

Universidade Federal da Paraíba
Centro de Ciências e Tecnologia
Coordenação dos Cursos de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

**Avaliação de Métodos de Limiarização para Segmentação de
Imagens do fígado em Oncologia**

Ana Emília Machado de Arruda

Campina Grande
Abril / 1997

Ana Emília Machado de Arruda

**Avaliação de Métodos de Limiarização para Segmentação de
Imagens do fígado em Oncologia**

Dissertação submetida ao Colegiado de Cursos de
Pós-graduação em Engenharia Elétrica da
Universidade Federal da Paraíba, em cumprimento
parcial às exigências para obtenção do título de
Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação

Orientador: Guilherme Vilar

716
671-576 (0113)
Ana

Campina Grande
Abril / 1997



A779a Arruda, Ana Emília Machado de.
Avaliação de métodos de limiarização para segmentação de imagens do fígado em oncologia / Ana Emília Machado de Arruda. - Campina Grande, 1997.
100 f.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 1997.

Referências.
"Orientação : Prof. Dr. Guilherme Vilar".

1. Aparelhos de Raio X - Engenharia Elétrica. 2. Fígado - Tomografia Computadorizada. 3. Tomografia Computadorizada - Fígado - Oncologia. 4. Dissertação - Engenharia Elétrica. I. Vilar, Guilherme. II. Universidade Federal da Paraíba - Campina Grande (PB). III. Título

CDU 621.386(043)

**AVALIAÇÃO DE MÉTODOS DE LIMIAZIZAÇÃO PARA SEGMENTAÇÃO DE
IMAGENS DE TOMOGRAFIA DO FÍGADO EM ONCOLOGIA**

ANA EMÍLIA MACHADO DE ARRUDA

Dissertação Aprovada em 17.04.1997

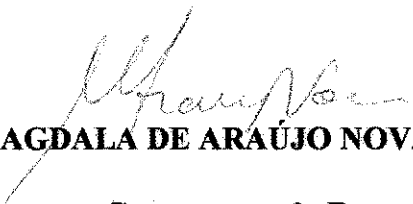

PROF. GUILHERME VILAR, Dr.Ing., UFPB

Orientador


PROF. JOÃO MARQUES DE CARVALHO, Ph.D., UFPB
Componente da Banca


PROF. MÁRIO TOSCANO DE BRITO FILHO, Dr.Ing., UFPB

Componente da Banca


PROF. MAGDALA DE ARAÚJO NOVAES, Dra., UFPE
Componente da Banca

CAMPINA GRANDE - PB

Abril - 1997

À minha família,
especialmente, aos meus pais,
Edmur e Stela.

Agradecimentos

Ao Prof. Dr. Guilherme Vilar, pela idealização deste trabalho e perseverança na sua realização.

Ao Dr. Marcos Aurélio Fonseca Magalhães, médico oncologista clínico e professor da UFPB, pelas importantes sugestões, esclarecimentos e auxílio na seleção das imagens.

Ao Prof. Dr. Mário Toscano de Brito Filho, coordenador do Mestrado de Engenharia Biomédica e médico hemodinamicista do Hospital Universitário da UFPB, e Dra. Maricélia Rodrigues, neuro-radiologista do TOMOCENTER, pelo auxílio na procura e seleção das imagens.

A Gustavo Henrique Machado de Arruda, Ana Lucia Quirino, Rodrigo Bonifácio de Almeida, Rodrigo Elia Assad e Márcio Luiz Varani, pela colaboração, apoio e incentivo.

Ao Prof. Dr. Luís Carlos Carvalho, professor do Mestrado de Engenharia Biomédica, pelo *abstract*.

Aos professores e funcionários do Núcleo de Estudos e Tecnologia em Engenharia Biomédica, especialmente a Corina, Norma e Marcelo, e aos professores e funcionários da Coordenação de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, pela disponibilidade em ajudar.

Aos funcionários do Setor de Informação e Documentação da Biblioteca Central do Campus I da UFPB pelo empenho na busca de publicações.

A Antonio Quirino Filho, em particular, pelo apoio e incentivo.

Resumo

A tomografia computadorizada (CT) é uma técnica de raios-X que fornece informações importantes sobre diversos órgãos do corpo humano. Tem grande utilidade em delinear, de maneira acurada, além da extensão da doença no tórax e abdome, tumores localizados, podendo serem destacados tumores tão pequenos quanto os de 1 cm. A análise dessas imagens é uma tarefa importante para o oncologista, pois, a partir das informações extraídas delas, ele irá definir o diagnóstico e tomar resoluções sobre planos de tratamento para o paciente. Assim, como uma primeira etapa para a análise dessas imagens, é desenvolvida, neste trabalho, uma avaliação sobre o comportamento de algumas técnicas de limiarização, consideradas adequadas ao caso, a fim de destacar objetos de interesse (tumor(es)) presentes nas tomografias. Inicialmente, imagens do fígado em tomografias serão adotadas para avaliação das técnicas, podendo, posteriormente, serem estendidas a outras variedades da tomografia computadorizada.

Abstract

Computer tomography (CT) is a diagnostic X-ray imaging technique that gives important informations about organs in the whole body. It is very useful to accurately delineate the extent of disease in the thorax and abdome. It also allows to outline local tumors as small as 1 cm. The analysis of these images is an important task for the oncologist, because he will make decisions using CT scans information for diagnosis and treatment planning. The first step in image analysis is segmentation. In this work, the performance of some thresholding techniques that could be used to outline tumors in CT scans were tested. Inicially, tomograms of the liver were used to test the thresholding techniques, but later it could be extended for CT scans from other parts of the body.

Sumário

Resumo	vi
<i>Abstract</i>	vii
Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas.....	xi
1 Introdução	12
1.1 Motivação.....	12
1.2 Estrutura da Dissertação	13
2 Materiais e Métodos	15
2.1 Materiais.....	15
2.2 Métodos	16
3 O Câncer	18
3.1 O Que é Câncer	18
3.2 Sinais e Sintomas do Câncer.....	19
3.3 A História Natural do Câncer	19
3.4 Diagnóstico e Estadiamento	22
3.4.1 Diagnóstico	22
3.4.1.1 História.....	22
3.4.1.2 Exame Físico.....	23
3.4.2 Procedimentos Diagnósticos	23
3.4.3 Avaliação da Extensão da Doença: Estadiamento.....	28
3.5 O Câncer do Fígado	32
3.5.1 O Fígado	32
3.5.1.1 Noções de Anatomia e Fisiologia do Fígado	32
3.5.2 Patologia	39
3.5.3 Diagnóstico	39
3.5.4 Tratamento e Prognóstico.....	41

4 O Processamento Digital de Imagens	42
4.1 Introdução	42
4.2 A Imagem Digital.....	43
4.3 O Realce de Imagens.....	43
4.3.1 O Histograma	45
4.3.2 Equalização de Histograma.....	48
4.3.3 Filtros de Suavização.....	53
4.3.3.1 O Filtro da Média.....	53
4.3.3.2 O Filtro Mediana.....	55
4.3.4 O Realce de Bordas	57
4.3.4.1 Operadores de Diferenciação.....	57
4.4 A Segmentação de Imagens.....	62
4.4.1 A Limiarização	62
4.4.1.1 O Método de Otsu	66
4.4.1.2 O Método de Kapur, Sahoo e Wong	68
4.4.1.3 O Método de Johanssen e Bille	69
4.5 Medidas para Avaliação dos Métodos de Limiarização	72
5 Resultados e Discussões	74
5.1 Resultados	74
5.2 Discussões	81
6 Conclusões e Trabalhos Futuros	83
6.1 Conclusões.....	83
6.2 Trabalhos Futuros.....	84
Anexo A. Tabelas com as Regiões de Interesse e Limiares Ótimos	86
Referências Bibliográficas	96
Bibliografia Consultada	99

Lista de Figuras

3.1	Esquema de experiências em pele de rato demonstrando características de iniciação e promoção	21
3.2	Porção ventral ou anterior da face diafragmática do fígado	33
3.3	Porção superior da face diafragmática do fígado	34
3.4	Face visceral do fígado	35
4.1	Representação gráfica de um histograma.....	46
4.2	Histograma de uma imagem pouco contrastada.....	47
4.3	Histograma de uma imagem normalmente contrastada com fundo negro	47
4.4	Histograma de uma imagem normalmente contrastada com fundo branco.....	47
4.5	a) imagem original, b) histograma da região de interesse (Apêndice A) na imagem original, c) imagem equalizada, d) histograma da região de interesse (Apêndice A) na imagem equalizada.....	52
4.6	a) imagem original, b) imagem suavizada com o filtro da média 3x3.....	55
4.7	a) imagem original, b) imagem suavizada com filtro mediana 5x5.....	56
4.8	Máscaras dos gradientes de a) Roberts, b) Prewitt, c) Sobel [GONZ92].....	59
4.9	a) imagem original, b) imagem realçada com o gradiente de Sobel.....	60
4.10	Máscara do operador Laplaciano [FACO93].....	60
4.11	a) imagem original, b) imagem realçada com o operador Laplaciano	61
4.12	a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro mediana com máscara 5x5, b) imagem binarizada com valor de corte 149	65
5.1	a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro mediana, b) método de Otsu, c) método de Kapur <i>et al</i> , d) método de Johannsen e Bille	77
5.2	a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro da média, b) método de Otsu, c) método de Kapur <i>et al</i> , d) método de Johannsen e Bille	79
5.3	a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro da média, b) método de Otsu.....	80

Lista de Tabelas

3.1	Características comparativas dos estágios de iniciação e promoção	20
3.2	Estágios clássicos dos cânceres	29
3.3	Classificação clínica TNM do câncer do fígado	40
5.1	Valores de calibração e maior dimensão dos tumores	80

Capítulo 1

Introdução

O propósito deste trabalho é a avaliação de alguns métodos de limiarização, considerados adequados, sobre a sua utilidade em isolar os objetos de interesse, no caso, tumores, em imagens do fígado em tomografia, facilitando a tarefa de análise da imagem pelo oncologista.

Neste capítulo, é apresentada a motivação para realização deste trabalho e uma descrição geral dos capítulos integrantes da dissertação.

1.1 Motivação

A tomografia computadorizada (CT) é uma técnica de raios-X utilizada também como método de diagnóstico do câncer. É bastante útil para exame de órgãos de difícil acesso, ou que estão em regiões intracavitárias como o crânio, o tórax e o abdome, sendo possível delinear com maior precisão a extensão da doença no tórax e abdome e destacar tumores pequenos da ordem de 1 cm [UICC90].

O oncologista, então, realiza uma análise dessas imagens e decide sobre o diagnóstico e planos de tratamento a partir das informações extraídas. Dessa forma, é de grande importância que essa análise seja a mais correta possível, para que o especialista possa diagnosticar com precisão e resolver qual o melhor plano de tratamento para o paciente. Algumas informações principais extraídas das imagens do fígado são a localização do tumor, seu tamanho e forma.

Em análise de imagens, a primeira etapa consiste na segmentação das mesmas. Uma das abordagens da segmentação, a limiarização, visa particionar a imagem baseando-se em mudanças nos níveis de cinza [GONZ92]. Na limiarização, um valor de nível de cinza é selecionado para segmentação, sendo importante, pois, a seleção de um valor adequado para extração dos objetos de interesse na imagem [OTSU79].

Dessa forma, pretende-se avaliar alguns métodos de limiarização, para que essas informações possam ser evidenciadas, proporcionando uma análise o mais correta possível das imagens pelo oncologista.

1.2 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação encontra-se estruturada em 6 capítulos. Nesta seção é apresentada uma descrição geral sobre o conteúdo de cada capítulo, além deste capítulo introdutório, integrante da estrutura da dissertação.

- **Capítulo 2: Materiais e Métodos**

Os equipamentos utilizados na realização deste trabalho são apresentados. A metodologia usada para avaliação das técnicas de limiarização é descrita brevemente neste capítulo, sendo mais detalhada nos capítulos seguintes.

- **Capítulo 3: O Câncer**

É apresentada, neste capítulo, uma abordagem geral sobre aspectos do câncer, sinais e sintomas da doença, sua história natural, diagnóstico e estadiamento e algumas noções em particular sobre o câncer do fígado, cujas imagens são adotadas inicialmente para desenvolvimento deste trabalho.

- **Capítulo 4: O Processamento Digital de Imagens**

Neste capítulo são introduzidos alguns conceitos e definições básicas usadas no processamento digital de imagens. São descritos como se representa uma imagem digital, o realce e a segmentação de imagens, evidenciando, nesta última, as técnicas de limiarização abordadas. Por fim, são apresentadas duas medidas para avaliação da aplicação dessas técnicas de limiarização nas imagens do fígado em tomografia.

- **Capítulo 5: Resultados e Discussões**

Neste capítulo, são apresentados os resultados obtidos da aplicação das técnicas de limiarização, isto é, imagens segmentadas e seus respectivos valores ótimos de limiarização, e quadros comparativos sobre o desempenho de cada uma das técnicas baseando-se nas duas medidas descritas no capítulo anterior.

- **Capítulo 6: Conclusões e Trabalhos Futuros**

A partir das discussões e resultados apresentados no capítulo 5, são formuladas algumas conclusões, além de propostas para trabalhos que possam ser desenvolvidos com base nesta iniciativa.

Capítulo 2

Materiais e Métodos

Neste capítulo são descritos os equipamentos que formaram a infra-estrutura necessária à realização deste trabalho. Os métodos utilizados durante todo o desenvolvimento são apresentados, desde a etapa de aquisição das imagens até os resultados obtidos da aplicação das técnicas de limiarização às imagens do fígado em tomografia.

2.1 Materiais

Dentre os equipamentos utilizados estão incluídos microcomputadores, estações de trabalho, placa digitalizadora, câmera de vídeo e câmera fotográfica. As características técnicas desses recursos são as seguintes:

- RISC6000 da IBM;
- AMD 586 133 Mhz;
- Intel 486 DX4 100 MHz;
- Monitor SVGA *color*, tela de 14", resolução 800x600 e 256 cores;
- Monitor SVGA *color*, tela de 17", resolução 1280x1024 e 256 cores;
- Placa digitalizadora *Vision-EZ* [DATA94];
- Câmera de vídeo *Sony CAMRECORDER 8 CCD-F366BR*;
- Câmera fotográfica *Kodak Digital Science™ DC50* com *zoom*.

Os recursos de *software* foram:

- MS-DOS 6.2;
- MS-Windows for Workgroups 3.11;
- MS-Windows 95;
- AIX;

- Linux Slakeware 3.0;
- MS-Visual C++ 1.0;
- Global Lab Acquire [DATA94];
- Global Lab Image [DATA94];
- Khoros 2.1 Cantata.

2.2 Métodos

Os métodos envolvidos no desenvolvimento deste trabalho incluem desde uma etapa de aquisição até a segmentação das imagens.

- Aquisição das imagens

As imagens do fígado em tomografia são observadas e analisadas pelo médico especialista através de um equipamento denominado negatoscópio. As imagens eram filmadas do negatoscópio utilizando-se uma câmera de vídeo. Alguns testes foram realizados com uma câmera fotográfica digital, mas os resultados obtidos não foram tão bons quanto aqueles obtidos com a câmera de vídeo. A câmera de vídeo encontrava-se conectada a uma placa digitalizadora, responsável pela conversão analógica/digital das imagens, visando o armazenamento das imagens digitalizadas em microcomputador e permitindo, assim, a aplicação das técnicas e métodos de processamento de imagens nas mesmas. As imagens foram armazenadas no formato TIFF (*Tag Image File Format*) [ALDU88, KAY92], para manipulação no *software* GLOBAL LAB Image para sistemas operacionais Windows, e no formato SUN *Raster*, para manipulação no *software* Khoros 2.1 Cantata para sistemas operacionais UNIX com resolução de 640x480 e 256 níveis de cinza.

- Realce das imagens

Nesta fase as imagens passaram por procedimentos de pré-tratamento, etapa prévia necessária à limiarização das imagens. Foram usados, no pré-tratamento das imagens do fígado em tomografia, a equalização de histograma, os filtros de suavização

da média e mediana, e os operadores de diferenciação de Sobel e Laplaciano. Na realização desta etapa, foram utilizados ambos os *softwares* GLOBAL LAB Image e Khoros 2.1 Cantata.

- Segmentação

Após o pré-tratamento da imagem, realizou-se a segmentação, onde se pretendeu a extração do tumor do restante da imagem. Entre os tipos de segmentação existentes, a abordagem da segmentação por região chamada limiarização foi considerada mais apropriada. Os métodos escolhidos para avaliação foram o método de Otsu, o método de Kapur *et al* e o método de Johansen e Bille.

- Avaliação dos métodos de limiarização

Nesta última etapa, a partir das imagens limiarizadas, foram calculadas duas medidas que permitiram uma avaliação sobre o comportamento de cada um dos métodos em relação a sua aplicação em imagens do fígado em tomografia. Além da avaliação através dessas medidas, foram realizadas calibrações e obtidas medidas das dimensões máximas dos tumores identificados para algumas das imagens estudadas.

Capítulo 3

O Câncer

Aspectos gerais sobre o câncer, os sinais e sintomas da doença e sua história natural são descritos neste capítulo. A seguir, são apresentadas informações sobre como proceder para obtenção de diagnóstico, procedimentos diagnósticos, estadiamento e algumas informações a mais sobre o câncer do fígado em particular.

3.1 O Que é Câncer?

Câncer é, na verdade, um grupo de doenças. Existem mais de 100 tipos diferentes de câncer, mas todos eles são uma doença de algumas das células do corpo [NCI88].

Células sadias fazem o tecido do corpo crescer, dividem-se e substituem-se num caminho ordenado. Esse processo mantém o corpo em bom estado. Algumas vezes, no entanto, células normais perdem sua habilidade para limitar e direcionar seu crescimento. Elas começam a se dividir muito rapidamente e a crescer de maneira desordenada, acarretando o aparecimento de tumores, que podem ser benignos ou malignos [NCI88].

- Tumores benignos não são câncer. Eles não fluem para outras partes do corpo, ou seja, não determinam metástase, e são raramente um perigo para a vida. Algumas características dos tumores benignos são baixo grau de diferenciação, baixa velocidade de crescimento, maior coesão celular, uma cápsula fibrosa, não são invasivos e aumentam de volume lentamente e ordenadamente.
- Tumores malignos são câncer. Eles podem invadir e destruir tecidos e órgãos próximos a ele. Células cancerígenas podem se propagar, ou metastatizar, para outras partes do corpo, e formar outros tumores.

3.2 Sinais e Sintomas do Câncer

O câncer, como outras doenças, frequentemente causam alguns problemas que alertam sobre sua aparição. Os avisos mais comuns do câncer são [NCI88]:

- mudança nos hábitos intestinais ou da micção;
- uma ferida que não cicatriza;
- sangramento ou supuração incomuns;
- inchaço ou protuberância em algum lugar do corpo;
- indigestão ou dificuldade de engolir;
- um sinal escuro que se põe a crescer, sangrar e coçar;
- tosse ou rouquidão incomodante.

Não existem sinais seguros que assegurem o câncer. Esses sinais podem ser causados pelo câncer ou outras doenças [NCI88].

