laudos técnicos, considerando cada disco individualmente. O resultado disso é esquematizado na Tabela 6.9, evidenciando a região em que há 100% de acerto em todas as imagens analisadas. Nesta tabela, é possível identificar os discos para cujas imagens há maior probabilidade de erro de classificação e que reduzem a taxa de acertos final para cada diâmetro analisado, como é o caso do diâmetro 0,63 mm com a espessura 0,20 μm .

É importante atentar também para o fato de que os valores médios adquiridos para cada diâmetro são muito semelhantes aos apresentados pela Tabela 6.7, o que reforça a precisão dos resultados permitindo conclusões mais solidificadas.

Tabela 6.9. Resultado da taxa de acerto da classificação do programa em relação aos laudos técnicos, considerando cada disco individualmente.

		Espessura (μm)																Média
		0,03	0,04	0,05	0,06	0,08	0,10	0,13	0,16	0,20	0,25	0,36	0,50	0,71	1,00	1,42	2,00	
Diâmetro (mm)	2,00	100	100	94	47	29	94	94	100	100								84
	1,60	100	100	100	94	82	59	82	94	100	100	100					92	
	1,25	100	100	100	100	76	59	94	94	94	94	100	100				93	
	1,00	100	100	100	100	59	59	71	94	94	100	100	100	100			90	
	0,80	100	100	100	100	94	82	35	35	47	47	53	53	59	100		72	
	0,63	100	100	100	100	100	100	82	41	18	29	71	76	88	88	100		80
	0,50	100	100	100	100	100	100	24	41	82	88	100	100	100	100	100	100	90
	0,40	100	100	100	100	100	100	100	100	53	29	76	94	94	100	100	100	90
	0,31	100	100	100	100	100	100	100	100	94	53	71	82	88	100	100	100	93
	0,25		100	100	100	100	100	100	100	100	100	35	94	100	100	100	100	95
	0,20			100	100	100	100	100	100	100	100	94	65	71	94	100	100	95
	0,16				100	100	100	100	100	100	100	100	94	29	29	88	94	87
0,13					100	100	100	100	100	100	100	100	93	100	36	57	90	

Considerando os parâmetros de qualidade da imagem levantados pelo programa desenvolvido (Razão correta de observação – RCO, Figura de qualidade da imagem – IQF e Figura de mérito – FOM), constatou-se que os melhores resultados obtidos apontam para valores menores para a RCO e maiores para IQF, não permitindo conclusões precisas para a FOM. Os dados que correspondem à Tabela 6.10 exemplificam os números atingidos para cinco imagens diferentes.

Tabela 6.10. Parâmetros de qualidade da imagem levantados pelo programa desenvolvido e taxa de acerto para cinco imagens testadas.

Imagem	RCO	IQF	FOM	Taxa de acertos (%)
1	282,86	0,16	14,69	0,91
2	260,53	0,09	66,35	0,83
3	319,35	0,16	1,12	0,86
4	257,14	0,26	-68,27	0,95
5	282,86	0,11	-135,78	0,91

Estes resultados confirmam a relação não linear entre os parâmetros mostrada no trabalho de Thomas (THOMAS et al, 2005) e que evidenciam a

necessidade de cautela ao analisar os dados para diferentes imagens do *phantom* CDMAM. Há ainda que se considerar a perfeita relação entre a RCO e a taxa de acertos para cada imagem, produzindo valores idênticos para as mesmas taxas calculadas.

6.5 Interface do programa final

O sistema final foi desenvolvido utilizando o software *MATLAB* versão *R2012a* para ambientes com sistemas operacionais Microsoft Windows 7 e XP. Apesar de ser uma ferramenta que permite o tratamento numérico de matrizes com alto desempenho e que viabiliza o uso de funções pré-definidas para o processamento de imagens, o *MATLAB* não é um *software* livre, sendo necessária a aquisição de uma licença para utilizá-lo. Dessa forma, foi indispensável gerar uma versão executável do sistema desenvolvido, evitando a necessidade de instalação do *MATLAB*.