3.3 A História Natural do Câncer

O câncer pode-se desenvolver através de estágios durante anos. Esse processo de evolução do câncer, quando não há interrupção por tratamento, é chamado de história natural do câncer e pode ser caracterizado por [UICC90]:

- processo multiestágio: algumas características de estágios principais são bem definidas e únicas;
- período de latência: durante o qual o desenvolvimento precoce ocorre a nível celular e microscópico.

Os estágios do câncer podem ser classificados em: iniciação, promoção e progressão, podendo, os processos de invasão e metástase, serem considerados partes do estágio de progressão ou estágios separados. O processo de iniciação é caracterizado por ser um processo rápido e irreversível causado pela exposição a um agente cancerígeno, enquanto promoção é um processo mais prolongado conseqüente à exposição repetida

ou continua a uma substância que pode não ser cancerígena ou capaz de iniciar o processo. Os agentes capazes de iniciar o primeiro estágio são chamados agentes cancerígenos incompletos ou iniciadores, e os cancerígenos completos, aqueles que podem produzir o processo completo, desde a iniciação até o aparecimento de uma neoplasia localizada. Progressão é agora reconhecido como um processo separado, terceiro estágio da história natural do câncer, devido à reversibilidade do estágio de promoção, a qual não caracteriza a progressão [UICC90]. A Tabela 3.1 mostra as características para os estágios de iniciação e promoção, permitindo uma análise comparativa dos mesmos.

	Iniciação	Promoção
Processo	Mutação	Alteração da expressão do gene Aumento na proliferação de células
Reversibilidade	Irreversível	Reversível
Duração	Rápido	Prolongado
Número de Passos	Único	Múltiplos
Limite	Não existe	Presente
Extensão da exposição humana	Quase inevitável	Variável
Adição	Aditivo	Não aditivo
Visibilidade	Não visível normalmente	Grosseiramente visível

Tabela 3.1: Características comparativas dos estágios de iniciação e promoção [UICC90]

O estágio de iniciação é normalmente caracterizado pela mutação, enquanto o de promoção, por uma alteração na expressão do gene. A Figura 3.1 demonstra as características de iniciação e promoção obtidas de experiências em pele de rato [UICC90].

Agentes que provocam a iniciação são normalmente conhecidos como substâncias mutantes que modificam o componente DNA real da célula ou alteram sua estrutura. Não é claro ainda que tal alteração do DNA seja a única ou absoluta exigência para o desenvolvimento do tumor. Agentes promotores alteram a expressão da

informação genética da célula, o que é freqüentemente associado com um aumento na síntese do DNA ou replicação da célula [UICC90].

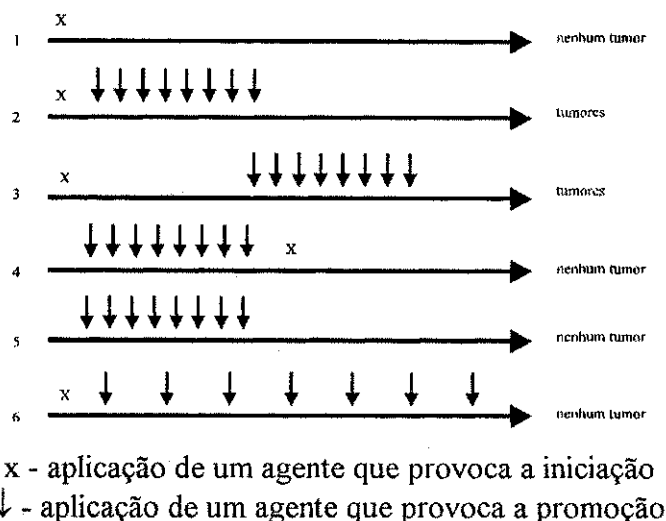


Figura 3.1: Esquema de experiências em pele de rato demonstrando características de iniciação e promoção [UICC90]

Se os tumores progredirem além do estágio de promoção, eles desenvolvem novas e únicas características que justificam seu reconhecimento como pertencentes a um estágio distinto - a progressão. A maior característica da progressão é a ocorrência de uma modificação mensurável no cariótipo. Esta mudança está diretamente associada a outras características da progressão: aumento na taxa de crescimento, aumento na autonomia da célula, invasão, e capacidade de metástase [UICC90].

A invasão não é bem compreendida, mas está associada com o aumento da mobilidade de células malignas, capacidade para lise, ou destruição, das proteínas e perda da inibição de contato [UICC90].

A metástase é definida como uma ou mais células neoplásicas crescendo a alguma distância finita do crescimento primário original do tumor, sendo uma das principais causas de óbito entre os pacientes portadores de neoplasias malignas [UICC90].

3.4 Diagnóstico e Estadiamento

3.4.1 Diagnóstico

Embora tenham havido avanços significantes em imagens de tumor através da década passada, vários procedimentos são mais úteis na avaliação da extensão da doença do que os procedimentos para detecção de tumores pequenos. Ainda que várias novas técnicas possam diagnosticar tumores tão pequenos, entre 0,5-1,0 cm, considerações práticas normalmente evitam diagnosticar tumores tão pequenos. A indicação para o uso da maioria dos procedimentos de diagnóstico baseados em imagens e outros tipos está na presença de sinais e sintomas, os quais freqüentemente não estão presentes em pacientes com tumores pequenos [UICC90].

3.4.1.1 História

Uma história cuidadosa deve ser tomada do paciente. Nas perguntas feitas durante a anamnese, o paciente deve ser questionado sobre sua história familiar, pois, enquanto a pré-disposição para o câncer não é freqüentemente hereditária, acontece obviamente em algumas famílias [UICC90].

A história social é importante porque certos grupos sócio-econômicos têm uma maior incidência de câncer do que outros [UICC90].

A história maternal e sexual também é importante. O número de gestações e uma história da lactação têm alguma influência na incidência do câncer de mama, enquanto o ingresso cedo na atividade sexual é associado a um aumento na incidência de câncer cervical [UICC90].

Os hábitos individuais freqüentemente ajudam a determinar certos grupos de alto-risco, como os indivíduos fumantes [UICC90].

A ocupação do paciente afeta a incidência de certos cânceres, como cânceres dos pulmões que afetam indivíduos que trabalham em minas de urânio [UICC90].

Radiação no pescoço ou tórax no indivíduo quando criança pode causar câncer na tireóide, evidenciando a importância de uma história passada [UICC90].

A anamnese é, portanto, a parte mais importante de um exame clínico [UICC90].

3.4.1.2 Exame Físico

O exame físico deve ser feito metódica e meticulosamente [UICC90]. É o exame mais importante, pois dele resultará as informações que formarão a base do diagnóstico e a orientação para os exames complementares.

3.4.2 Procedimentos Diagnósticos

Um método de diagnóstico se define como aquele que induz ou modifica uma conduta terapêutica [SOSA90]. Imagens médicas existem há menos de 100 anos. Elas vêm adquirindo melhoramentos tecnológicos há 25 anos, resultando em informações anatômicas e fisiológicas bastante evoluídas sobre localidades previamente inacessíveis ao processo de diagnóstico por imagens. Inovações tecnológicas em estudos de diagnóstico por imagens têm sido marcantes e vêm sendo acompanhadas por ganhos enormes na avaliação mais precisa de órgãos específicos e regiões anatômicas [DEVI93].

Existem frequentemente vários testes de diagnóstico por imagem que podem ser usados para avaliar um órgão ou região anatômica, mas, às vezes, não existe um consenso sobre qual teste é superior na sua precisão de diagnóstico e em qual seqüência os vários testes devem ser usados [DEVI93].

Inovações tecnológicas nos estudos de diagnóstico por imagem têm sido marcantes e têm sido acompanhadas por ganhos enormes na avaliação mais precisa de específicos órgãos e regiões anatômicas [DEVI93].

Estudos de radioterapia e medicina nuclear usam outras energias radiantes, como raios-X, raios gamma, ondas de ultra-som, e sinais de radiofrequência, os quais são gravados com filmes, contadores de cintilação, transdutores de ultra-som, ou bobinas de radiofrequência [DEVI93].

Observações realizadas em estudos de imagens podem ser usadas para avaliar pacientes quase do mesmo modo que informações da história, exame físico do paciente e dados laboratoriais são julgados pelo clínico para concepção de um diagnóstico e elaboração de um plano de tratamento. Critérios similares são usados para determinar que nódulos linfáticos são patológicos no exame físico (isto é, alargamento do nodo, mudanças na textura, fixação a tecidos adjacentes) e nos estudos de imagem (isto é, alargamento do nodo baseado em mudanças texturais determinadas por áreas não homogêneas em CT e ultra-som, ou mudanças de sinal em seqüências de pulso em imagens de ressonância magnética nuclear). Dentro do contexto da apresentação conhecida e progressão da doença, essa informação é aceita como útil para decisões no gerenciamento do paciente [DEVI93].

O critério de diagnóstico ideal deve permitir o maior nível de sensibilidade, ou seja, habilidade para detectar a doença, e especificidade, ou seja, habilidade para prever a ausência da doença baseando-se nas limitações daquela técnica. Esse nível pode ser avaliado desenvolvendo-se uma curva de característica de operação de recepção (ROC), que mostra as razões de mudança de sensibilidade e especificidade como o critério de mudança. Essa é uma técnica de grande valor para comparação de desempenho de diferentes modalidades de imagem para o mesmo julgamento clínico [DEVI93].

Destaque de uma lesão não necessariamente fornece sua etiologia. Alguns critérios de diagnóstico por imagem fornecem altos níveis de confiabilidade na interpretação de certos tipos de massas, como aqueles que contêm água (cistos renais e hepáticos), gordura (angiomiolipomas renais, lipomas benignos), calcificações sugerindo

benignidade (leiomiomas uterinos, granulomas envolvendo pulmão, fígado e baço), e atributos funcionais (vascularidade em hemangiomas hepáticos) [DEVI93].

A escolha de qual modalidade de imagem usar depende pelo menos de três fatores: que informação está sendo procurada, qual a disponibilidade e qualidade da tecnologia de imagem empregada para o estudo, e qual o nível de familiaridade e domínio dessa tecnologia pelo radiologista e consultores em medicina nuclear [DEVI93].

Raios-X do Tórax

É indicado em pacientes com sintomas de câncer nos pulmões ou em outros locais que possam determinar metástase para os pulmões. Seu uso como procedimento de acompanhamento em pessoas que não apresentam sinais ou sintomas da doença tem sido desacreditado [UICC90].

Enema Opaco Baritado com Duplo Contraste

Esta é indicada em pacientes suspeitos de câncer coloretal [UICC90].

Radiografia Gastrointestinal

Pacientes que apresentam sintomas de indigestão, dor após a ingestão de alimentos, sangue nas fezes, anemia não explicável ou perda de peso, ou mudança nos hábitos intestinais devem ser submetidos a esse tipo de exame contrastado [UICC90].

Angiografia

Melhoramentos na tecnologia e o diagnóstico perspicaz do especialista nos recentes anos agora significa que informação diagnóstica valiosa sobre qualquer órgão pode ser obtido pela injeção de contraste através de catéteres intra-arteriais colocados precisamente.

Mais recentemente, a angiografia digital tem sido introduzida [UICC90]. Também é utilizada para fins de tratamento.

Tomografia Computadorizada

A tomografia computadorizada (CT) é uma técnica de raios-X de diagnóstico por imagem que foi originalmente desenvolvida e usada para avaliação de massas intracranianas que eram difíceis de localizar usando o equipamento de raios-X convencional e a tecnologia de ultrassom, tem sido agora estendida a estudos do corpo inteiro. CT é especialmente útil para exame de órgãos intracavitários, como crânio, tórax, abdome (como pâncreas), retroperitoneo, e pélvis. Sua utilidade em delinear, de uma maneira acurada, a extensão da doença no tórax e abdome é freqüentemente suficiente para justificar seu custo considerável. Tumores tão pequenos quanto os de 1 cm podem ser destacados quase precisamente por cortes tomográficos [UICC90].

Ressonância Magnética Nuclear

Ressonância Magnética Nuclear (RMN) é o método de diagnóstico por imagem mais novo e tem potencial para revolucionar as técnicas de diagnóstico. Esse método não é invasivo, não existe exposição do paciente a radiação e nenhum efeito prejudicial a longo prazo no corpo humano foi identificado. RMN vem substituindo a utilização da tomografia computadorizada para exames do crânio [UICC90].

Enquanto RMN tem resolução de contraste superior comparada à CT, sua resolução espacial, até agora, é geralmente inferior àquela da CT [UICC90].

É ineficaz para detectar microcalcificações. Um papel prático da RMN é sua capacidade para diferenciar entre lesões císticas e sólidas, embora a ultra-sonografia possa resolver este problema a um custo bem menor [SOSA90].

Ultra-sonografia

A ultra-sonografia é exclusivamente um método de diagnóstico. A sensibilidade deste método é alta para detecção do câncer, mas diminui para as lesões menores que 1 cm, as quais geralmente correspondem a formas tumorais não invasivas [SOSA90].

A tecnologia de ultra-sonografia tem-se desenvolvido bastante nos últimos anos e, em certas situações, é mais útil que a tomografia computadorizada. É particularmente útil na diferenciação de cistos e tumores sólidos da tireóide, fígado, pâncreas e ovários. É mais barato que a CT, não é invasiva, e não produz efeitos prejudiciais ao corpo [UICC90].

Técnicas de Varredura por Radioisótopos

Vários isótopos radioativos são usados agora no diagnóstico do câncer e de suas metástases [UICC90].

Radioimunocintigrafia

É a técnica em que se utiliza um anticorpo, marcado com uma substância radioativa, contra algum antígeno de tecido apropriado, de forma que, após a injeção, ele possa ser detectado e precisada sua localização [UICC90].

Endoscopia

O papel da endoscopia no diagnóstico do câncer é de grande importância. Com a ajuda de dispositivos ópticos, lesões pré-malignas e malignas podem ser visualizadas, fotografadas, e removidas para exame histológico [UICC90].

Endoscópios são usados para detecção de processos malignos através da via respiratória superior, esôfago, estômago, e duodeno, e colonoscópios são usados para estudo patológico de lesões no intestino grosso e no reto. Algumas variações de endoscópios são: os laringoscópios, para via respiratória superior; broncoscópios, para via respiratória inferior; etc. Mediastinoscopia é o procedimento para diagnóstico dos

nódulos linfáticos ou dos tumores mediastinais e laparoscopia é usada para diagnóstico de neoplasias peritoneais e pélvicas [UICC90].

Citologia

O exame citológico é particularmente útil no diagnóstico do câncer no início e localizado, por exemplo, no colo uterino [UICC90].

Biópsia

O diagnóstico de um câncer deve ser baseado em evidência histológica. Uma amostra de tecido deve ser obtida através de cirurgia para estudo histológico adequado [UICC90].

3.4.3 Avaliação da Extensão da Doença: Estadiamento

Uma vez feito o diagnóstico de neoplasia maligna, a avaliação da extensão da propagação do câncer, usando os vários procedimentos diagnósticos, é essencial antes que decisões terapêuticas sejam tomadas [UICC90].

Para a maioria dos cânceres, o tratamento irá variar, dependendo da extensão da doença. Assim, o julgamento correto da extensão é essencial [UICC90].

Os estágios clínicos dos cânceres são importantes por três principais razões: ajudar a avaliar os resultados de tratamentos, permitir comparação de um método de tratamento com outro e mais importante para o paciente em si para determinar o

nódulos linfáticos ou dos tumores mediastinais e laparoscopia é usada para diagnóstico de neoplasias peritoneais e pélvicas [UICC90].

Citologia

O exame citológico é particularmente útil no diagnóstico do câncer no início e localizado, por exemplo, no colo uterino [UICC90].

Biópsia

O diagnóstico de um câncer deve ser baseado em evidência histológica. Uma amostra de tecido deve ser obtida através de cirurgia para estudo histológico adequado [UICC90].

3.4.3 Avaliação da Extensão da Doença: Estadiamento

Uma vez feito o diagnóstico de neoplasia maligna, a avaliação da extensão da propagação do câncer, usando os vários procedimentos diagnósticos, é essencial antes que decisões terapêuticas sejam tomadas [UICC90].

Para a maioria dos cânceres, o tratamento irá variar, dependendo da extensão da doença. Assim, o julgamento correto da extensão é essencial [UICC90].

Os estágios clínicos dos cânceres são importantes por três principais razões: ajudar a avaliar os resultados de tratamentos, permitir comparação de um método de tratamento com outro, e, mais importante para o paciente em si, para determinar a melhor terapia existente. Em adição, estágios fornecem indicação de prognóstico, facilita a troca de informação entre centros de tratamento, e contribui para a contínua investigação do câncer humano [UICC90].

A fim de determinar o melhor tratamento indicado para certos pacientes, é necessário avaliar os resultados de tratamentos passados. Para fazer isso e comparar

métodos diferentes de tratamento, devem existir grupos de pacientes comparáveis. Os resultados de métodos de tratamentos aplicados em pacientes com cânceres com limitada evidência de propagação não podem ser comparados com aqueles de pacientes com cânceres avançados [UICC90].

Por tentativa e erro, então, através de anos, vários fatores envolvidos têm sido analisados e pacientes têm sido agrupados em estágios de avanço progressivo de 0 a IV (Tabela 3.2). Cânceres no estágio 0 significam que a lesão pode ser removida cirurgicamente, tal como um carcinoma localizado no cérvix. Cânceres no estágio IV, se a estimativa da extensão do tumor for precisa, significam aqueles com rara possibilidade de cura, pois existe metástase evidente (Tabela 3.2) [UICC90].

Estágio	Descrição
0	Cânceres localizados (não invasivos, e portanto, nenhuma metástase linfática ou venosa)
I	Invasão local recente, mas nenhuma metástase
II	Extensão local limitada do tumor e/ou metástase nos nódulos linfáticos regionais mínima
III	Tumor local extenso e/ou metástase nos nódulos linfáticos regionais extensa
IV	Tumores avançados localmente ou qualquer situação com metástase distante não obstante à extensão do tumor local

Tabela 3.2: Estágios clássicos dos cânceres [UICC90]

A fim de que esses estágios sejam de grande valor na avaliação de tratamentos anteriores e, portanto, na determinação de novos tratamentos, os seguintes critérios devem ser satisfeitos [UICC90]:

- o método de divisão em estágios deve ser aceito universalmente. Não será possível a comparação de resultados se um método é usado em um país e outro método diferente é usado em outro país;
- o método deve ser simples;
- os fatores associados a cada estágio progressivo, 0 a IV, deve refletir sua influência real no prognóstico;
- a comunicação deve ser precisa;
- o método dos estágios deve, de fato, ser usado como base de significativa determinação dos resultados de vários métodos de tratamento.

Esse sistema de classificação tem sido usado durante vários anos e tem sido de grande valor na estimativa de prognóstico e avaliação de terapia em carcinoma do cérvix. Por causa da falta de consenso com relação à divisão adequada dos estágios para a maioria dos cânceres, especialistas vinham tentando desenvolver recentemente critérios de estágios aceitáveis internacionalmente para um número de diferentes cânceres, resultando o sistema TNM [UICC90]. Esse sistema foi desenvolvido por Pierre Denoix (França) entre os anos 1943 e 1952, tendo sido rapidamente adotado pela União Internacional Contra o Câncer (UICC) com a finalidade de padronizar o estadiamento dos casos desta enfermidade [GARC90].

Os objetivos do sistema TNM são [UICC90, GARC90]:

- ajudar no planejamento de tratamentos;
- prover com algumas indicações de prognóstico;
- auxiliar na avaliação de resultados de tratamentos;
- facilitar a troca de informação entre oncologistas.

Para satisfazer os objetivos relacionados, é necessário um sistema de classificação cujos princípios básicos sejam aplicáveis a todos os ambientes (clínicas, laboratórios, etc.) não importando o tratamento e que possa ser complementado com informações obtidas posteriormente de cirurgias ou exame histopatológico. Conseqüentemente, duas classificações são descritas para cada ambiente: a classificação clínica (classificação clínica pré-tratamento) chamada TNM (ou cTNM) e a classificação patológica (classificação histopatológica pós-cirúrgica) chamada pTNM [UICC90].

A medida que um tumor cresce e se propaga, e, eventualmente, se torna incurável, existem três fatores a serem medidos [UICC90, GARC90]:

- a extensão do tumor local;
- a presença ou ausência de metástase regional nos nódulos linfáticos e o grau de tal envolvimento;
- a presença ou ausência de metástase.

No sistema TNM as seguintes definições gerais são usadas [UICC90, GARC90]:

T - Tumor Primário

Tx: tumor primário não pode ser avaliado;

To: nenhuma evidência de tumor primário;

T1-2-3-4: aumento de tamanho e/ou extensão local do tumor primário.

N - Nódulos Linfáticos Regionais

Nx: nódulos linfáticos regionais não podem ser avaliados;

No: nenhuma evidência de metástase nos nódulos linfáticos;

N1-2-3: aumento do número de nódulos linfáticos regionais envolvidos.

M - Metástase Distante

Mx: presença de metástase distante não pode ser avaliada;

Mo: nenhuma evidência de metástase distante;

MI: especificação de metástase de acordo com o local (osseos = oss, hepatic = hep, brain = bra, lymph node = lym, pleura = pleu, peritoneum = per, pulmonary = pul, skin = ski, others = oth).

No caso de TNM patológica, o prefixo “p” deve ser adicionado à nomenclatura TNM. Tumores recorrentes são identificados com o prefixo “r” [UICC90].

A TNM clínica não é tão precisa quanto à patológica. Aquela é usada na comparação de resultados de radioterapia e quimioterapia uma vez que nenhum tecido se encontra disponível para exame patológico nesses casos. Assim, a pTNM é obviamente mais útil na estimativa de prognóstico do que a TNM clínica [UICC90].

A determinação das características do tumor pode ser outro fator importante para sua classificação. A graduação histopatológica é uma dessas características. Os graus são normalmente registrados da seguinte forma: Gx = grau de diferenciação do tumor não pode ser avaliado; G1 = bem diferenciado; G2 = moderadamente diferenciado; G3 = pouco diferenciado; G4 = indiferenciado [UICC90].

Dessa forma, esse sistema é um método muito simplificado para descrever a extensão de uma neoplasia maligna [GARC90].

3.5 O Câncer do fígado

Câncer do fígado é o oitavo tumor mais comum no mundo. Em países desenvolvidos, é o sétimo tumor mais comum para ambos os sexos. Em áreas extensas da China, Sudeste da Ásia e África (Sul do Saara), o câncer do fígado é o mais encontrado em indivíduos do sexo masculino. Taxas intermediárias são encontradas em alguns países do Mediterrâneo e baixas taxas, no noroeste da Europa, Estados Unidos, Canadá e América Latina. O carcinoma hepatocelular é o tipo mais comum de câncer no fígado, sendo os indivíduos do sexo masculino mais afetados que os do sexo feminino [UICC90].

3.5.1 O Fígado

As funções primordiais do fígado podem ser divididas em: funções vasculares, de armazenamento e filtração do sangue, função secretora, produzindo bile para o tubo digestivo, e funções metabólicas, relacionadas com a maioria dos sistemas metabólicos do organismo [GUYT77].

3.5.1.1 Noções de Anatomia e Fisiologia do Fígado

O fígado, a maior glândula do corpo, situa-se nas partes cranial e direita da cavidade abdominal, ocupando quase toda a totalidade do hipocôndrio direito, a maior parte do epigástrico e estendendo-se, não raramente, ao hipocôndrio esquerdo até a linha mamária [GRAY77].

Sua consistência é a de um sólido macio; é friável, facilmente dilacerável e ricamente vascularizado; tem cor castanho-avermelhado escuro e seu peso específico é 1,05 [GRAY77].

É de forma irregularmente hemisférica, com uma face diafragmática, convexa, extensa e relativamente lisa, e outra visceral, côncava e mais irregular. A face diafragmática possui quatro partes: ventral, superior, dorsal e direita. O fígado humano tem quatro lobos: um lobo direito, grande; um lobo esquerdo, menor; os lobos caudado e quadrado, muito menores [GRAY77].

A face diafragmática possui as seguintes porções: ventral, superior, dorsal e direita [GRAY77].

A porção ventral ou anterior (Figura 3.2) está separada pelo diafragma desde a sexta à décima costela e respectivas cartilagens costais no lado direito; e da sétima e oitava cartilagens no lado esquerdo. Na região mediana situa-se dorsalmente ao processo xifóide e à parte muscular da parede anterior do abdome, entre as margens costais divergentes. É completamente recoberta por peritônio, exceto ao longo da linha de inserção do ligamento falciforme [GRAY77].

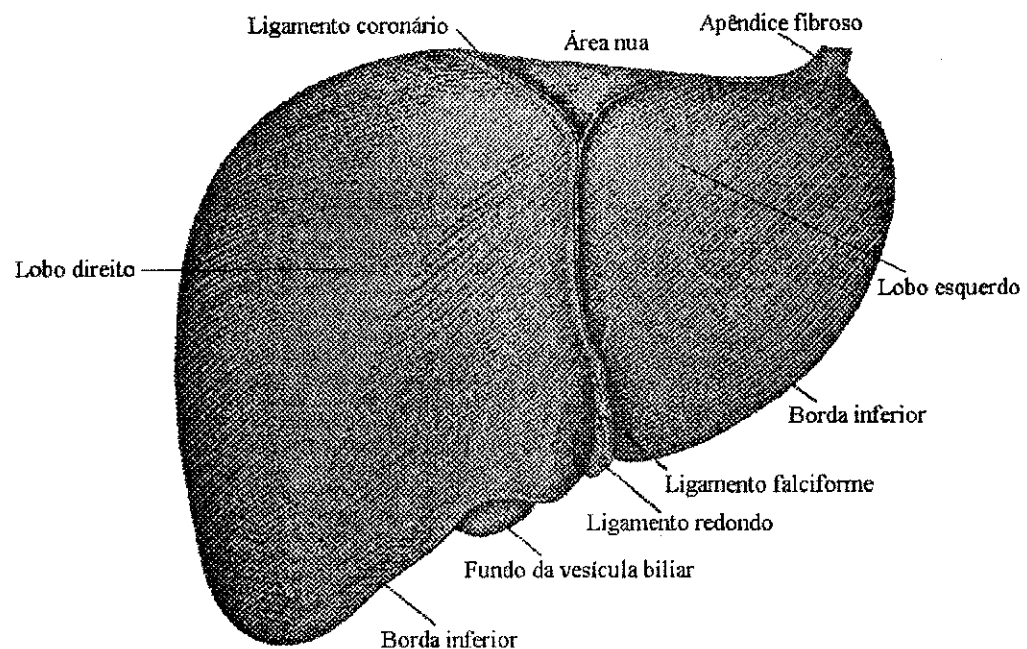


Figura 3.2: Porção ventral ou anterior da face diafragmática do fígado [GRAY77]

A porção superior (Figura 3.3) está separada, pela cúpula do diafragma, da pleura e dos pulmões à direita, e do pericárdio e do coração à esquerda. A área próxima ao coração é assinalada por uma concavidade rasa, a impressão cardíaca. A face é na maior parte recoberta por peritônio, mas ao longo de sua porção dorsal está presa ao diafragma pelo folheto superior do ligamento coronário, que separa a parte revestida por peritônio da assim chamada área nua [GRAY77].

A porção dorsal ou posterior é larga e arredondada à direita e estreita à esquerda. A parte central apresenta uma profunda concavidade, moldada para adaptar-se à coluna vertebral e aos pilares do diafragma. À direita, próximo a esta concavidade, situa-se a veia cava inferior, quase escondida em seu sulco. A dois ou três centímetros à esquerda da veia cava encontra-se a estreita fissura do ligamento venoso. O lobo caudado localiza-se entre estas duas depressões. À direita da veia cava e parcialmente na face visceral existe uma pequena área triangular deprimida, a impressão supra-renal para a glândula supra-renal direita. À esquerda da fissura do ligamento venoso encontra-se o sulco esofágico para o antro cárdico do esôfago. Grande parte da porção dorsal da face diafragmática não é recoberta por peritônio, estando presa ao diafragma por tecido conjuntivo frouxo. A área descoberta, quase sempre chamada área nua, é limitada pelos folhetos superior e inferior do ligamento coronário [GRAY77].

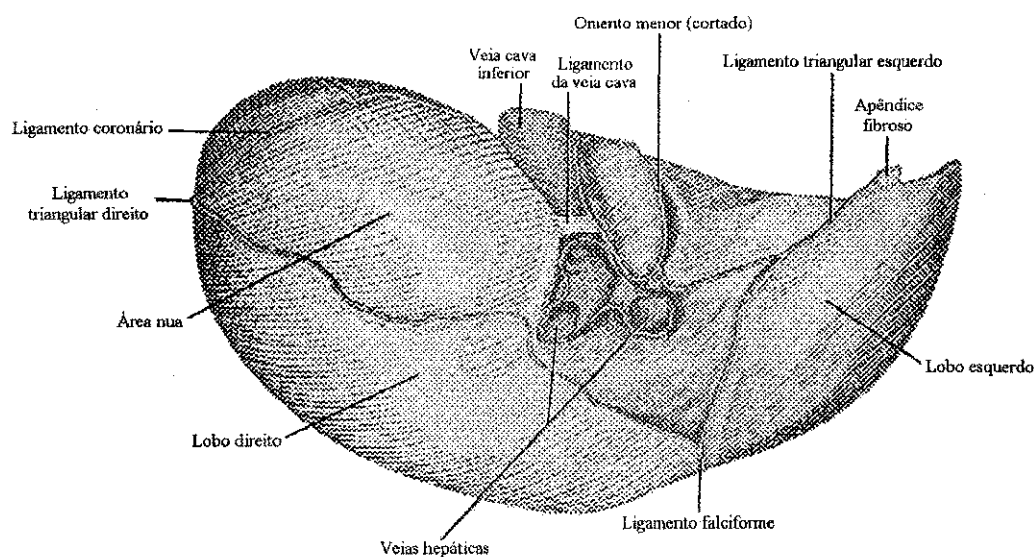


Figura 3.3: Porção superior da face diafragmática do fígado [GRAY77]

A porção direita funde-se com as outras três partes da face diafragmática e continua-se para baixo, para a margem direita que a separa da face visceral [GRAY77].

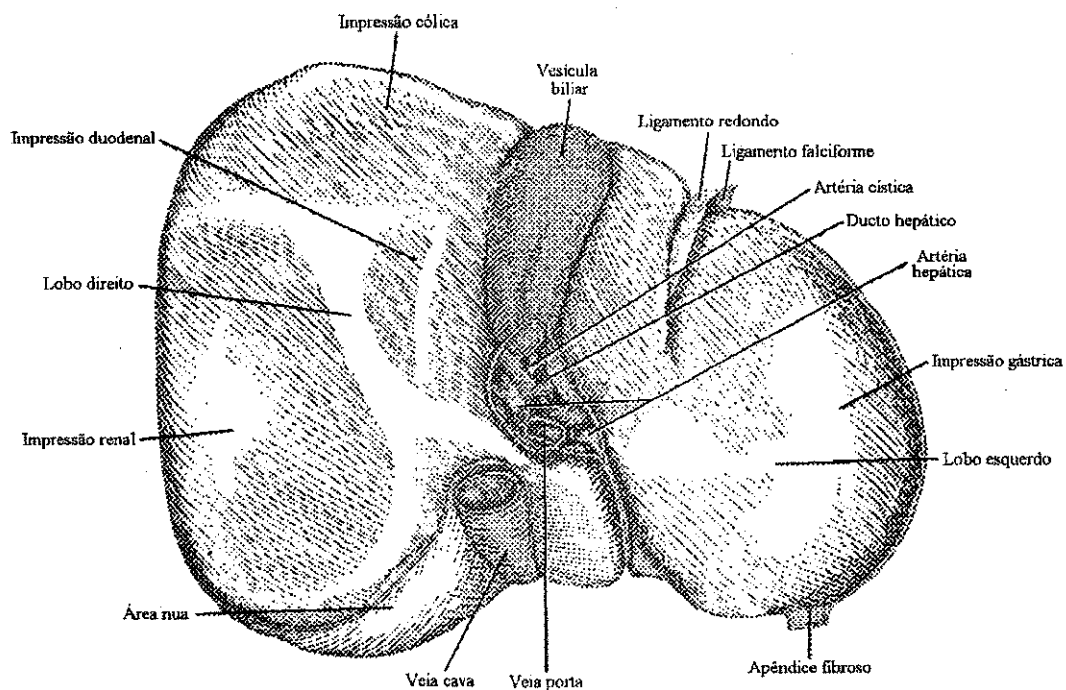


Figura 3.4: Face visceral do fígado [GRAY77]

A face visceral (Figura 3.4) é côncava, voltada para trás, para baixo e para a esquerda. Contém diversas fossas e impressões para as vísceras vizinhas. Uma grande depressão na parte central constitui a porta hepática, abertura para a passagem dos vasos sanguíneos e dos ductos bilíferos. A face visceral é revestida por peritônio, exceto no hilo e na inserção da vesícula biliar. O lobo direito, situado à direita da vesícula biliar, possui três impressões: uma área achatada e rasa, a impressão cólica, para a flexura cólica direita; mais dorsalmente, uma escavação grande e funda, a impressão renal, para o rim direito; uma área estreita e pouco evidente, a impressão duodenal, situada ao longo do colo da vesícula biliar. Entre a vesícula biliar e a fissura do ligamento redondo encontra-se o lobo quadrado. A face visceral está em relação com a extremidade pilórica do estômago, a porção superior do duodeno e o cólon transverso. O lobo esquerdo, situado à esquerda da fissura do ligamento redondo, possui duas marcas bem evidentes. Uma grande escavação, estendendo-se para a margem, é a impressão gástrica para a face ventral do estômago. Em direção à direita, ela funde-se com uma eminência

arredondada, o túber omental, que se adapta à curvatura menor do estômago e está situado acima do omento menor. Logo adiante da veia cava inferior encontra-se uma estreita faixa de tecido hepático, o processo caudado, que une o ângulo inferior direito do lobo caudado ao lobo direito. Seu revestimento peritoneal forma o limite ventral do forame epiplóico [GRAY77].

A borda inferior é fina e aguda e marcada, em direção oposta à inserção do ligamento falciforme, por uma profunda incisura, a incisura do ligamento redondo e, ao nível da nona cartilagem costal, por uma segunda incisura para o fundo da vesícula biliar [GRAY77].

O lobo direito é seis vezes maior que o esquerdo. Ocupa o hipocôndrio direito e está separado do lobo esquerdo, em sua face diafragmática, pelo ligamento falciforme e, em sua face visceral, pela fissura sagital esquerda. Tem forma mais ou menos quadrilátera e suas faces visceral e posterior apresentam três depressões: a porta e a fossa da vesícula biliar, e o sulco da veia cava inferior, que separam a sua parte esquerda em dois lobos, o quadrado e o caudado. As impressões do lobo direito já foram descritas [GRAY77].

O lobo quadrado situa-se na face visceral do lobo direito, limitado ventralmente pela borda inferior do fígado; dorsalmente, pela porta; à direita, pela fossa da vesícula biliar; e à esquerda, pela fissura do ligamento redondo. É de forma oblonga, e tem o diâmetro ântero-posterior maior que o transversal [GRAY77].

O lobo caudado está situado na face dorsal do lobo direito do fígado, ao nível da décima e décima primeira vértebras torácicas. É limitado inferiormente pela porta; à direita, pelo sulco da veia cava inferior; e à esquerda, pela fissura do ligamento venoso. É quase vertical e algo côncavo em direção transversal. O processo caudado é uma pequena elevação de tecido hepático que se estende obliquamente em direção lateral, da extremidade inferior do lobo caudado à face visceral do lobo direito. Está situado dorsalmente à veia porta e separa a fossa da vesícula biliar do sulco da veia cava inferior [GRAY77].

O lobo esquerdo é menor e mais achatado que o direito. Está situado nas regiões epigástrica e hipocôndrica esquerdas. Sua face cranial é ligeiramente convexa e moldada ao diafragma; sua face caudal apresenta a impressão gástrica e a tuberosidade omental, já referidas [GRAY77].

A unidade funcional básica do fígado é o lóbulo hepático, uma estrutura cilíndrica com vários milímetros de comprimento e de 0,8 a 2 mm de diâmetro. O fígado humano contém 50.000 a 100.000 lóbulos [GUYT77].

O lóbulo hepático forma-se em torno de uma veia central, que desemboca nas veias hepáticas e a seguir na veia cava. Cada lóbulo é formado por várias placas celulares que se irradiam para longe da veia central como raios de uma roda. Cada placa hepática tem geralmente a espessura de duas células, e entre as células adjacentes localizam-se os pequenos canaliculos biliares, os quais desembocam nos condutos biliares terminais que se formam nos septos, entre os lóbulos hepáticos adjacentes [GUYT77].

Também nos septos encontram-se pequenas vênulas porta, que recebem seu sangue das veias porta. Dessas vênulas, o sangue flui para os achatados e ramificados sinusóides hepáticos, que se localizam entre as placas, e daí para a veia central. Assim, as células hepáticas estão continuamente expostas ao sangue venoso porta [GUYT77].

Além das vênulas porta existem também arteríolas hepáticas nos septos interlobulares. Essas arteríolas fornecem sangue arterial aos tecidos do septo, e muitas delas também desembocam diretamente nos sinusóides hepáticos, em geral a cerca de um terço da distância do septo ao centro [GUYT77].

Os sinusóides hepáticos são revestidos por dois tipos de células: as células endoteliais típicas e as grandes células de Kupffer, que são células do sistema reticuloendotelial, capazes de fagocitar bactérias e outras substâncias estranhas ao sangue. O revestimento endotelial dos sinusóides venosos possui poros extremamente grandes, alguns dos quais com quase 1 micron de diâmetro. Sob esse revestimento, entre as células endoteliais e os hepatócitos, existe um espaço bem estreito chamado espaço de Disse. Devido aos largos poros no endotélio, as várias substâncias do plasma entram

livremente no espaço de Disse. Até mesmo uma grande quantidade de proteínas plasmáticas difunde-se livremente para esse espaço [GUYT77].

Nos septos interlobulares existe também uma grande quantidade de vasos linfáticos terminais. Os espaços de Disse comunicam-se diretamente com os vasos linfáticos, de modo que o excesso de líquido nos espaços é removido por via linfática [GUYT77].

O fígado desempenha funções numerosas e complexas nos diversos processos metabólicos [GUYT77].