O programa produzido permitiu a realização da detecção e classificação de cada disco contido na imagem do *phantom* CDMAM através de uma interface simples e de fácil manipulação pelo usuário. O processo se inicia com a seleção da imagem que o usuário deseja analisar, selecionando o botão “Abrir imagem”. Esta é mostrada na posição adequada para o processamento, conforme visualizado na Figura 6.5. Caso a imagem contenha erros de posicionamento, é dada a opção de se efetuar o alinhamento manual, bastando que o usuário selecione dois pontos pertencentes a uma reta horizontal da imagem possibilitando que esta seja rotacionada. Esta etapa é ilustrada na Figura 6.6.

Então, pode-se dar início ao processamento da imagem por seleção do botão “Processar”. Este passo habilita a função de *zoom* na imagem para que o usuário escolha o ponto inicial de busca que deverá estar no centro do disco de diâmetro 2,00 mm e espessura 0,25 μm (Figura 6.7). O tempo para execução do processamento total da imagem é de cerca de 1 minuto para o ambiente Windows convencional sem controle de processo.

Figura 6.5. Interface do programa desenvolvido com a imagem selecionada sendo exibida na posição adequada para o processamento.

Figura 6.6. Etapa de seleção dos pontos para alinhamento da imagem.

Figura 6.7. Etapa de seleção do ponto inicial da busca.

O resultado final do processamento é mostrado na tela principal do programa com os discos classificados como visíveis sendo demarcados com um círculo na cor preta.

Após esta etapa, os botões “Gerar curva” e “Gerar parâmetros” são habilitados permitindo que o usuário visualize e salve no formato *.bmp a curva de contraste-detalhe para a imagem em análise, bem como os parâmetros de qualidade calculados pelo programa, que podem ser salvos em um arquivo do tipo *.xls quando se seleciona o botão “Salvar resultado”. A Figura 6.8 ilustra a tela final do programa com todos os resultados sendo exibidos.

Figura 6.8. Resultado da classificação, curva de contraste-detalhe e parâmetros de qualidade da imagem calculados pelo programa sendo exibidos na tela final do sistema.

É importante lembrar que, a qualquer momento, o usuário pode acessar um botão de ajuda a fim de obter quaisquer informações necessárias para o bom funcionamento do programa.

CAPÍTULO 7

Conclusões

A dificuldade de interpretação das imagens mamográficas devido ao baixo contraste e ao tamanho reduzido das características de malignidade dos achados, além da subjetividade embutida nos testes de controle de qualidade dos equipamentos mamográficos, motivou o desenvolvimento de um método automático para análise das imagens geradas com o *phantom* CDMAM.

A metodologia empregada permitiu criar uma ferramenta de auxílio ao especialista na elaboração do relatório final sobre a qualidade da imagem gerada, reforçando a sua integridade na avaliação a partir de resultados estáveis e de fácil interpretação. Tal ferramenta poderá ser refinada para compor um módulo de um sistema completo para avaliação da qualidade de imagens em mamografia, popularizando o processo de certificação de qualidade proposto por normas nacionais e internacionais.

A preocupação principal durante a criação do programa computacional desenvolvido foi a de obter resultados de leituras automáticas que se aproximassem o quanto possível das medidas visuais humanas, sem a necessidade de correção dos resultados, como acontece em diversos sistemas encontrados na literatura. Este objetivo pôde ser alcançado somente após a utilização de um método de classificação automática, potencializando o diferencial do sistema em relação ao estado da arte atual.

O ponto de partida foi a escolha de uma técnica para a detecção dos discos presentes na imagem do *phantom* CDMAM para então classificá-los como sendo visíveis ou não, conforme a visão humana. Os filtros correlatores foram selecionados pela sua praticidade na aplicação, permitindo ajustar os raios internos e externos de acordo com a variação dos raios dos discos da imagem. Esta técnica mostrou-se muito eficiente desde os primeiros testes, com taxas de acerto de 83%, e com potencial para funcionar de base para a extração das características necessárias para a classificação.

A primeira tentativa de se correlacionar o resultado da detecção automática dos filtros com a resposta da visão humana consistiu em uma aplicação dos parâmetros de Weber (TSENG & HUANG, 1993) na implementação de um programa de teste. Esta aplicação culminou em um estudo aprofundado sobre a visão humana, dando os subsídios necessários para a posterior escolha das características da imagem para a classificação automática. Embora tenha sido possível gerar valores muito próximos aos da literatura para os parâmetros calculados, os resultados da detecção em cada diâmetro foram muito variáveis (entre 57% e 97%), conforme pode ser conferido na Tabela 6.3, e a análise com curvas ROC mostrou a necessidade de se obter um método mais preciso e consistente, como as técnicas de classificação automáticas. Por este motivo, optou-se pelo uso da ferramenta *WEKA* associada ao algoritmo J48, levando-se em conta a sua capacidade de construir modelos precisos baseados em árvores de decisão simples e de fácil interpretação.

O ponto crítico em uma classificação automática é a seleção correta das características mais importantes para o treinamento e teve, portanto, que ser feita de maneira bem cautelosa, buscando representar adequadamente os critérios utilizados pela visão humana no reconhecimento de objetos em imagens digitais. Para isso, seria necessário extrair inúmeras características, considerando a complexidade do sistema visual humano e os numerosos processos envolvidos, embora muitos deles não sejam tão facilmente percebidos em nossa concepção. No entanto, tornou-se mais interessante encontrar um número reduzido de atributos descrevendo a imagem com precisão mínima necessária para sua identificação, já que nem todos eles contribuem efetivamente na diferenciação dos discos encontrados. Estas considerações culminaram na escolha dos atributos descritos na Tabela 5.1 para

serem posteriormente analisados estatisticamente pelo *software WEKA*, sendo mantidos até cinco deles para cada diâmetro.

Com estes atributos foram obtidos modelos de classificação com precisão de até 87% e que puderam ser reproduzidos com fidelidade durante a implementação das árvores de decisão no algoritmo final, produzindo resultados ainda melhores para a maioria dos diâmetros. Esta observação pode ser confirmada comparando-se as Tabela 6.4 e Tabela 6.7.

O estudo comparativo entre as leituras de imagens geradas com o CDMAM realizadas por cinco especialistas foi de suma importância para a determinação de um padrão ouro para as curvas de contraste-detalle, pois tornou ainda mais propício o uso destas curvas como parâmetro de avaliação da qualidade das imagens, permitindo também verificar em que pontos o programa computacional desenvolvido melhor se aproxima da inspeção visual humana.

A análise do sistema ficou mais completa a partir do cálculo da acurácia da classificação do programa em relação aos laudos técnicos, considerando cada disco individualmente. Isso permitiu evidenciar o potencial de visibilidade de cada disco do *phantom* mostrando que o comportamento do sistema é condizente com o resultado das leituras humanas, visto que a taxa de acertos foi menor principalmente para aqueles que se encontram no limiar de visibilidade.

Em relação aos parâmetros de qualidade da imagem levantados pelo programa desenvolvido (Razão correta de observação – RCO, Figura de qualidade da imagem – IQF e Figura de mérito – FOM), pode-se confirmar a premissa já mencionada por outros autores (como THOMAS et al, 2005, por exemplo) de que o uso dos diferentes parâmetros de qualidade da imagem do CDMAM pode potencialmente causar diferentes conclusões sobre a qualidade da imagem. No entanto, a notável correlação entre a RCO e a taxa de acertos para cada imagem apontam para um caminho mais convergente para estudos futuros.

A possibilidade de se ter o sistema na forma de arquivo executável revelou-se como grande vantagem para o programa desenvolvido, dispensando a instalação do *software* MATLAB. A interface simples e de fácil manipulação pelo usuário, almejada em qualquer sistema computacional, pode ser alcançada nesta ferramenta, embora não tenha sido totalmente automatizada, tornando-se dependente do usuário na determinação do ponto inicial de busca. Todavia esta questão não é de

todo negativa, visto que a precisão dos resultados é pouco afetada pelas variações na escolha deste ponto, como é comprovado pela avaliação por curvas ROC, obtendo um valor de Az igual a 0,86.

De maneira geral, considera-se que o sistema final produzido atingiu os objetivos propostos inicialmente, manifestando-se como um sistema mais específico e menos sensível. Este comportamento é desejável para análise da qualidade de imagens – ao contrário do que acontece para os esquemas de auxílio ao diagnóstico – pois, caso o sistema deixe de detectar alguns discos, poderá direcionar a análise do especialista, quando este for utilizado como segunda opinião, diminuindo as chances de certificar uma imagem inadequada como apropriada para a análise médica. O que é mais vantajoso em relação a um sistema mais sensível, pois este estaria propenso a detectar mais discos do que o que realmente é visível permitindo a certificação de uma imagem como adequada para a análise médica sem que esta realmente o seja.