No metabolismo glicídico, o fígado é responsável pelo armazenamento de glicogênio, transformação de galactose em glicose, gliconeogênese e síntese de diversos compostos químicos a partir de produtos intermediários do metabolismo glicídico. Particularmente, a importância do fígado é evidenciada na manutenção da concentração normal de glicose no sangue, sendo a gliconeogênese também relacionada com a manutenção da glicemia normal [GUYT77].

No metabolismo lipídico, o fígado desenvolve funções específicas como a produção das lipoproteínas, a formação de grande quantidade de colesterol e fosfolípidios, a transformação de grandes quantidades de glicídios e protídios em lipídios e a taxa muito alta de betaoxidação dos ácidos graxos e produção de ácido acetilacético. A maior parte da síntese de lipídios no organismo, a partir de glicídios e proteínas, também ocorre no fígado, sendo os lipídios transportados nas lipoproteínas para o tecido adiposo a fim de serem armazenados, após serem sintetizados pelo fígado [GUYT77].

Os metabolismos glicídico e lipídico realizados pelo fígado poderiam ser dispensados pelo ser humano que ainda assim sobreviveria. No entanto, os serviços do fígado no metabolismo protéico são indispensáveis, sendo as funções mais importantes a desaminação de aminoácidos, a produção de uréia para a remoção de amônia dos líquidos do organismo, a produção das proteínas plasmáticas e as interconversões dos diferentes aminoácidos e outros compostos importantes nos processos metabólicos do organismo [GUYT77].

Algumas outras funções metabólicas do fígado são o armazenamento de vitaminas, sendo a vitamina A, a única armazenada quase totalmente no fígado; a relação do fígado com a coagulação sanguínea, sendo o fígado responsável pela produção de grande parte das substâncias do sangue utilizadas no processo de coagulação; e o armazenamento de ferro [GUYT77].

3.5.2 Patologia

Em adultos, hepatocarcinoma está associado à cirrose hepática em 60% dos casos, enquanto em crianças, ele assume um padrão histológico especial chamado hepatoblastoma. Todos os pacientes com cirrose devem ser observados cuidadosamente porque a cirrose hepática frequentemente leva ao aparecimento do hepatocarcinoma [UICC90].

3.5.3 Diagnóstico

Manifestações clínicas do câncer do fígado incluem: quadro obstrutivo com icterícia, massa epigástrica e mal-estar generalizado. Testes da função hepática frequentemente encontram-se alterados [UICC90].

Tumores primários no fígado devem ser diferenciados de tumores metastáticos, tumores benignos e cirrose. O diagnóstico é usualmente estabelecido através dos seguintes procedimentos: Tomografia computadorizada (CT) e Ressonância Magnética Nuclear (RMN), angiografia seletiva e exames laboratoriais, sendo a RMN menos utilizada [UICC90].

Biópsia, laparoscopia ou laparotomia são usualmente necessárias para obtenção de um diagnóstico correto [UICC90].

3.5.4 Tratamento e Prognóstico

Na Tabela 3.3, encontra-se discriminada a classificação TNM para cânceres no fígado [UICC90].

T	Tumor primário
TX	Tumor primário não pode ser julgado
T0	Nenhuma evidência de tumor primário
T1	Tumor solitário de 2 cm ou menos de dimensão máxima sem invasão vascular
T2	Tumor solitário de 2 cm ou menos de dimensão máxima com invasão vascular, ou múltiplos tumores limitados a um lobo com nenhum deles acima de 2 cm na maior dimensão sem invasão vascular, ou tumor solitário com mais de 2 cm na maior dimensão sem invasão vascular.
T3	Tumor solitário com mais de 2 cm de dimensão máxima com invasão vascular, ou múltiplos tumores limitados a um lobo com nenhum deles acima de 2 cm na maior dimensão com invasão vascular, ou múltiplos tumores limitados a um lobo com alguns acima de 2 cm na maior dimensão com ou sem invasão vascular
T4	Múltiplos tumores em mais de um lobo, ou tumor(es) envolvido(s) nos ramos principais da veia porta ou hepática.
Obs.: Para classificação, a projeção do plano entre o leito da vesícula biliar e a veia cava inferior divide o fígado em dois lobos.	
N	Nódulos Linfáticos Regionais
NX	Nódulos linfáticos regionais não podem ser julgados
N0	Nenhuma metástase nos nódulos linfáticos regionais
N1	Metástase nos nódulos linfáticos regionais
M	Metástase Distante

Tabela 3.3: Classificação clínica TNM do câncer do fígado [UICC90]

3.5.4 Tratamento e Prognóstico

O câncer do fígado é difícil tratar, porém a ressecção pode algumas vezes ser realizável. Fígados cirróticos, não se regeneram bem, e, assim, ressecções de grandes massas no fígado (especialmente em lesões multifocais) levam a insuficiência hepática e morte. O candidato ideal é um paciente com um tumor pequeno num fígado não cirrótico. Hepatoblastomas em crianças são localizados mais freqüentemente e, assim, curáveis por ressecção. Recentemente, várias ressecções em adultos têm sido realizadas com taxas de cura tão altas quanto 30% [UICC90].

Esses tumores são poucos radiosensíveis. A adriamicina tem sido empregada, tanto por via sistêmica quanto via intra-arterial hepática, porém apenas regressões temporárias têm sido obtidas [UICC90].

O prognóstico é ruim. De 100 pacientes, apenas um tem uma chance de continuar vivo por cinco anos após o diagnóstico [UICC90].

Capítulo 4

O Processamento Digital de Imagens

Alguns métodos e técnicas de processamento digital de imagens usados neste trabalho serão descritos neste capítulo. Inicialmente, é descrito como se representa uma imagem digital, alguns métodos usados para realce das imagens, onde estão incluídos métodos para eliminação de possíveis ruídos e uniformização dos níveis de cinza, e, finalmente, os métodos usados para limiarização das imagens e duas medidas usadas para avaliação da aplicação desses métodos em imagens do fígado em tomografia.

4.1 Introdução

A área de processamento de imagens tem crescido muito rapidamente e vem se tornando cada vez mais abrangente, envolvendo aplicações em diversas áreas do conhecimento humano, como medicina (imagens de radiologia, ressonância magnética nuclear, tomografia computadorizada), odontologia, biologia, meteorologia, geologia, engenharia de produção, física, química, direito, arquitetura, artes e várias outras áreas [BANO94].

Em medicina, em particular, na oncologia, o médico dispõe de exames do paciente em tomografias, um conjunto de imagens de fatias transversais de alguma região ou órgão do corpo humano, adquiridas através de um dispositivo eletrônico. O médico precisa de informações para compreender o quadro do paciente, dentre elas estão a localização, o tamanho e a forma do tumor. A análise das imagens tomográficas fornece as informações desejadas, mas envolve normalmente tarefas complexas: visualização de objetos tridimensionais a partir de cortes, observação dos objetos sob pontos de vista diversos, diferenciação de texturas similares, tomada de medidas geométricas precisas, etc. Assim, a análise de imagens tem papel importante no fornecimento de ferramentas para facilitar essas tarefas [BANO94].

O grande desenvolvimento tecnológico observado nas últimas décadas, que promoveu o surgimento de computadores com melhor desempenho e mais baixo custo, tem contribuído bastante para essa infiltração em outras áreas e evolução do processamento digital de imagens [QUIR96].

4.2 A Imagem Digital

Uma forma de representação de uma imagem digital pode ser vista como uma função bidimensional de intensidade luminosa. A imagem digital aqui considerada está em níveis de cinza, podendo ser representada por $z = f(x, y)$, onde $f(x, y)$ corresponde à intensidade do nível de cinza da imagem na coordenada (x, y) [GONZ92, QUIR96].

Uma imagem digital pode ser considerada como uma matriz, cujas linhas e colunas identificam um ponto da imagem e o valor de cada elemento, um nível de cinza correspondente [GONZ92]. Os elementos dessa matriz são denominados normalmente de *pixels*¹ [QUIR96].

Uma imagem com qualidade possível de ser comparada àquelas exibidas em televisão monocromática deve possuir resolução mínima de 512 x 512 *pixels*, com 128 níveis de cinza. As imagens manipuladas neste trabalho foram obtidas numa resolução de 640 x 480 *pixels*, em 256 níveis de cinza [GONZ92, QUIR96].

4.3 O Realce de Imagens

O objetivo principal das técnicas de realce é produzir uma imagem mais adequada que a imagem original para uma aplicação específica [GONZ92, EKST83]. Quando as imagens são realçadas para visualização humana, como em televisão, o objetivo pode ser melhorar aspectos como a qualidade da imagem, a inteligibilidade ou a aparência visual.

¹Do inglês, abreviatura de *picture elements*

No entanto, em outras aplicações, tais como a identificação de objetos por uma máquina, o objetivo pode ser tratar a imagem para auxiliar o desempenho da máquina na sua tarefa [EKST83]. A aplicação dessas técnicas constitui uma etapa prévia à limiarização de imagens conhecida como pré-tratamento, que visa atenuar efeitos indesejáveis, como ruídos eletrônicos introduzidos no momento da captura das imagens [QUIR96].

As técnicas de melhoria da qualidade das imagens podem ser divididas em duas famílias: as de realce e as de restauração de imagens [FACO93].

Os métodos de realce são usados para manipular a imagem a partir das características psicofísicas do sistema de referência, que é a visão humana; enquanto que, as de restauração procuram obter uma imagem “real” tendo, se possível, um conhecimento prévio sobre os processos de degradação pelos quais passou a imagem original [FACO93].

A utilização dessas técnicas de realce baseia-se na redundância espacial apresentada normalmente por uma imagem, o que assegura que os *pixels* vizinhos têm características semelhantes. Portanto, considera-se como ruído uma variação brusca do valor de um *pixel* em relação aos seus vizinhos, sendo que, o ruído pode ter sido provocado por falhas na etapa de aquisição das imagens, assim como, pode ser característico à própria imagem, que pode apresentar grandes variações no contraste, no sombreamento, ou outros parâmetros [TOUM87, QUIR96].

As técnicas de realce de imagens são relacionadas com expansão de contraste, suavização e realce de bordas. Alguns dos objetivos principais do realce de uma imagem são a obtenção de uma imagem com bom contraste, menos ruído, contornos mais nítidos, e visibilidade de detalhes importantes não visíveis na imagem original [FACO93].

Existem duas categorias básicas de técnicas de realce: os métodos no domínio espacial e os métodos no domínio da frequência. Os primeiros baseiam-se na manipulação direta dos *pixels* na imagem, enquanto os métodos no domínio da frequência são baseados na modificação da transformada de Fourier de uma imagem [GONZ92, QUIR96].

No domínio espacial, as técnicas digitais para realce de imagens podem ser agrupadas em duas categorias principais: os métodos ponto a ponto, que incluem as técnicas de modificação de histograma, que visam a uniformização dos níveis de cinza da imagem, e as técnicas de modificação de contraste; e os métodos de vizinhança, que incluem as técnicas de suavização de ruído e realce de contornos e detalhes importantes [FACO93, TOUM87].

Neste trabalho, serão utilizadas uma técnica de modificação de histograma, a de equalização do histograma, e duas técnicas de suavização de ruído, o filtro da média e o filtro mediana para realce das imagens.

4.3.1 O Histograma

Uma imagem pode ser realçada através da modificação do seu histograma, do qual depende diretamente o tipo e o grau desta melhoria [GONZ92, QUIR96].

O histograma de uma imagem digital com níveis de cinza no intervalo $[0, l-1]$ é uma função discreta $p_k = n_k/n$, onde k é um valor de nível de cinza, n_k é a quantidade de *pixels* na imagem com nível de cinza k , n é a quantidade total de *pixels* na imagem e $k = 0, 1, 2, \dots, l-1$ [GONZ92, SANT95].

A partir do histograma, pode-se obter informações relativas à distribuição dos níveis de cinza da imagem, ou seja, sobre a dinâmica da imagem [TOUM87, QUIR96].

Pode-se caracterizar o histograma de uma imagem como a distribuição de probabilidade dos níveis de cinza numa imagem [FANT90, QUIR96, SANT95]. Assim,

$$p_k = p\{f(x, y) = k\}, \text{ onde } 0 \leq k \leq l-1$$

sendo,

k - intensidade do nível de cinza

l - número de níveis de cinza da imagem

A probabilidade p_k pode ser estimada por

$$p_k = n_k/n$$

onde,

n_k - número de *pixels* cujo nível de cinza é igual a k

n - número total de *pixels* da imagem ou da região de interesse

Graficamente, o histograma pode ser representado com o eixo das abscissas representando os níveis de cinza de 0 a $l-1$, sendo 0 a cor negra, e $l-1$, a cor branca; e o eixo das ordenadas representando o número de *pixels* para um dado nível de cinza (Figura 4.1). A partir do histograma pode-se deduzir características relativas ao contraste da imagem, analisar os limites dos seus níveis de cinza, isolar objetos do fundo, como mostram as Figuras 4.2 a 4.4 [TOUM87, QUIR96].

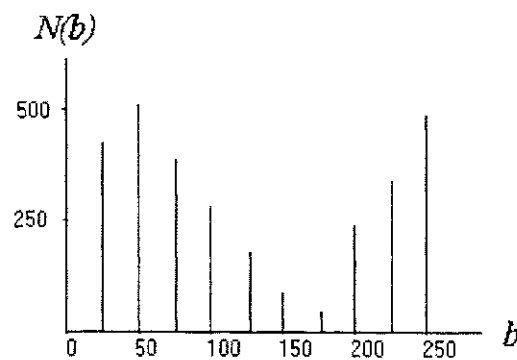


Figura 4.1: Representação gráfica de um histograma

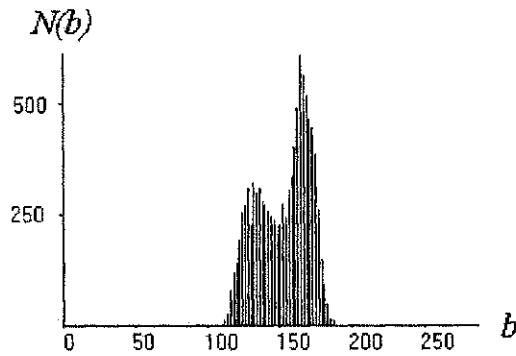


Figura 4.2: Histograma de uma imagem pouco contrastada

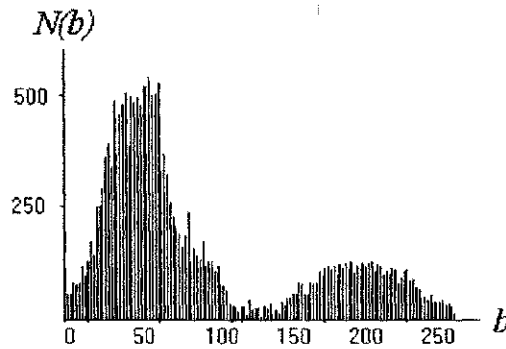


Figura 4.3: Histograma de uma imagem normalmente contrastada com fundo preto

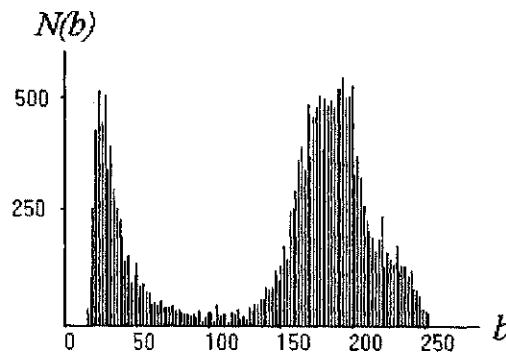


Figura 4.4: Histograma de uma imagem normalmente contrastada com fundo branco

Quando os níveis de cinza estão concentrados em torno de um determinado valor, a imagem é pouco contrastada. Para realçar esta imagem, é necessário aplicar uma

lei de modificação que redistribua os níveis de cinza, promovendo o aumento do contraste na imagem original, pelo alargamento dos níveis de cinza [FANT90, QUIR96].

Algumas medidas estatísticas que podem ser deduzidas a partir do histograma são a média, a variância e a entropia [FANT90]:

$$\bar{k} = \sum_{k=0}^{l-1} k \cdot p_k$$
$$\sigma_k^2 = \sum_{k=0}^{l-1} (k - \bar{k})^2 \cdot p_k$$
$$H_k = -\sum_{k=0}^{l-1} p_k \cdot \ln p_k$$

onde

\bar{k} - nível de cinza médio na imagem

σ_k^2 - variância do nível de cinza k na imagem

H_k - entropia do nível de cinza k na imagem

4.3.2 Equalização de Histograma

A equalização de histograma permite a modificação deste baseando-se em condições de equivalência de probabilidade [FANT90].

Considere-se a variável r representando os níveis de cinza dos *pixels* da imagem original. Os valores de r são normalizados tais que, crescem no intervalo $[0,1]$, com 0=preto e 1=branco [GONZ92, QUIR96].

Uma função de transformação T aplicada em cada valor r na imagem original, produzindo valores s , é dada por [GONZ92, EKST83]:

$$s = T(r)$$

$T(r)$ deve ser uma função monótona, estritamente crescente e única no intervalo $0 \leq r \leq 1$ e assumindo valores no intervalo $[0, 1]$ [GONZ92].

Os níveis de cinza nas imagens original e transformada podem ser caracterizados por suas funções de densidade de probabilidade, $p_r(r)$ e $p_s(s)$ [GONZ92].

A transformação inversa dos níveis de cinza de s para r , será denotada por

$$s = T^{-1}(r) \quad \text{onde } 0 \leq s \leq 1$$

Segundo a teoria de probabilidade elementar, se $p_r(r)$ e $T(r)$ são conhecidas e $T^{-1}(s)$ satisfaz à mesma condição de $T(r)$, a função de densidade de probabilidade de s é dada por [GONZ92]

$$p_s(s) = \left[p_r(r) \frac{dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)}$$

A equalização de histograma baseia-se na utilização ótima da informação de que $p_s(s) = 1 \forall s$ [FANT90]. Admitindo-se a escolha de uma função $T(r)$, tal que

$$s = T(r) = \int_0^1 p_r(w) \cdot dw$$

A derivada de s em relação a r é dada por

$$ds/dr = p_r(r)$$

Assim,

$$p_s(s) = \left[p_r(r) \frac{dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)}$$

$$p_s(s) = \left[p_r(r) \cdot 1/p_r(r) \right]_{r=T^{-1}(s)}$$

$$p_s(s) = 1$$

sendo s uma variável aleatória uniformemente repartida sobre o intervalo $[0,1]$ [FACO93, FANT90].