7.1 Trabalhos Futuros

As questões levantadas durante a conclusão deste trabalho levaram a algumas sugestões para estudos mais aprofundados a fim de se aperfeiçoar a ferramenta computacional desenvolvida, tais como:

- Comparação do sistema com outras ferramentas já apresentadas na literatura, essencialmente, o programa CDCOM (KARSSEMEIJER & THIJSEN, 1996);
- Utilizar outros equipamentos mamográficos para aquisição das imagens, visando aumentar a precisão da análise e estendê-la para imagens de equipamentos do tipo DR;
- Investigação de outras ferramentas de classificação e de outros parâmetros de qualidade de imagem; e
- Integração do programa a outras ferramentas computacionais, de modo a compor um módulo de um sistema completo para avaliação da qualidade de imagens em mamografia.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMERICAN ASSOCIATION OF PHYSICISTS IN MEDICINE. **Equipment Requirements and quality control for mammography**. New York, 1990. AAPM Rep. 29.

AMERICAN COLLEGE OF RADIOLOGY. **Mammography quality control manual**. Reston, VA: ACR, 1999. ISBN: 1559031425.

ARORA, S; ACHARYA, J; VERMA, A; PANIGRAHI, P.K. Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm. **Journal Pattern Recognition Letters**. New York: Elsevier Science Inc, v. 29, issue 2, jan. 2008.

AUMONT, J. **A Imagem**. 13 ed. Campinas: Papirus Editora, 2008.

BARUFALDI, B.; OLIVEIRA, S. S.; BATISTA, L. V.; SCHIABEL, H.; ALMEIDA, M. S. C. A computer aided detection system for microcalcifications in breast phantom images. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIO-INSPIRED SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING, Vilamoura. **5th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies**, p. 414-418. 2012.

BICK, U.; DIEKMANN, F. **Digital Mammography. Medical Radiology: Diagnostic Imaging.** Springer, 2010. ISBN: 9783540784494.

BIJKER, K. R.; THIJSEN, M. A. O.; ARNOLDUSSEN, Th.J.M. **Manual of CDMAM-phantom type 3.4**, University Medical Centre Nijmegen, St. Radboud Department of Diagnostic Radiology, Section of Physics and Computer Science, 2000.

BOYLE, P.; LEVIN, B. **World cancer report 2008.** Lyon: IARC Press; 2008. 510 p.

BRASIL. Ministério da saúde. Secretaria de Vigilância Sanitária. Portaria nº 453: **Diretrizes de proteção radiológica em radiodiagnóstico médico e odontológico.** Brasília, 1998.

BRASIL. Ministério da Saúde. Agência Nacional de Vigilância Sanitária. Resolução RE nº 64: **Guia de procedimentos para segurança e qualidade de imagem em radiodiagnóstico médico.** Diário Oficial da União, Brasília, 2003.

CERQUEIRA, P. H. R. *Um estudo sobre reconhecimento de padrões: um aprendizado supervisionado com classificador bayesiano.* 2010. 54f. Dissertação (Mestrado), Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, SP, 2010.

CHEN, J; SHAN, S; HE, C; ZHAO, G; CHEN, X; PIETIKÄINEN, M; GAO, W. WLD: A Robust Local Image Descriptor. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 32, No. 9, set. 2010.

CHENG, H. D.; SHAN, J.; JU, W.; GUO, Y.; ZHANG, L. Automated breast cancer detection and classification using ultrasound images: A survey. **Pattern Recognition**, v.43, p. 299-317. 2010.

CURRY III, T. S.; DOWDEY, J. E.; MURRY, R. E. **Christensen's Physics of Diagnostic Radiology.** 4 ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 1990.

DESOLNEUX, A.; MOISAN, L.; MOREL, J. M. From the Gestalt Theory: A Probabilistic Approach. **Interdisciplinary Applied Mathematics**. New York: LLC, Springer Science + Business Media, v. 24, 2008.

DUDA, R. O.; HART, P. E. & STORK, D. G. **Pattern classification**. 2 ed. Nova Iorque: John Wiley & Sons, 2000. 654p.

EVANS, A. L. **The evaluation of medical images**. Filadélfia: Heyden & Son, 1981, 130 p.

FIGL, M.; HOFFMANN, R.; KAAR, M.; SEMTURS, F.; BRASIK, N.; BIRKFELLNER, W.; HOMOLKA, P.; HUMMEL, J. Factors for conversion between human and automatic read-outs of CDMAM images. **Medical Physics**. v. 38, n. 9, p. 5090-5093, set. 2011.

FRANCO, N. M. B. **Cálculo Numérico**. Pearson Brasil, 2006.

FRANK, E.; HALL, M.; TRIGG, L.; HOLMES, G.; WITTEN, I. H. Data mining in bioinformatics using Weka. **Bioinformatics**, v. 20, n.15, p. 2479-2481, 2004.

FREITAS, A. G.; KEMP, C.; LOUVEIRA, M. H.; FUJIWARA, S. M.; CAMPOS, L. F. Mamografia digital: perspectiva atual e aplicações futuras. **Radiologia Brasileira**. v. 39, n. 4, p. 287–296, 2006.

FREITAS, A. G.; KEMP, C.; LOUVEIRA, M. H.; MEDEIROS, R. B.; FUJIWARA, S. M.; FINGERMAN, F.; PIRES, S. R.; SZEJNFELD, J. Interpretação de mamografia digital de campo total. **Revista da Imagem**. v. 26, n. 1, p. 1-10, 2004.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**, 2 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002.

HEYWANG-KÖBRUNNER, S. H.; SCHREER, I.; DERSHAW, D. D.; FRASSON, A. **Mama: diagnóstico por imagem**. Correlação entre mamografia, ultra-sonografia,

ressonância magnética, tomografia computadorizada e procedimentos intervencionistas. 1 ed. Rio de Janeiro: Revinter, 1999.

IAEA Library Cataloguing in Publication Data. **Quality assurance programme for digital mammography**. Viena: International Atomic Energy Agency, 2011.

Instituto Nacional do Câncer – INCA. Ministério da Saúde. **Estimativa 2012: Incidência de Câncer no Brasil**. Disponível em: <<http://www.inca.gov.br>>. Acesso em: 25/11/2011.

KARELLAS, A.; GIGER, M. L. **Advances in Breast Imaging: Physics, Technology, and Clinical Applications: Categorical Course in Diagnostic Radiology Physics**. Oak Brook, IL: Radiological Society of North America (RSNA), 2004.

KARSSEMEIJER, N.; THIJSSSEN, M. A. O. Determination of contrast-detail curves of mammography systems by automated image analysis. In: **DIGITAL MAMMOGRAPHY'96, 1996, Chicago**. Proceedings of the 3rd International Workshop on Digital Mammography. Chicago: 1996, p. 155-160.

KUNDU, M. K.; PAL, S. K. Thresholding for edge detection psychovisual phenomena using human. **Pattern Recognition Letters**. Holanda: Elsevier Science Publishers B.V., v. 4, p. 433-441, 1986.

LAW, J. The development of mammography. **Physics in Medicine and Biology**. v. 51, p. R155–R167, 2006.

LI, Z; LIU, C; ZHAO, C; CHENG, Y. An Image Thresholding Method Based on Human Visual Perception. In: IEEE 2ND INTERNATIONAL CONGRESS ON IMAGE AND SIGNAL PROCESSING, 2009. **CISP09**, 2009, p 1-4.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 8574520098.

MAYO, P.; PASCUAL, A.; RODENAS, F.; VERDÚ, G.; CAMPAYO, J. M.; VILLAESCUSA, J. I. Image quality analysis of digital mammographic equipments. In: SECOND EUROPEAN IRPA CONGRESS ON RADIATION PROTECTION. **Proceedings of the Second European IRPA Congress on Radiation Protection.** Paris: 2006.

MEDEIROS, R. B.; ALVES, F. F. R.; RUBERTI FILHA, E. M.; FINGERMAN, F.; PADOVAN, A. H.; ELIAS, S.; STANZANI, D.; KEMP, C. Influência da luminância do negatoscópio na detectabilidade de fibras e microcalcificações, determinada por meio de objetos simulados. **Radiologia Brasileira.** v. 36, n. 1, p. 21-25, ILUS, TAB. Jan, 2003.