Para ser útil em processamento digital de imagens, tais conceitos devem ser expressos na forma discreta [GONZ92]. Em se tratando de imagens em níveis de cinza tem-se

$$p_r(r_k) = n_k/n \quad 0 \leq r_k \leq l, \quad k = 0,1,\dots,l-1$$

onde

n_k - quantidade de *pixels* com nível de cinza k

n - número total de *pixels* na imagem

Assim, a função de transformação T é representada por

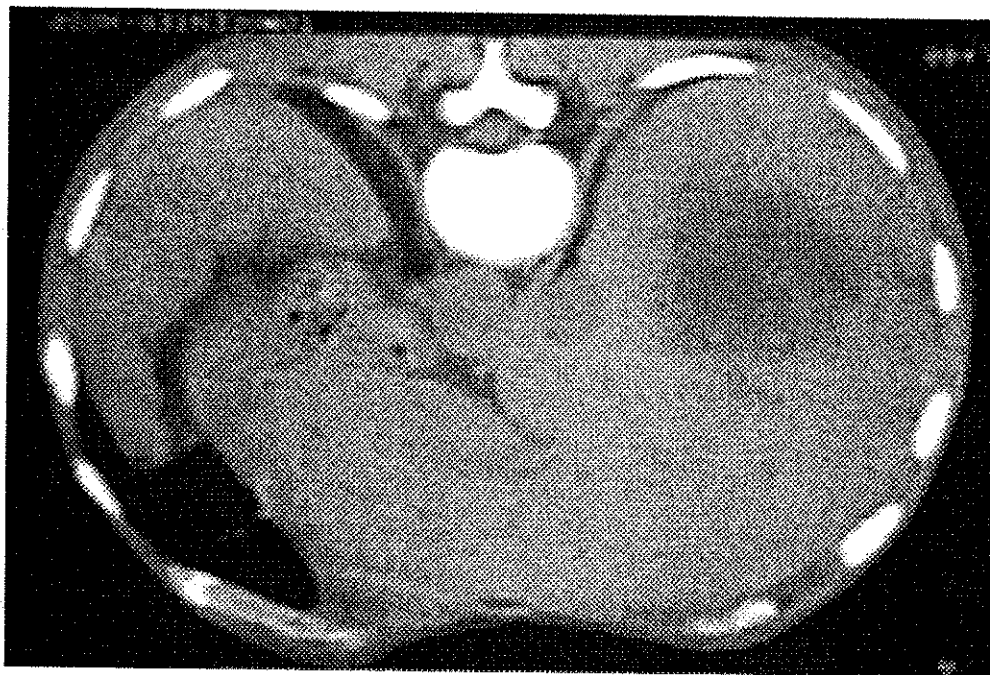
$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad 0 \leq r_k \leq 1, \quad k = 0,1,\dots,l-1$$

A inversa da função de transformação é dada por

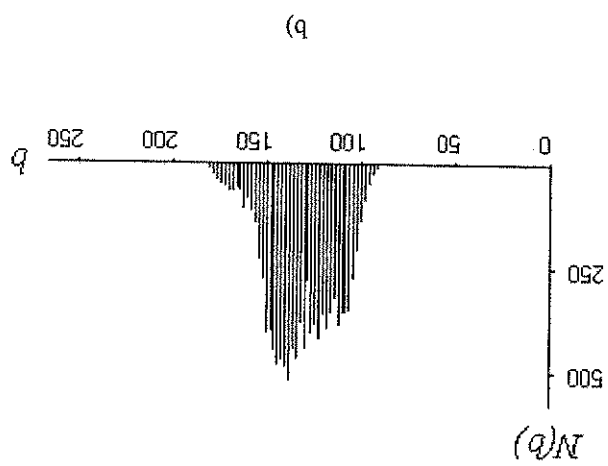
$$r_k = T^{-1}(s_k) \quad 0 \leq s_k \leq 1$$

onde ambas $T(r_k)$ e $T^{-1}(s_k)$ satisfazem as condições de função monótona, estritamente crescente e única no intervalo $0 \leq r_k \leq 1, k = 0,1,\dots,l-1$, e assumem valores no intervalo $[0,1]$.

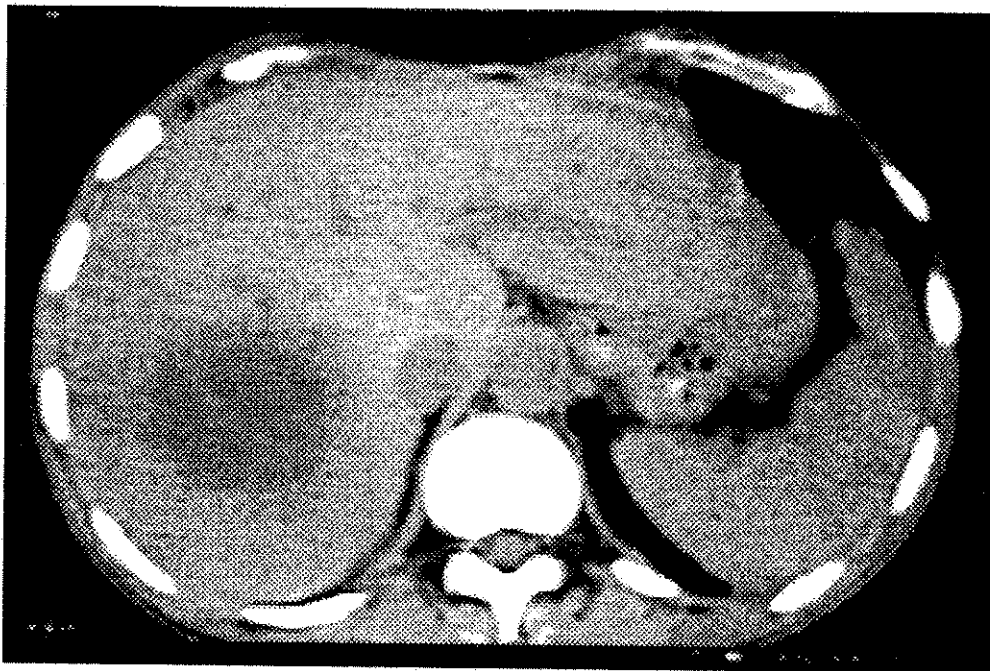
A Figura 4.5 mostra o resultado da aplicação da equalização de histograma.



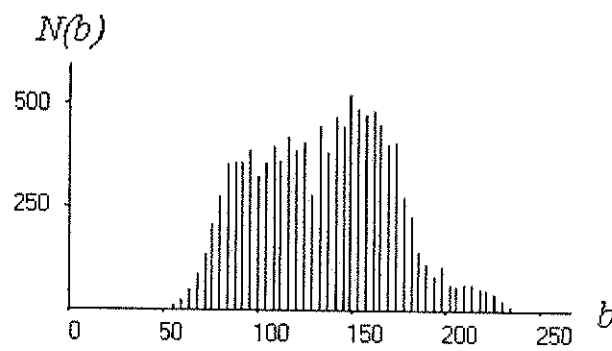
a)



b)



c)



d)

Figura 4.5: a) imagem original, b) histograma da região de interesse (Apêndice A) na imagem original, c) imagem equalizada, d) histograma da região de interesse (Apêndice A) na imagem equalizada

4.3.3 Filtros de Suavização

Filtros de suavização são usados principalmente para redução de possíveis ruídos presentes na imagem. Esses filtros são usados em etapas de pré-processamento para a remoção de pequenos detalhes de uma imagem previamente à extração de objetos de interesse [GONZ92].

As operações de filtragem dependem do valor do nível de cinza de um *pixel* e de seus vizinhos. Os métodos de filtragem podem ser espaciais ou freqüenciais. Os filtros espaciais agem diretamente sobre o *pixel*, podendo ser lineares (convolutivos), quando a transformação de um *pixel* resulta da combinação linear dos *pixels* vizinhos, ou não lineares, quando os *pixels* vizinhos se relacionam através de uma lei não linear. Os filtros freqüenciais agem sobre o espaço transformado, utilizando-se, geralmente, a transformada de *Fourier* [FANT90, QUIR96].

A seguir, serão descritos os filtros da média e mediana utilizados neste trabalho, os quais visam minimizar os efeitos de ruídos e eliminar pequenos detalhes não importantes.

4.3.3.1 O Filtro da Média

O filtro da média é utilizado visando a redução de ruído numa imagem [GONZ92]. O filtro da média pode ser representado de forma matricial por uma máscara (matrizes quadradas 3x3, 5x5, 7x7, etc.) que desliza sobre a imagem original e cujo tamanho depende da imagem e da quantidade de ruído nela contido [FACO93]. Consiste em substituir o nível de cinza do *pixel* central da máscara pelo valor médio dos níveis de cinza dos *pixels* vizinhos [GONZ92, TOUM87].

$$g(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{(n,m) \in S} f(n,m)$$

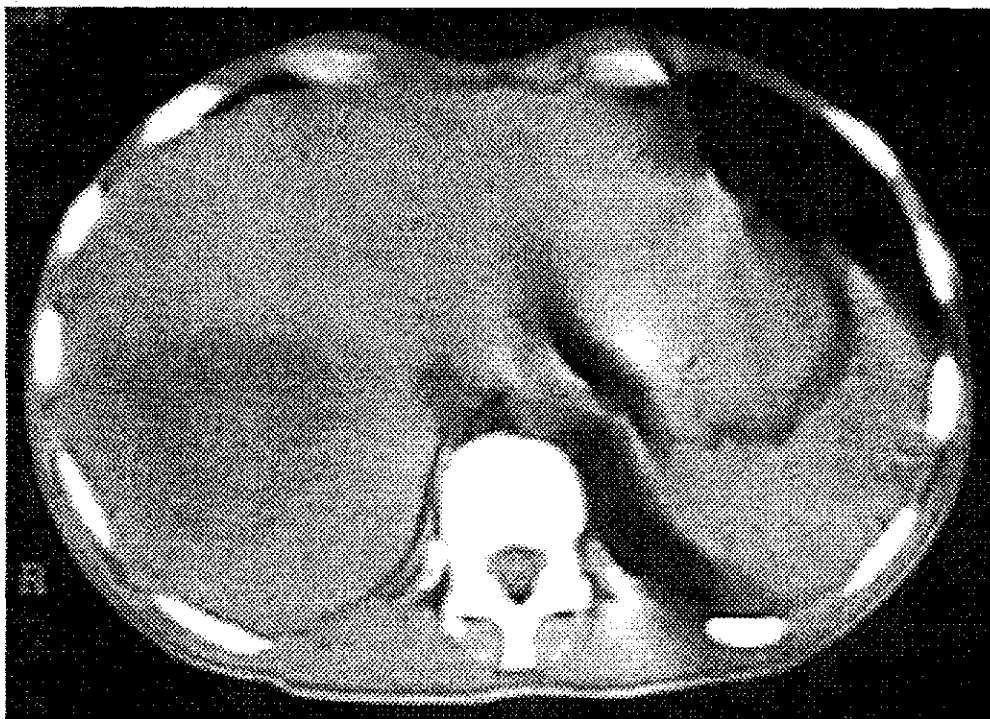
onde,

$g(x,y)$ - imagem transformada

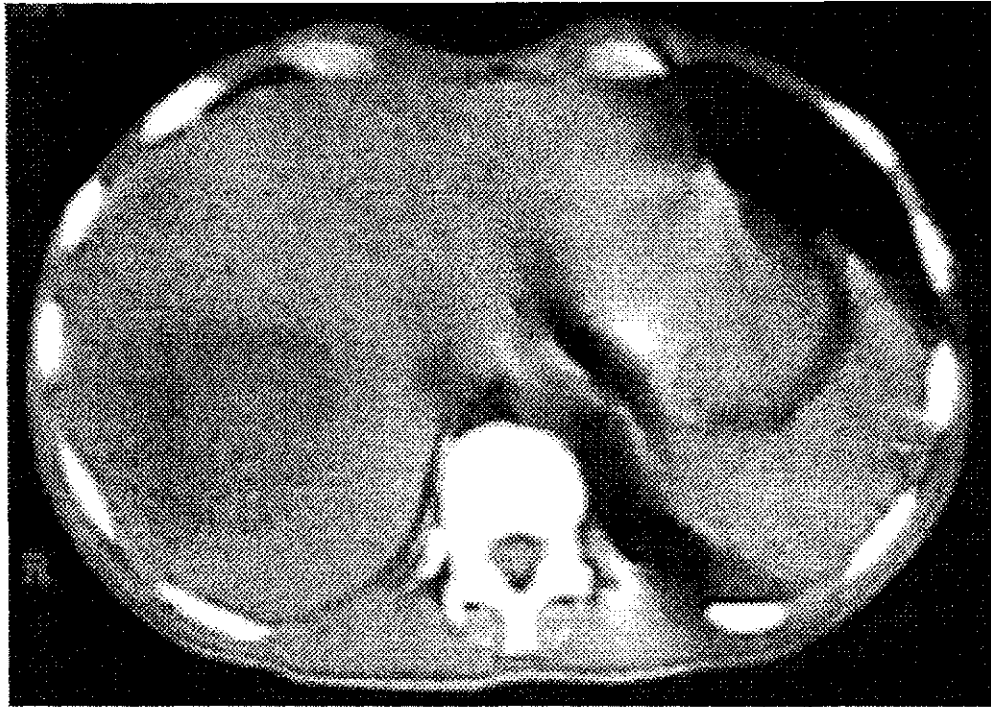
M - número total de *pixels* definidos pelas coordenadas em S

S - conjunto de coordenadas dos *pixels* que compõem a matriz

O resultado da aplicação do filtro da média com máscara 3x3 pode ser visto na Figura 4.6. Uma grande vantagem desse método é a realização de operações rápidas [FACO93].



a)



b)

Figura 4.6: a) imagem original, b) imagem suavizada com o filtro da média 3x3

4.3.3.2 O Filtro Mediana

O filtro mediana, como o filtro da média, é utilizado para minimizar os ruídos, mas, diferentemente do filtro da média, não resulta de uma combinação linear de *pixels*, constituindo um exemplo clássico de filtro não linear [TOUM87, EKST83].

A mediana é calculada a partir das intensidades dos *pixels* contidos em uma vizinhança de um *pixel* $P(x, y)$ na imagem. Os *pixels* da vizinhança são organizados em ordem crescente e o *pixel* $P(x, y)$ é substituído pelo valor mediano dessa ordenação [FACO93].

Na Figura 4.7, pode ser observada uma imagem resultante da utilização do filtro mediana com máscara de ordem 5.

4.3.4 O Realce de Bordas

As técnicas de suavização podem introduzir falta de nitidez às imagens, que por sua vez podem, por suas próprias características, não apresentarem contornos bem nítidos. As bordas em uma imagem representam componentes de alta frequência. Uma forma de realçar as bordas seria uma amplificação desses componentes, que pode ser realizada através de um operador de diferenciação [FACO93].

4.3.4.1 Operadores de Diferenciação

Um operador de diferenciação baseia-se na noção de derivada [FACO93]. Os métodos de suavização permitem atenuar as mudanças bruscas em uma imagem que caracterizam os contornos, sendo um conceito análogo à integração. De forma contrária, a derivação promove o realce de bordas [GONZ77]. No entanto, por ser um componente de alta frequência em uma imagem, o ruído também é realçado como as bordas. Assim, um tratamento prévio para eliminação desses possíveis ruídos é necessário para evitar que a diferenciação amplifique, além das bordas, os ruídos [FACO93].

O método mais comum usado para diferenciação em processamento de imagens digitais é o gradiente. Dada uma função bidimensional $f(x, y)$, o gradiente de f nas coordenadas (x, y) é definido como sendo o vetor

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

e a magnitude do gradiente, denotada por ∇f , é dada por

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla f) = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2}$$

Esse vetor ∇f representa a direção da maior variação da descontinuidade ao ponto de cálculo [FACO93]. No caso de imagens digitais, as derivadas no ponto de uma vizinhança que compõem o vetor ∇f são aproximadas a diferenças entre os níveis de cinza dessa vizinhança [FACO93, GONZ77]. Uma aproximação típica é dada pela relação

$$\nabla f \cong \left[[f(x, y) - f(x+1, y)]^2 + [f(x, y) - f(x, y+1)]^2 \right]^{1/2}$$

e resultados similares podem ser obtidos usando-se valores absolutos como é mostrado abaixo

$$\nabla f \cong |f(x, y) - f(x+1, y)| + |f(x, y) - f(x, y+1)|$$

De forma prática, uma imagem gradiente pode ser obtida através da convolução de uma máscara, formada pelos coeficientes da equação de aproximação, com a imagem original [FACO93, TOUM87]. Dado um *pixel*, os valores da máscara são multiplicados pelos valores dos níveis de cinza dos *pixels* correspondentes vizinhos a esse *pixel*. A soma dessas multiplicações corresponde ao valor do gradiente aplicado ao *pixel* central dessa vizinhança [FACO93].

Existem vários operadores de avaliação das derivadas parciais dependendo dos pontos da vizinhança usados na aproximação [FACO93]. O primeiro a ser desenvolvido foi o gradiente de Roberts em 1965. Em seguida, surgiram os gradientes de Prewitt e Sobel, os quais, contrariamente ao gradiente de Roberts, eles apresentam a vantagem de serem mais sensíveis ao ruído. Esta sensibilidade pode ser atenuada através de um pré-tratamento da imagem com um filtro de suavização, como a mediana, previamente ao gradiente [TOUM87]. Na Figura 4.8 são mostradas as máscaras dos gradientes de Roberts, Prewitt e Sobel.

a)

1	0
0	-1

0	1
-1	0

b)

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

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

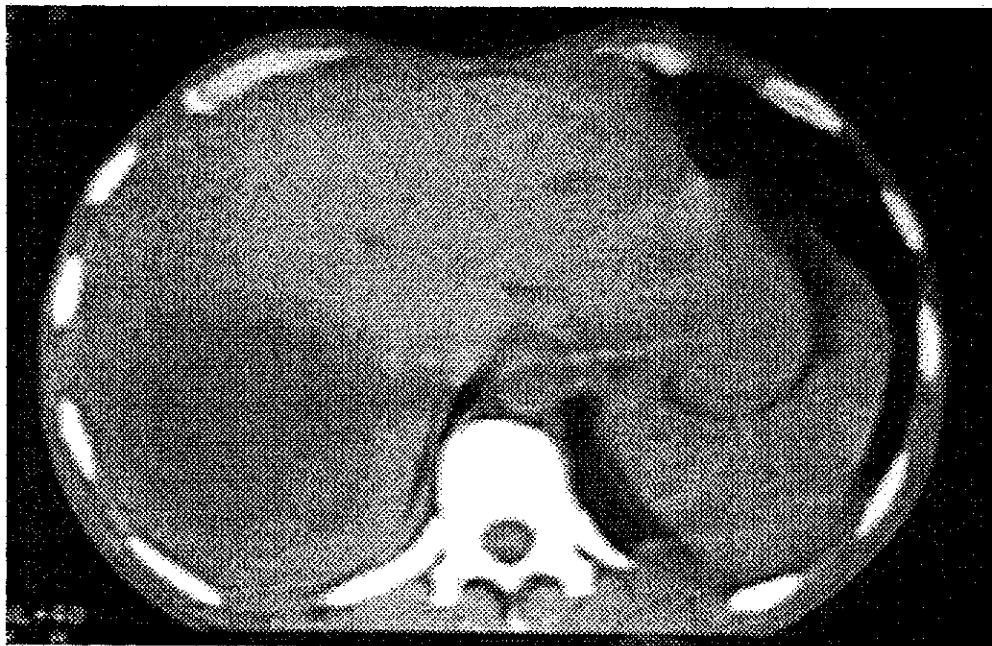
c)