METZ, C. E. Basic principles of ROC analysis. **Seminars in Nuclear Medicine.** v. 8, p. 283-298, 1978.

MONNIN, P.; MARSHALL, N. W.; BOSMANS, H.; BOCHUD, F. O.; VERDUN, F. R. Image quality assessment in digital mammography: part II. NPWE as a validated alternative for contrast detail analysis. **Physics in Medicine and Biology.** v. 56, p. 4221–4238, 2011.

PATROCINIO, A. C. *Classificador automático de achados mamográficos em imagens digitais de mamas densas utilizando técnicas híbridas.* 2004. 94f. Tese de Doutorado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2004.

PERRY, N.; BROEDERS, M.; WOLF, C. DE; TÖRNBERG, S.; HOLLAND, R.; VON KARSA, L. **European Guidelines for Quality Assurance in Mammography Screening and Diagnosis.** 4 ed. Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2006.

PISANO, E. D.; GATSONIS, C.; HENDRICK, E.; YAFFE, M.; BAUM, J. K.; ACHARYYA, S.; CONANT, E. F.; FAJARDO, L. L.; BASSETT, L.; D'ORSI, C.; JONG, R.; REBNER, M. Diagnostic Performance of Digital versus Film Mammography for

Breast-Cancer Screening. **The New England Journal of Medicine**. v. 353, n. 1773-83, 2005.

PRATT, W. K. **Digital image processing**. 4 ed. New Jersey, USA: Wiley-Interscience, 2007. ISBN: 978-0-471-76777-0.

PRIETO, G.; CHEVALIER, M.; GUIBELALDE, E. A CDMAM Image Phantom Software Improvement for Human Observer Assessment. In: 9th INTERNATIONAL WORKSHOP ON DIGITAL MAMMOGRAPHY, 2008, Tucson, USA. **Proceedings of the 9th International Workshop on Digital Mammography**. LNCS, 2008, v. 5116, p. 181-187. DOI: 10.1007/978-3-540-70538-3_26.

PRIETO, G.; CHEVALIER, M.; GUIBELALDE, E. Automatic scoring of CDMAM using a model of recognition threshold of the human visual system: R*. In: 2009 IEEE International Conference on Image Processing. **Proceedings of the International Conference on Image Processing**, ICIP 2009, 7-10 November 2009, Cairo, Egypt. IEEE 2009, p. 2489-2492. ISBN 978-1-4244-5654-3.

RODRIGUES, F. A.; AMARAL, L. R. Aplicação de métodos computacionais de mineração de dados na classificação e seleção de oncogenes medidos por microarray. **Revista Brasileira de Cancerologia**. v. 58(2), p. 241-249, 2012.

SCHIABEL, H.; MATHEUS, B.R.N.; ANGELO, M.F.; PATROCÍNIO, A.C.; VENTURA, L. A prototype of mammography CADx scheme integrated to imaging quality evaluation techniques. In: SPIE MEDICAL IMAGING, 2011, Orlando, FL. **Proceedings of SPIE: Medical Imaging 2011**, v. 7963, 2011.

SHEN, L.; RANGAYYAN, R. M.; LEO DESAUTELS, J. E. Detection and Classification of Mammographic Calcifications. **International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence**, v. 7 (6), p. 1403-1416, 1993.

SILVA, M. P. S. Mineração de Dados – Conceitos, Experimentos e Aplicações com WEKA. **Escola Regional de Informática RJ/ES, Sociedade Brasileira de**

Computação, v.1, p. 19-21. Disponível em: < <http://www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/erirjes/2004/004.pdf>>. Acesso em: 27/07/2012.

SILVA, R. C. F.; HORTALE, V. A. Rastreamento do Câncer de Mama no Brasil: Quem, Como e Por quê? **Revista Brasileira de Cancerologia**. v. 58(1), p. 67-71, 2012.

SOUSA, M. A. Z.; BARUFALDI, B.; SCHIABEL, H.; BATISTA, L. V. Desenvolvimento de técnicas computacionais para auxiliar testes de qualidade em imagens mamográficas que utilizam o *phantom* CDMAM 3.4. In: VII WORKSHOP DE VISÃO COMPUTACIONAL, 2011, Curitiba, Paraná. **Anais do VII Workshop de Visão Computacional**, p.5-9, 2011.

SOUSA, M. A. Z.; SCHIABEL, H.; MEDEIROS, R. B. Development of Computer Techniques Designed to Aid Tests of Digital Mammography Systems Quality Evaluation with the Phantom CDMAM 3.4. In: MAIDMENT, A.D.A.; BAKIC, P.R.; GAVENONIS, S. (Org.). **Lectures Notes on Computer Science - Breast Imaging**. Verlag - Berlin - Heidelberg: Springer, 2012, v. 7361, p. 498-505, 2012.

THOMAS, J. A.; CHAKRABARTI, K.; KACZMAREK, R.; ROMANYUKHA, A. Contrast-detail phantom scoring methodology. **Medical Physics**. v. 32, n.3, March 2005. American Association of Physicists in Medicine. DOI: 10.1118/1.1862097g.

TSENG, D. C.; HUANG, M. Y. Automatic thresholding based on human visual perception. **Image and Vision Computing**. v. 11, n.9, 1993.

VAN STEEN, A.; VAN TIGGELEN, R. Short History of Mammography: A Belgian Perspective. **JBR-BTR**, v. 90, p. 151-153, 2007.

VISSER, R.; KARSSEMEIJER, N. **CDCOM Manual: software for automated readout of CDMAM 3.4 images**. Disponível em: <<http://www.euref.org>> Acesso em: 22/04/2011.

WITTEN, I.; FRANK, E. **Data Mining – Practical Machine Learning Tools**. 3 ed. Morgan Kaufmann, 2000.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Programmes and projects. Cancer Screening and early detection of cancer. **Breast cancer: prevention and control**. Disponível em: <[http:// www.who.int/cancer/detection/breastcancer/en/](http://www.who.int/cancer/detection/breastcancer/en/)>. Acesso em: 29/05/12.

YIP, M.; CHUKWU, W.; KOTTIS, E.; LEWIS, E.; ODUKO, J.; GUNDOGDU, O.; YOUNG, K. C.; WELLS, K. Automated scoring method for the CDMAM phantom. In: SPIE MEDICAL IMAGING, 2009. **Proceedings of SPIE: Medical Imaging 2009**. v. 7263, 1A, 2009.

YOUNG, K. C.; ALSAGER, A.; ODUKO, J. M.; BOSMANS, H.; VERBRUGGE, B.; GEERTSE, T.; VAN ENGEN, R. Evaluation of software for reading of the CDMAM test object to assess digital mammography systems. In: SPIE MEDICAL IMAGING, 2008. **Proceedings of SPIE: Medical Imaging 2008**. v. 6913, 69131C-1–11, 2008.

YOUNG, K. C.; COOK, J. J. H.; ODUKO, J. M.; BOSMANS, H. Comparison of software and human observers in reading images of the CDMAM test object to assess digital mammography systems. In: SPIE MEDICAL IMAGING 2006. **Proceedings of SPIE Medical Imaging 2006**. v. 6142, 614206-1, 2006. DOI: 10.1117/12.653296.

YOUNG, K. C.; JOHNSON, B.; BOSMANS, H.; VAN ENGEN, R. E. Development of minimum standards for image quality and dose in digital mammography. In: 7th INTERNATIONAL WORKSHOP ON DIGITAL MAMMOGRAPHY. 2005. **Proceedings of the 7th International Workshop on Digital Mammography**. p. 149-154, 2005.

APÊNCIDE A

Curvas ROC

Nas Figura A1 à Figura A7, a seguir, serão apresentadas as curvas ROC obtidas para cada diâmetro analisado por meio de execuções sucessivas do sistema para uma mesma imagem, variando-se ligeiramente o ponto inicial de busca, incluindo os valores medidos para as áreas sob as curvas, conforme mencionado na seção 4 do Capítulo 6.

Figura A1. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 2,00 e 1,60 mm.

Figura A2. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 1,25 e 1,00 mm.

Figura A3. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,80 e 0,63 mm.

Figura A4. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,50 e 0,40 mm.

Figura A5. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,31 e 0,25 mm.

Figura A6. Curvas ROC geradas para a classificação do sistema considerando os diâmetros 0,20 e 0,16 mm.

Figura A7. Curva ROC gerada para a classificação do sistema considerando o diâmetro 0,13 mm.