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

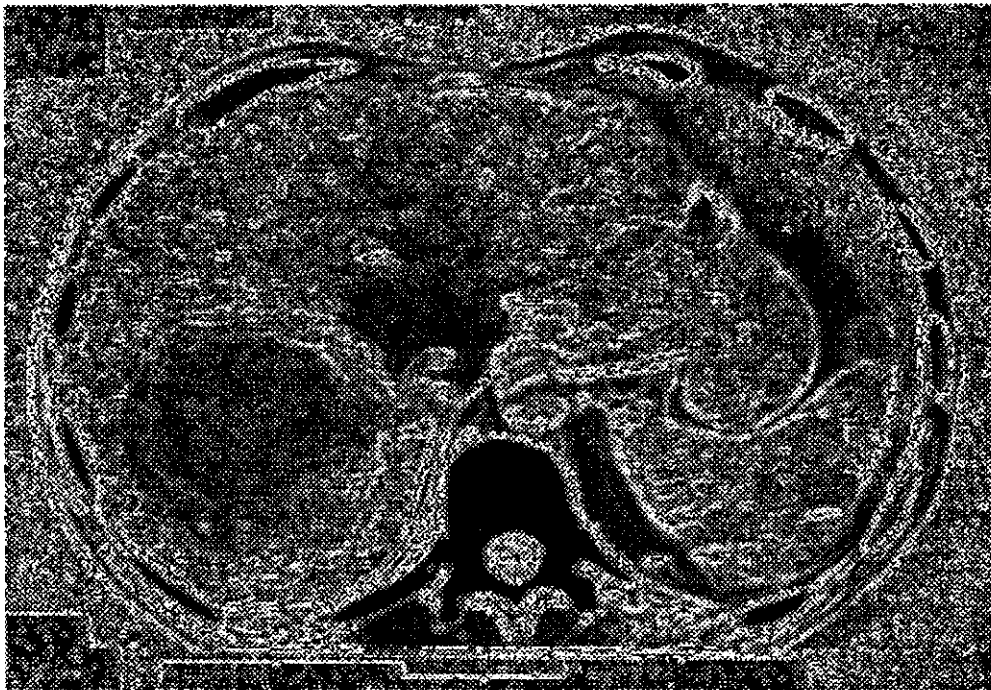
-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Figura 4.8: Máscaras dos gradientes de a) Roberts, b) Prewitt, c) Sobel [GONZ92]

O gradiente de Sobel foi utilizado neste trabalho para realce das bordas nas imagens, e a aproximação seguida foi a relação que envolve a raiz quadrada da soma dos quadrados das distâncias entre os *pixels* na vizinhança.



a)



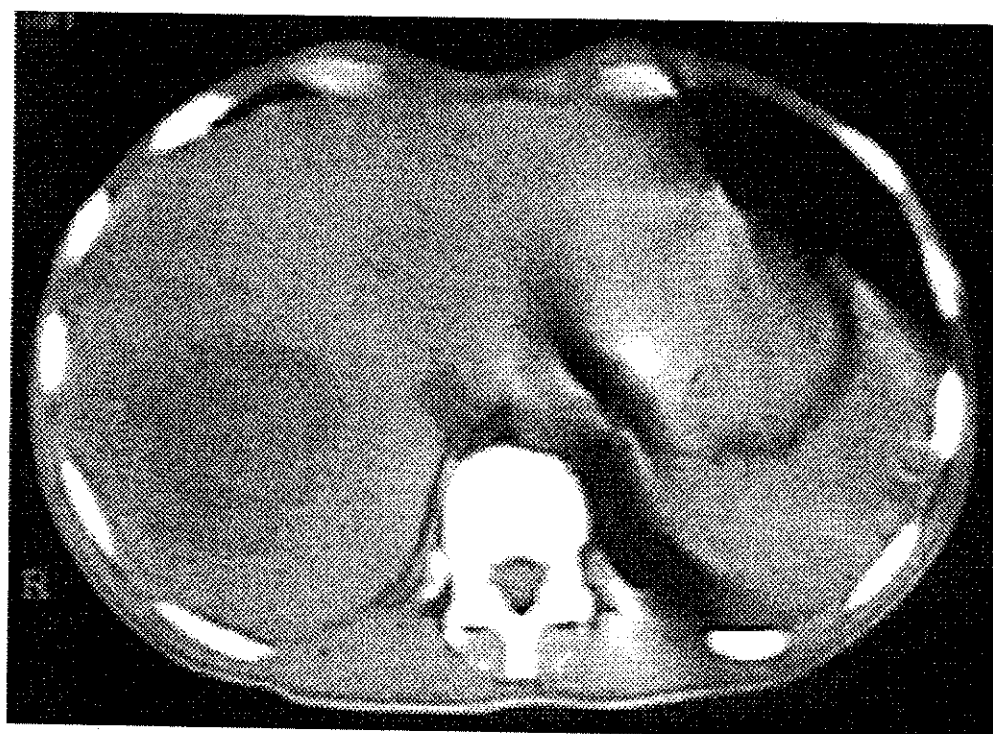
b)

Figura 4.9: a) imagem original, b) imagem realçada com o gradiente de Sobel

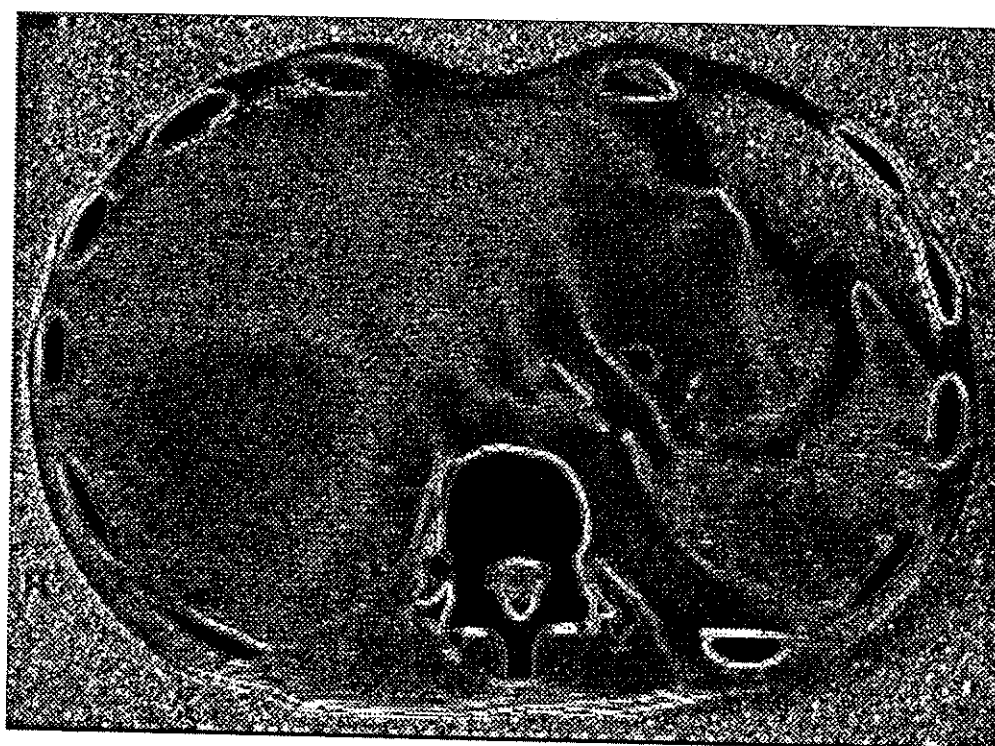
Um outro operador de diferenciação também bastante conhecido é o Laplaciano, que envolve as derivadas parciais de segunda ordem da função bidimensional $f(x,y)$ nas coordenadas (x,y) . Na Figura 4.10 pode ser observada a máscara do operador Laplaciano usada neste trabalho e, na Figura 4.11, uma imagem obtida através desse operador.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figura 4.10: Máscara do operador Laplaciano [FACO93]



a)



b)

Figura 4.11: a) imagem original, b) imagem realçada com o operador Laplaciano

4.4 A Segmentação de Imagens

O primeiro passo para a análise de imagens é, geralmente, a segmentação da imagem. A segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes [GONZ92].

Algoritmos de segmentação para imagens monocromáticas geralmente são baseados em uma de duas propriedades de valores de níveis de cinza: a descontinuidade e a similaridade. Na primeira categoria, objetiva-se particionar a imagem baseando-se em mudanças bruscas nos níveis de cinza, sendo útil principalmente na detecção de contornos em uma imagem. Na segunda categoria, as principais abordagens são baseadas na limiarização e métodos de divisão e fusão [GONZ92]. A segmentação possibilita, pois, a separação dos diversos elementos de uma imagem em regiões conexas, agrupadas segundo as mesmas propriedades [TOUM87].

A limiarização consiste em extrair uma determinada região de interesse do restante da imagem, enquanto que, os métodos de divisão e fusão realizam uma divisão da imagem num conjunto de regiões disjuntas, cuja união representa a imagem inteira [FACO93]. A escolha da abordagem de segmentação depende das características inerentes à imagem. No caso das imagens em tomografias, em particular, tomogramas do fígado, pretende-se extrair o objeto (tumor) do restante da imagem (órgãos, veias, artérias, etc.), sendo adequada a limiarização.

4.4.1 A Limiarização

É importante, em processamento de imagens, seleccionar um valor adequado de nível de cinza para extração de objetos de interesse em uma imagem. Uma variedade de técnicas tem sido proposta a esse respeito [OTSU79]. A seleção do valor de limiarização é normalmente feita a partir do histograma da imagem [PAVL82]. Em um caso ideal, o histograma tem um profundo e suave vale entre dois picos representando objeto(s) e fundo, respectivamente, tal que o limiar possa ser escolhido no ponto mais baixo desse vale. No entanto, para a maioria das imagens reais, torna-se difícil detectar esse ponto do

vale precisamente, especialmente em casos quando o vale é largo e plano, imbuído com ruído, ou quando os dois picos são extremamente desiguais em altura, não permitindo a formação de um vale determinável. Algumas técnicas têm sido propostas com o intuito de contornar essas dificuldades. Elas são, por exemplo, a técnica de suavização de vale, a qual restringe o histograma aos *pixels* com valores absolutos de derivada largos, e o método de diferença de histograma, o qual seleciona o limiar no nível de cinza com a máxima quantidade de diferença. Estes utilizam informação a respeito dos *pixels* da vizinhança na imagem original para modificar o histograma a fim de torná-lo mais útil para limiarização. Uma outra classe de métodos trabalha diretamente com o histograma em níveis de cinza através de técnicas paramétricas [OTSU79, PAVL82].

Em processamento de imagens, o método mais usado na extração de objetos de uma imagem é a limiarização. Se o objeto é claramente distinguível do restante da imagem, o histograma em níveis de cinza será bimodal e o limiar para segmentação pode ser escolhido no fundo do vale. No entanto, histogramas em níveis de cinza não são sempre bimodais. Outros métodos são, então, exigidos para solucionar esse problema [KAPU85].

Através dos anos várias técnicas têm sido propostas para contornar essa dificuldade. A maioria delas atentam para reduzir o problema para o caso bimodal. Alguns apresentam métodos para contornar o problema de seleção do limiar quando os picos variam significativamente em tamanho e o vale é relativamente largo. Outros tentam melhorar o histograma através de estatísticas de segunda ordem. Outros ainda, tentam fazer a seleção do limiar mais fácil para definir um histograma melhorado da imagem. Existe um método que usa a relação estatística de pontos de sua vizinhança. Ao lado destes, existe um grande número de outros métodos como o método de Otsu, o método iterativo, o método *quadtree*, e o método de relaxação [KAPU85].

A limiarização é uma das mais importantes abordagens da segmentação de imagens, sendo estabelecido um valor limite que agrupa os *pixels* da imagem em regiões de interesse [GONZ92, FACO93].

Para uma imagem podemos definir [GONZ92]:

$P(x, y)$ - *pixel* com coordenadas (x, y) ;

$g(x, y)$ - nível de cinza de um *pixel*;

n_i - número de *pixels* com nível de cinza i ;

p_i - valor no histograma para o nível de cinza i ;

onde,

$$0 \leq g(x, y) \leq l - 1 \quad (l - \text{número de níveis de cinza})$$

$$n = \sum_i n_i \quad (i = 1, \dots, l - 1)$$

$$p_i = n_i / n \quad (i = 1, \dots, l - 1)$$

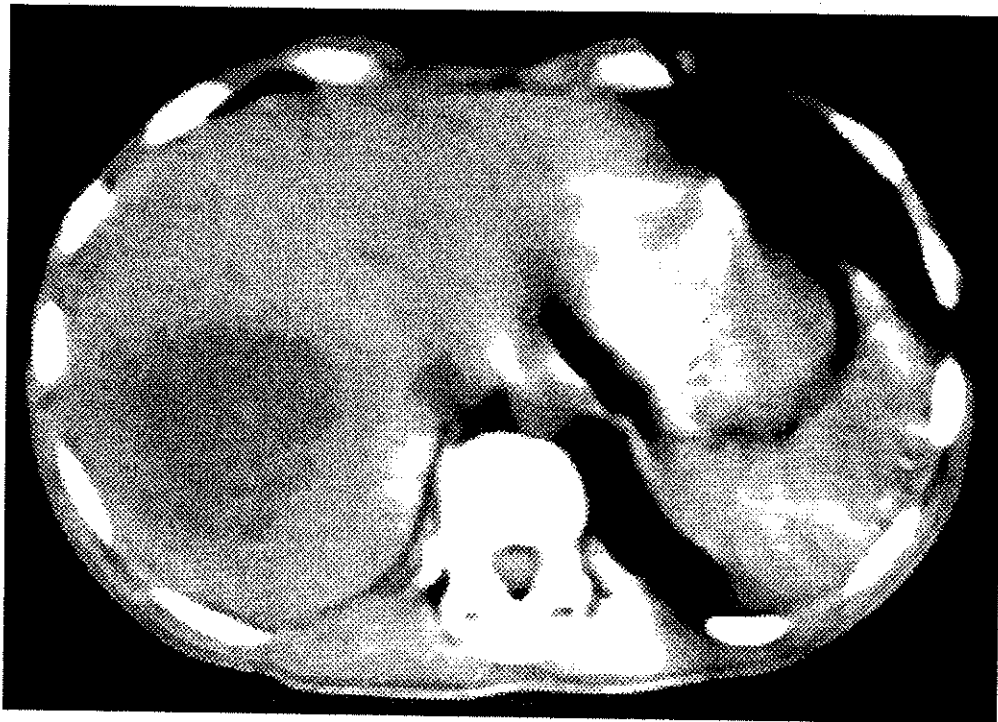
A limiarização baseia-se no histograma para particionar uma imagem em duas entidades: o objeto e o fundo. A classificação de um *pixel* quanto a sua pertinência ao objeto ou ao fundo é feita escolhendo-se um valor t no histograma, tal que, para um *pixel* $P(x, y)$, considerando-se o objeto mais claro do que o fundo, tem-se:

$$P(x, y) \in \text{objeto, se } g(x, y) > t$$

$$P(x, y) \in \text{fundo, se } g(x, y) \leq t$$

onde $g(x, y)$ é o nível de cinza de um *pixel* e (x, y) , as coordenadas desse *pixel*.

Na Figura 4.12, podem ser observadas uma imagem após um pré-tratamento e uma imagem binarizada (imagem com apenas dois níveis de cinza: 0 e 1), onde o valor de corte é o resultado de uma limiarização.



a)



b)

Figura 4.12: a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro mediana com máscara 5x5, b) imagem binarizada com valor de corte igual a 149

A escolha do valor t no histograma pode ser manual ou automática, mas, por depender de um operador, a manual pode tornar-se tendenciosa, sendo, assim, preferida a técnica automática [PESS92, QUIR96]. A seguir, serão descritos três métodos de limiarização que foram usados na segmentação das imagens do fígado em tomografia.

4.4.1.1 O Método de Otsu

Sejam os *pixels* de uma imagem representados em l níveis de cinza $[1, 2, \dots, l]$. O número de *pixels* com nível i é denotado por n_i e o número total de *pixels*, por $n = n_1 + n_2 + \dots + n_l$. O histograma em níveis de cinza é normalizado e lembrado como uma distribuição de probabilidade [OTSU79]:

$$p_i = n_i/n, \quad p_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^l p_i = 1$$

Supondo que os *pixels* sejam agrupados em duas classes C_0 e C_1 (fundo e objetos, ou vice-versa) por um limiar em nível k ; C_0 denota os *pixels* com níveis $[1, \dots, k]$, e C_1 denota os *pixels* com níveis $[k+1, \dots, l]$. As probabilidades de ocorrência da classe e a média de níveis da classe são dadas, respectivamente, por [OTSU79]:

$$\omega_0 = \sum_{i=1}^k p_i$$

$$\omega_1 = \sum_{i=k+1}^l p_i = 1 - \omega_0$$

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^k ip_i / \omega_0$$

$$\mu_1 = \sum_{i=k+1}^l ip_i / \omega_1$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^l ip_i$$

onde

ω_0 e ω_1 - probabilidades de ocorrência das classes C_0 e C_1 respectivamente

μ_0 e μ_1 - médias dos níveis de cinza das classes C_0 e C_1 respectivamente

Para qualquer valor de k , as seguintes relações podem ser facilmente verificadas [OTSU79]:

$$\omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 = \mu_T \quad \omega_0 + \omega_1 = 1$$

As variâncias de classe são dadas por [OTSU79]:

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 p_i / \omega_0$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^l (i - \mu_1)^2 p_i / \omega_1$$

A fim de avaliar qual o melhor nível k que agrupe os *pixels* em classes distintas, são introduzidos os seguintes critérios de medidas discriminantes (ou medidas de separabilidade das classes) usados na análise de discriminante [OTSU79, SAHO88].

$$\lambda = \sigma_B^2 / \sigma_W^2 \quad \kappa = \sigma_T^2 / \sigma_W^2 \quad \eta = \sigma_B^2 / \sigma_T^2$$

onde

$$\sigma_W^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2$$

$$\sigma_B^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^l (i - \mu_T)^2 p_i$$

sendo σ_W^2 , a variância intra-classe; σ_B^2 , a variância inter-classe; e, σ_T^2 , a variância total dos níveis. O limiar ótimo k^* , será o valor de k para o qual qualquer um desses critérios é máximo. A seguinte relação entre as variâncias é sempre verdadeira [OTSU79, SAHO88]:

$$\sigma_W^2 + \sigma_B^2 = \sigma_T^2$$

As funções σ_W^2 e σ_B^2 são funções do nível k , mas σ_T^2 é independente de k . σ_W^2 é baseada em estatística de segunda ordem (variâncias de classes), enquanto σ_B^2 é baseada em estatística de primeira ordem (médias de classes). Assim, σ_B^2 é a medida mais simples com relação a k . O limiar ótimo k^* , será o valor de k que maximiza σ_B^2 [OTSU79]:

$$k^* = \underset{1 \leq k \leq l}{\text{ArgMax}} \sigma_B^2$$

4.4.1.2 O Método de Kapur *et al*

O algoritmo proposto por Kapur baseia-se no conceito de entropia. Sejam p_1, p_2, \dots, p_n as distribuições de probabilidade dos níveis de cinza. A partir dessa distribuição, deriva-se duas distribuições de probabilidade, uma definida para os valores discretos de 1 a s e, a outra, para os valores de $s+1$ a n , relativas a duas classes distintas A e B respectivamente. As duas distribuições são [KAPU85, SAHO88]:

$$A: \frac{p_1}{P_s}, \frac{p_2}{P_s}, \dots, \frac{p_s}{P_s}$$

$$B: \frac{p_{s+1}}{1-P_s}, \frac{p_{s+2}}{1-P_s}, \dots, \frac{p_n}{1-P_s}$$

onde

$$P_s = \sum_{i=1}^s p_i$$

As entropias associadas a cada distribuição são as seguintes [KAPU85, SAHO88]:

$$H(A) = - \sum_{i=1}^s \frac{p_i}{P_s} \ln \frac{p_i}{P_s}$$

Similarmente,

$$H(B) = - \sum_{i=s+1}^n \frac{p_i}{1-P_s} \ln \frac{p_i}{1-P_s}$$

Definindo a soma de $H(A)$ e $H(B)$ por $\psi(s)$, tem-se [KAPU85, SAHO88]:

$$\psi(s) = - \sum_{i=1}^s \frac{P_i}{P_s} \ln \frac{P_i}{P_s} - \sum_{i=s+1}^n \frac{P_i}{1-P_s} \ln \frac{P_i}{1-P_s} = \ln P_s(1-P_s) + \frac{H_s}{P_s} + \frac{H_n - H_s}{1-P_s}$$

onde

$$H_n = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad \text{e} \quad H_s = - \sum_{i=1}^s p_i \ln p_i$$

A informação máxima entre as distribuições do objeto e do restante da imagem é obtida maximizando-se $\psi(s)$. O valor discreto s que maximiza $\psi(s)$ é o valor ótimo para limiarização [KAPU85, SAHO88].

4.4.1.3 O Método de Johannsen e Bille

Johannsen e Bille propuseram um método de limiarização automática usando a entropia do histograma em níveis de cinza. Esse método pode ser entendido como uma maneira de dividir o conjunto de níveis de cinza em duas partes, tal que seja mínima a interdependência entre elas [JOHA82, SAHO88].

A técnica adotada baseia-se na entropia de Shannon. Pun descreveu um método de limiarização automática usando também a entropia do histograma em níveis de cinza, mas Johannsen e Bille consideraram além da entropia, as inter-relações existentes conectadas à estrutura da imagem expressa pelo histograma [JOHA82].

A distribuição de probabilidade é dada pelo conjunto de números reais, com as seguintes propriedades [JOHA82]:

$$0 \leq p_i \leq 1 \quad \text{e} \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1$$

A entropia dessa distribuição é o número real não negativo dado por [JOHA82]:

$$H[p_1, \dots, p_n] = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i$$

A entropia H é máxima quando todos os p_i são iguais, e, é mínima quando todos os p_i , menos um, são zero. Geralmente falando, quanto menos uniformidade ou quanto maiores os picos em uma distribuição de probabilidade, menor é sua entropia. Com imagens em níveis de cinza, trabalha-se com frequências relativas definidas pelas equações [JOHA82]:

$$p_i = \frac{N_i}{N} \quad (i = 1, \dots, n)$$

onde N_i é o número de vezes que o nível de cinza i , do conjunto de níveis de cinza $G = \{1, \dots, n\}$, aparece na imagem digital, e

$$N = \sum_{i=1}^n N_i$$

é o número total de *pixels* na imagem. Assume-se que todos os p_i são estritamente maiores que zero. Obviamente, o conjunto de números p_i forma uma distribuição de probabilidade através do conjunto G , sendo possível atribuir a entropia $H[p_1, \dots, p_n]$ ao histograma. A seguir, será assumido que o histograma em níveis de cinza é suficiente para a seleção de um limiar apropriado [JOHA82].

Limiarizando uma imagem com limiar k é equivalente a fazer uma partição do conjunto G em dois subconjuntos disjuntos [JOHA82]:

$$G_k = \{1, \dots, k\} \quad \text{e} \quad \bar{G}_k = \{k+1, \dots, n\}$$

As duas entropias associadas a esses conjuntos são dadas, em termos de probabilidades do conjunto G , por [JOHA82]:

$$H_k := H\left[\frac{p_1}{\lambda_k}, \dots, \frac{p_k}{\lambda_k}\right] \quad \text{e} \quad \bar{H}_k := H\left[\frac{p_{k+1}}{\bar{\lambda}_k}, \dots, \frac{p_n}{\bar{\lambda}_k}\right]$$

onde são introduzidas as seguintes abreviações:

$$\lambda_k = \sum_{i=1}^k p_i \quad \text{e} \quad \bar{\lambda}_k = \sum_{i=k+1}^n p_i$$

As probabilidades condicionais:

$$\frac{p_i}{\lambda_k} = p(i/G_k), \quad (i = 1, \dots, k)$$

$$\frac{p_i}{\bar{\lambda}_k} = p(i/\bar{G}_k), \quad (i = k + 1, \dots, n)$$

medem, separadamente, as contribuições dos *pixels* no nível de cinza *i* em relação às partes correspondentes do histograma. A conexão entre as diferentes entropias é dada por:

$$H[p_1, \dots, p_n] = H[\lambda_k, \bar{\lambda}_k] + \lambda_k H_k + \bar{\lambda}_k \bar{H}_k$$

onde $H[\lambda_k, \bar{\lambda}_k]$ é a entropia binária da distribuição de probabilidade $(\lambda_k, \bar{\lambda}_k)$ [JOHA82].

Sem ter, até o momento, nenhuma informação das cardinalidades de G_k e \bar{G}_k , prossegue-se aumentando o número de partição k sucessivamente de 1 até n , considerando-se as mudanças das entropias H_k e \bar{H}_k . Considerando as diferentes probabilidades das duas partes do histograma, pode-se definir duas entropias binárias de acordo com

$$\lambda_k H\left[\frac{p_k}{\lambda_k}, \frac{\lambda_{k-1}}{\lambda_k}\right] = \lambda_k H_k - \lambda_{k-1} H_{k-1}$$

$$\bar{\lambda}_{k-1} H\left[\frac{p_k}{\bar{\lambda}_{k-1}}, \frac{\bar{\lambda}_k}{\bar{\lambda}_{k-1}}\right] = \bar{\lambda}_{k-1} \bar{H}_{k-1} - \bar{\lambda}_k \bar{H}_k$$

Por causa das relações

$$\frac{p_k}{\lambda_k} = p(k|G_k), \quad \frac{\lambda_{k-1}}{\lambda_k} = p(G_{k-1}|G_k)$$

$$\frac{p_k}{\bar{\lambda}_{k-1}} = p(k|\bar{G}_{k-1}), \quad \frac{\bar{\lambda}_k}{\bar{\lambda}_{k-1}} = p(\bar{G}_k|\bar{G}_{k-1})$$

essas equações podem ser escritas como

$$S_k := H[p(k|G_k), p(G_{k-1}|G_k)] = H_k - p(G_{k-1}|G_k)H_{k-1}$$

$$\bar{S}_k := H[p(k|\bar{G}_{k-1}), p(\bar{G}_k|\bar{G}_{k-1})] = \bar{H}_{k-1} - p(\bar{G}_k|\bar{G}_{k-1})\bar{H}_k$$

A entropia $S_k(\bar{S}_k)$ mede a contribuição do nível de cinza k para aquela parte do histograma consistindo de todos os níveis de cinza do conjunto $G_k(\bar{G}_{k-1})$. O conjunto dessas entropias são quantidades refletindo as inter-relações existentes conectadas à estrutura da imagem expressa pelo histograma [JOHA82].

Com a soma

$$\delta_k = S_k + \bar{S}_k$$

chega-se a um número que mede a contribuição do nível de cinza k para todo o histograma considerando-se as inter-relações no mesmo. Por causa das estruturas das entropias binárias, pode-se verificar que esse método é obviamente um caminho para dividir um sistema de níveis de cinza em duas partes minimizando-se a interdependência entre elas, onde a interdependência é medida pelo critério de decisão $\delta_k (1 < k < n)$ [JOHA82, SAHO88].

4.5 Medidas para Avaliação dos Métodos de Limiarização

Em imagens digitais, a uniformidade e a forma dos objetos são um fator de grande importância na separação dos mesmos do restante da imagem. O valor de concordância desses dois aspectos para cada imagem binária com a imagem real correspondente é avaliado. A medida de uniformidade usada é adotada de Levine e Nazif [LEVI85, SAHO88].

Para um dado valor limiar t , a medida de uniformidade $U(t)$ é dada por [LEVI85, SAHO88]:

$$U(t) = 1 - \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{N}$$

onde,

$\sigma_i^2 = \sum_{(x,y) \in R_i} (f(x,y) - \mu_i)^2$, é a variância dos níveis de cinza da classe i

R_i = região segmentada i

$f(x,y)$ = nível de cinza do *pixel* (x,y)

$\mu_i = \frac{\sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y)}{A_i}$, é a média dos níveis de cinza da classe i

A_i = número de *pixels* na região R_i

$N = \left(\sum_{i=1}^2 A_i \right) (f_{max}(x,y) - f_{min}(x,y))^2 / 2$, é um fator de normalização

Levine e Nazif incluíram um fator ponderante no cálculo da medida de uniformidade U para imagens com mais de duas regiões [LEVI85, SAHO88].

Uma outra medida, a medida de contraste (C), baseia-se nos valores médios dos níveis de cinza das regiões R_i . O contraste entre duas regiões, R_i e R_j , é dado por [LEVI85]:

$$c_{ij} = \frac{|\bar{f}_i - \bar{f}_j|}{\bar{f}_i + \bar{f}_j} = c_{ji}$$

onde,

\bar{f}_i - média dos níveis de cinza da região R_i

\bar{f}_j - média dos níveis de cinza da região R_j

A medida de contraste assume valores no intervalo $[0,1]$ [LEVI85].

No capítulo seguinte, serão mostradas algumas imagens do fígado em tomografia segmentadas como resultado da aplicação de cada um dos três métodos de limiarização descritos, além de quadros comparativos com as medidas de uniformidade e contraste para avaliação desses resultados.

Capítulo 5

Resultados e Discussões

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos com a aplicação dos métodos de limiarização, descritos no capítulo 4, em imagens do fígado em tomografia. Em seguida, serão elaboradas algumas discussões sobre esses resultados.

5.1 Resultados

Os resultados dos métodos de limiarização podem ser melhor observados binarizando-se a imagem, sendo o valor de corte, ou seja, o valor que separa a imagem em branco e preto, o valor limiar encontrado com a aplicação dos métodos de limiarização estudados.

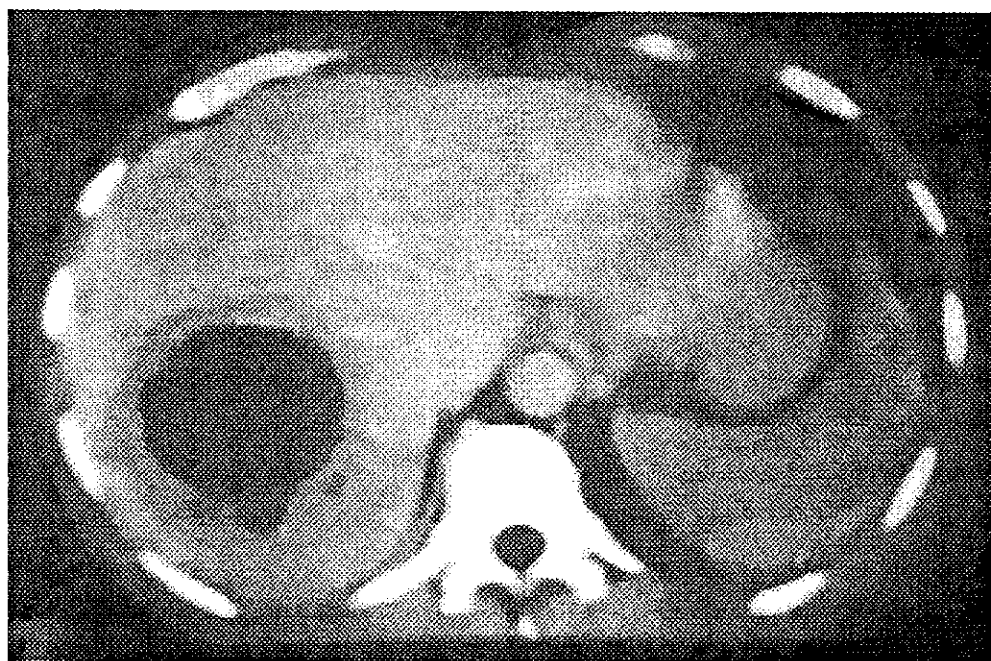
Cada uma das imagens estudadas passou por etapa de realce, onde foram combinados os métodos de equalização de histograma, os filtros de suavização da média e mediana e os operadores de diferenciação de Sobel e Laplaciano. Para cada imagem resultante dessa combinação na etapa de realce, foram aplicados os métodos de limiarização descritos no capítulo anterior. As regiões de interesse identificadas em cada uma das imagens podem ser observadas no Anexo A. Uma região de interesse corresponde apenas à área da imagem na qual existe tumor, sendo facilmente visualizada em imagens de tomografia computadorizada. No Anexo A também podem ser observados os valores de limiarização encontrados para cada imagem resultante das diferentes combinações dos métodos de realce aplicados.

Para algumas imagens, foram realizadas calibrações dos *pixels* em medida real, e obtidas as maiores dimensões encontradas para os tumores identificados, sendo possível a classificação dos mesmos segundo o sistema TNM para avaliação da extensão da doença no paciente.

A calibração foi realizada, para cada imagem, através do *software* GLOBAL LAB Image. Cada imagem de tomografia dispõe de um objeto de referência (segmento de linha), o qual corresponde a um valor em medida real (3 cm ou 5 cm de comprimento nas imagens estudadas). A partir deste objeto, foi possível realizar a calibração e obter as dimensões do tumor em centímetros.

As imagens usadas neste trabalho incluíram casos de abscessos hepáticos, metástases hepáticas de câncer gástrico e tumores císticos hepáticos multilobulares.

A seguir, são mostradas algumas imagens realçadas e imagens binarizadas a partir dos valores de limiar obtidos com os métodos de Otsu, Kapur *et al* e de Johannsen e Bille. Por fim, as dimensões máximas encontradas em algumas imagens para os tumores identificados pelos métodos são apresentadas.



a)



c)

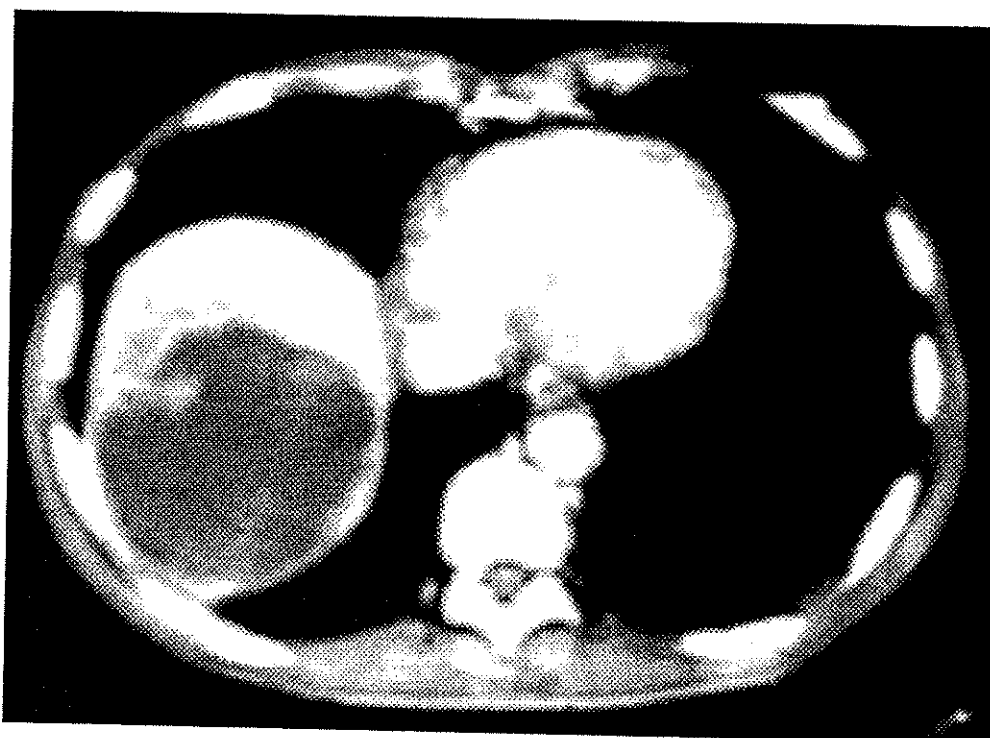


b)



d)

Figura 5.1: a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro mediana, b) método de Otsu, c) método de Kapur *et al*, d) método de Johannsen e Bille



a)



b)

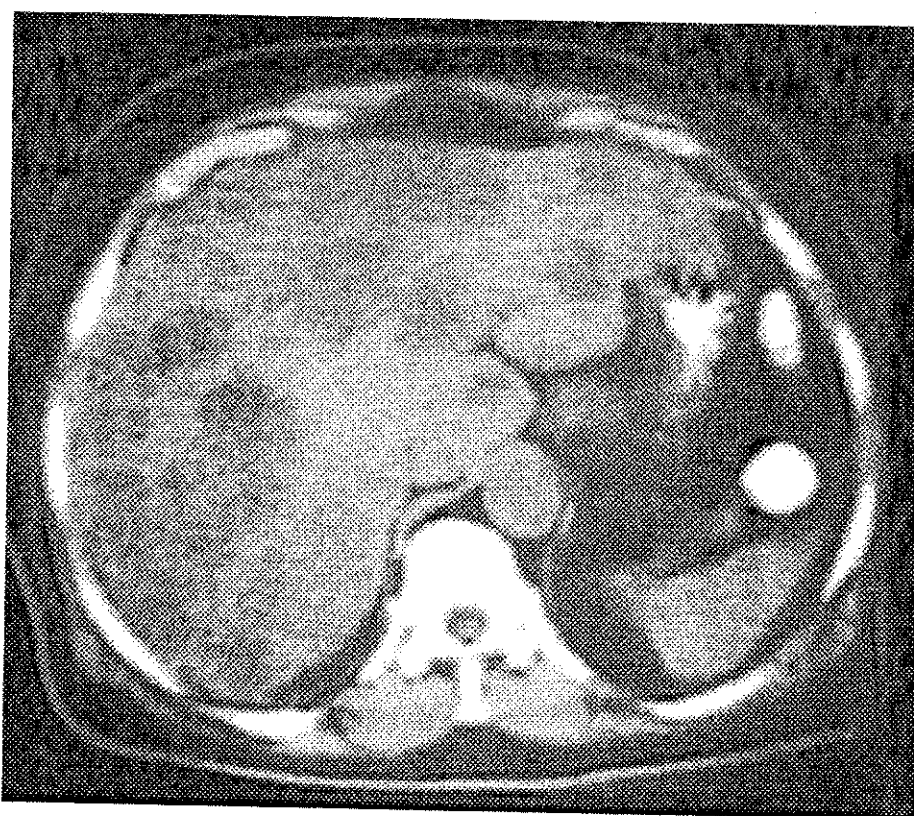


c)

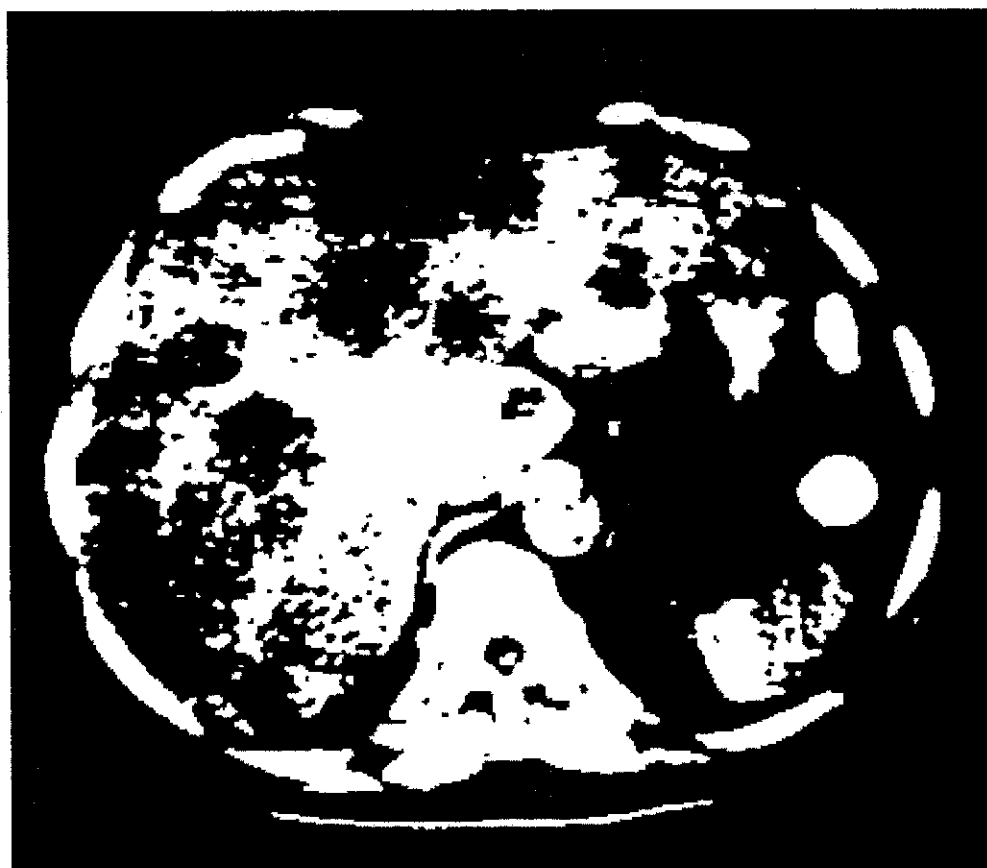


d)

Figura 5.2: a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro da média, b) método de Otsu, c) método de Kapur *et al*, d) método de Johannsen e Bille



a)



b)

Figura 5.3: a) imagem pré-processada com equalização de histograma e filtro da média, b) método de Otsu

As Figuras 5.1 e 5.2 mostram imagens tomográficas de abscessos hepáticos, e a Figura 5.3, metástase hepática proveniente de câncer gástrico.

Na Tabela 5.1 podem ser observados os valores de dimensão máxima encontrados para cinco imagens de abscesso hepático.

Imagem	<i>pixels</i>	cm	maior dimensão (cm)
ImagemA	65	5	9,0718
ImagemB	65	5	8,3960
ImagemC	65	5	7,3052
ImagemD	70	5	5,3541
ImagemE	70	5	4,4972

Tabela 5.1: Valores de calibração e maior dimensão dos tumores

5.2 Discussões

Como já foi explicado em capítulos anteriores, antes da limiarização é necessária uma etapa para realce da imagem. Dessa forma, cada imagem foi pré-processada com a equalização de histograma, filtros da média ou mediana e operadores de Sobel e Laplaciano antes da limiarização. Foram calculados valores de limiar para as imagens pré-processadas com as diferentes combinações dos filtros usados para expansão de contraste, realce e suavização da imagem. Foi verificado que os melhores resultados foram obtidos com o pré-processamento composto de um filtro de expansão de contraste, a equalização de histograma, e um filtro para eliminação de ruídos, média ou mediana. Algumas vezes, um filtro de realce das bordas, Sobel ou Laplaciano, seguindo a equalização e uma suavização, fornecia melhores resultados.

A necessidade de uma expansão de contraste na região de interesse se deve ao fato de que, embora as imagens de tomografia computadorizada apresentem uma boa definição de contraste entre órgão, tumor e outros objetos presentes, ocorreram falhas na aquisição das mesmas, sendo uma delas a introdução de sombreamento, tornando as imagens mais escuras do que aquelas vistas no negatoscópio. E ainda, as imagens capturadas sem a injeção de contraste no paciente não destacam tão precisamente o(s) tumor(es) do que aquelas com a injeção de contraste.

Uma solução para os problemas de falhas na aquisição seria uma aquisição direta do tomógrafo (equipamento onde são realizados os exames de tomografia computadorizada). As imagens para manipulação em microcomputador ou outros recursos computacionais seriam mais nítidas e fiéis às originais, sem ruídos ou outras características introduzidas à imagem pela aquisição indireta.

De maneira geral, os melhores valores de limiarização conseguidos com os métodos eram resultantes de imagens pré-processadas com a equalização de histograma seguida do filtro mediana, embora, para algumas imagens, a equalização de histograma com o filtro da média tenha promovido resultados melhores.

Quanto aos métodos, o de Otsu encontrou valores de limiar razoáveis para a grande maioria das imagens, enquanto que, os métodos de Kapur *et al* e de Johannsen e Bille, apenas para as imagens com uma excelente resolução de contraste, forneceram valores satisfatórios.

As imagens de abscesso hepático (Figuras 5.1 e 5.2) são bem definidas, ou seja, as áreas correspondentes a tumor e órgão são razoavelmente distinguíveis, sendo, pois, obtidos resultados bastante satisfatórios.

Nas imagens de metástases (Figura 5.3), os tumores não são facilmente identificados, pois os mesmos encontram-se geralmente concentrados bem próximos e não estão tão distintos do órgão. No caso destas imagens, o histograma da região de interesse não apresentava picos ou vales bem definidos, dificultando a seleção do valor limiar pelos métodos.

As medidas de uniformidade e contraste, para avaliação dos métodos de limiarização, promoveram a escolha do melhor limiar encontrado para uma determinada imagem, comparando-se os valores obtidos dessas medidas para cada um dos métodos de limiarização estudados. Em alguns casos, o melhor limiar não correspondeu àquele que seria o escolhido segundo essas medidas. Entre a uniformidade e o contraste, a primeira foi adotada para avaliação dos resultados, e a segunda, apenas quando os valores de uniformização encontravam-se muito próximos, era utilizada como critério de escolha. Em alguns casos, quando a imagem não apresentava um bom contraste, os métodos de limiarização forneciam valores de limiar bastante distantes de um valor razoável. Nesses casos, a imagem não era segmentada em duas regiões, mas em uma única região, e o valor máximo de contraste era obtido, uma vez que a média dos níveis de cinza de uma das regiões era nula, não correspondendo ao significado de que a imagem segmentada correspondia à melhor imagem obtida pela limiarização quanto ao contraste entre as duas regiões. Dessa forma, a medida de uniformização prestou maiores esclarecimentos do que a medida de contraste.

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste capítulo são expostas algumas conclusões sobre os resultados obtidos neste trabalho, os quais já foram mostrados no capítulo 5, bem como algumas discussões sobre os mesmos. Em seguida, serão propostos alguns trabalhos que poderão ser desenvolvidos a partir deste estudo.

6.1 Conclusões

Os métodos de limiarização estudados mostraram-se bastante adequados à segmentação das imagens do fígado em tomografia, propiciando o isolamento do tumor ou de tumores presentes no órgão. O oncologista pode observar esses resultados, considerando-os bastante razoáveis e satisfatórios quanto às suas expectativas. Além dessa análise subjetiva, as medidas de uniformidade e contraste utilizadas permitiram uma avaliação em termos de valores numéricos quanto ao comportamento de cada um dos métodos de limiarização baseando-se na uniformidade e no contraste dos objetos identificados.

Devido às limitações dos equipamentos utilizados, as imagens capturadas não possuíam uma qualidade tão boa quanto aquelas originais das tomografias, dificultando a limiarização das mesmas pelos métodos estudados.

Para a maioria das imagens, a limiarização propiciou o isolamento do tumor ou dos tumores presentes no órgão, permitindo o cálculo da dimensão máxima do tumor ou dos tumores identificados.

Dessa forma, a limiarização mostrou-se ser uma técnica viável para segmentação de imagens do fígado em tomografia, principalmente o método de limiarização proposto por Otsu, através do qual foram obtidos os melhores resultados.

6.2 Trabalhos Futuros

São relacionados abaixo alguns trabalhos possíveis de desenvolvimento partindo-se deste estudo:

- Cálculo de áreas, volumes e outras medidas relacionadas a tumores

O médico oncologista não dispõe dessas e outras informações importantes para avaliação da extensão da doença no paciente. Essas informações são visualizadas nas imagens de tomografia computadorizada. Dessa forma, seria bastante útil para o oncologista, que esses valores fossem mostrados de forma quantitativa através de valores representados em medidas reais. Com essas informações em medidas reais, a tarefa de acompanhamento e observação da evolução do paciente segundo os planos de tratamento prescritos seria bastante facilitada.

- Reconstrução tridimensional de tumores

Nas tomografias computadorizadas, como em várias outras técnicas de diagnóstico por imagens, objetos 3D são projetados em planos 2D. O médico, então, tenta visualizar, através dos cortes 2D, o objeto 3D original. Existem várias técnicas de processamento digital de imagens que possibilitam uma reconstrução do objeto original em três dimensões partindo de várias de suas projeções em duas dimensões, ou cortes, facilitando, assim, uma melhor compreensão da imagem por parte do médico.

- Aquisição direta das imagens

A metodologia para aquisição das imagens adotada neste trabalho não é recomendada como procedimento rotineiro de trabalho, visto que demanda bastante tempo para execução, além de ser uma tarefa laboriosa e sujeita a inúmeros erros. Assim, uma metodologia considerada apropriada seria a emissão dos resultados dos exames em disquetes ou outro meio de armazenamento que possa ser compreendido pelo computador.

- Sistema de banco de dados

Além das imagens como exames para avaliação do paciente, existem diversas outras informações importantes para obtenção do diagnóstico. Essas informações são obtidas do paciente através de uma entrevista feita pelo oncologista conhecida como anamnese. A partir dessas informações o oncologista solicita exames, entre eles, provavelmente, algum exame de diagnóstico por imagem, e, por fim, integra-os num só documento chamado prontuário. Todas essas informações poderiam também ser armazenadas e manipuladas em computador através de um sistema gerenciador de banco de dados, promovendo uma maior eficiência, rapidez e confiabilidade na execução das tarefas do médico, além de melhorar a qualidade do atendimento ao paciente.

Anexo A

Tabelas com as Regiões de Interesse e Valores de Limiar Resultantes dos Métodos de Limiarização

Imagem	Região de Interesse (ROI)			
	x1*	y1*	x2**	y2**
imagem01	13	80	165	244
imagem02	5	53	159	239
imagem03	20	52	179	266
imagem04	31	122	193	283
imagem05	49	126	160	231
imagem06	34	126	160	249
imagem07	27	119	156	242
imagem08	26	121	142	239
imagem09	45	136	148	244
imagem10	41	118	139	209
imagem11	60	68	183	179
imagem12	50	68	166	219
imagem13	53	86	211	219
imagem14	46	86	169	261
imagem15	59	82	180	216
imagem16	48	73	200	232
imagem17	48	98	172	238
imagem18	60	89	195	241
imagem19	37	89	181	242
imagem20	57	74	193	212
imagem21	76	97	208	226
imagem22	42	105	196	275
imagem23	61	79	288	324
imagem24	61	79	276	314
imagem25	50	77	220	252
imagem26	59	66	235	243
imagem27	272	84	356	158
imagem28	202	98	306	191
imagem29	198	108	311	201
imagem30	273	133	349	194

* (x1,y1) - coordenadas do canto superior esquerdo da região de interesse.

** (x2,y2) - coordenadas do canto inferior direito da região de interesse.

Método de Otsu

Imagem	Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação	
	c/ Equalização	Uniformidade	Contraste	c/ Eq. e Sobel	Uniformidade	Contraste	c/ Eq. e Laplaciano	Uniformidade	Contraste
imagem01	142	0.9728	0.3480	94	0.9726	0.6576	83	0.9764	0.8262
imagem02	139	0.9666	0.3272	94	0.9758	0.6507	76	0.9825	0.8269
imagem03	143	0.9588	0.3434	110	0.9576	0.5554	99	0.9510	0.7137
imagem04	166	0.9879	0.1481	66	0.9841	0.5419	31	0.9932	0.6235
imagem05	166	0.9748	0.1712	74	0.9819	0.5001	38	0.9895	0.5867
imagem06	190	0.9821	0.1870	82	0.9703	0.6362	73	0.9712	0.7776
imagem07	194	0.9806	0.1307	88	0.9818	0.7582	80	0.9878	0.8967
imagem08	202	0.9826	0.1778	82	0.9807	0.7930	42	0.9930	0.8455
imagem09	147	0.9856	0.1685	62	0.9865	0.5331	25	0.9958	0.6020
imagem10	137	0.9752	0.2756	84	0.9750	0.5898	38	0.9917	0.6544
imagem11	145	0.9545	0.2651	106	0.9612	0.5339	97	0.9560	0.6506
imagem12	160	0.9728	0.4745	96	0.9626	0.6377	82	0.9660	0.7003
imagem13	171	0.9854	0.1800	92	0.9725	0.4887	46	0.9872	0.6076
imagem14	184	0.9923	0.1256	102	0.9709	0.4541	48	0.9899	0.5640
imagem15	192	0.9781	0.1106	96	0.9722	0.4610	47	0.9906	0.5752
imagem16	143	0.9791	0.3388	96	0.9700	0.5806	87	0.9701	0.7422
imagem17	161	0.9812	0.2624	100	0.9684	0.5433	91	0.9646	0.7335
imagem18	125	0.9716	0.3056	90	0.9743	0.5280	61	0.9857	0.6446
imagem19	181	0.9870	0.1487	74	0.9817	0.4952	32	0.9951	0.5844
imagem20	114	0.9506	0.3203	124	0.9553	0.5153	105	0.9482	0.6855
imagem21	118	0.9629	0.7980	82	0.9778	0.4954	37	0.9872	0.5994
imagem22	149	0.9843	0.1457	28	0.9954	0.5197	30	0.9965	0.5900
imagem23	141	0.9810	0.2438	78	0.9806	0.5847	68	0.9866	0.8070
imagem24	161	0.9685	0.2752	68	0.9847	0.5486	33	0.9936	0.5958
imagem25	151	0.9634	0.2159	80	0.9817	0.6096	67	0.9936	0.8186
imagem26	156	0.9808	0.2080	56	0.9860	0.5234	37	0.9934	0.6498
imagem27	217	0.9888	0.0361	12	0.9931	0.5167	10	0.9911	0.5404
imagem28	182	0.9938	0.0402	66	0.9962	0.8568	52	0.9987	0.8997
imagem29	179	0.9891	0.0491	52	0.9944	0.7600	56	0.9975	0.8657
imagem30	199	0.9864	0.0165	12	0.9922	0.4716	10	0.9830	0.5494

Método de Otsu

Imagem	Limiar Ótimo c/ Equalização e Média	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Equalização e Mediana	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Equalização, Média e Sobel	Medidas de Avaliação	
		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste
imagem01	142	0.9792	0.3512	144	0.9765	0.3304	84	0.9699	0.6654
imagem02	139	0.9696	0.3266	141	0.9677	0.3098	84	0.9689	0.7070
imagem03	156	0.9701	0.3332	153	0.9681	0.3251	90	0.9524	0.5928
imagem04	169	0.9899	0.1454	166	0.9874	0.1459	72	0.9854	0.6586
imagem05	164	0.9752	0.1687	162	0.9748	0.1692	54	0.9863	0.5038
imagem06	191	0.9845	0.1864	192	0.9721	0.1762	78	0.9725	0.6884
imagem07	193	0.9808	0.1292	194	0.9882	0.1231	82	0.9760	0.7955
imagem08	205	0.9759	0.1774	203	0.9736	0.1748	68	0.9873	0.8093
imagem09	148	0.9848	0.1728	145	0.9882	0.1658	54	0.9842	0.5925
imagem10	139	0.9738	0.2772	137	0.9734	0.2720	70	0.9774	0.6125
imagem11	159	0.9624	0.2583	179	0.9550	0.2812	104	0.9624	0.5911
imagem12	161	0.9777	0.4645	160	0.9764	0.4578	84	0.9494	0.7305
imagem13	174	0.9819	0.1727	171	0.9749	0.1727	72	0.9701	0.5315
imagem14	184	0.9904	0.1174	184	0.9900	0.1160	76	0.9784	0.4651
imagem15	195	0.9797	0.1011	192	0.9808	0.1015	72	0.9833	0.4584
imagem16	144	0.9843	0.3359	143	0.9822	0.3288	84	0.9756	0.6213
imagem17	161	0.9847	0.2622	163	0.9790	0.2463	84	0.9735	0.5748
imagem18	127	0.9756	0.3043	126	0.9740	0.2983	78	0.9761	0.6518
imagem19	182	0.9835	0.1457	181	0.9819	0.1462	64	0.9812	0.5416
imagem20	133	0.9647	0.2813	114	0.9590	0.2726	108	0.9527	0.5813
imagem21	196	0.9799	0.0967	177	0.9798	0.1817	60	0.9859	0.4929
imagem22	148	0.9836	0.1455	149	0.9847	0.1448	24	0.9958	0.5653
imagem23	145	0.9780	0.2417	141	0.9767	0.2340	70	0.9683	0.6787
imagem24	160	0.9701	0.2743	161	0.9672	0.2732	64	0.9854	0.6121
imagem25	154	0.9643	0.2146	151	0.9618	0.2127	68	0.9822	0.6289
imagem26	160	0.9802	0.2159	156	0.9744	0.2071	50	0.9891	0.5800
imagem27	217	0.9887	0.0365	217	0.9892	0.0358	10	0.9902	0.5585
imagem28	183	0.9941	0.0426	182	0.9938	0.0395	64	0.9950	0.8745
imagem29	180	0.9879	0.0494	179	0.9871	0.0481	58	0.9941	0.8218
imagem30	200	0.9852	0.0164	199	0.9836	0.0160	10	0.9947	0.5179

Método de Otsu

Imagem	Limiar Ótimo c/ Eq., Mediana e Sobel	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Eq., Média e Laplaciano	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Eq. Mediana e Laplaciano	Medidas de Avaliação	
		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste
imagem01	80	0.9788	0.7123	30	0.9957	0.7669	49	0.9929	0.8302
imagem02	82	0.9801	0.7151	31	0.9947	0.7757	46	0.9939	0.8387
imagem03	96	0.9672	0.7102	42	0.9915	0.6605	72	0.9798	0.7777
imagem04	74	0.9892	0.7225	13	0.9953	0.5985	25	0.9982	0.7348
imagem05	46	0.9875	0.5703	15	0.9887	0.5816	18	0.9897	0.6145
imagem06	72	0.9810	0.7796	28	0.9946	0.7300	38	0.9911	0.8294
imagem07	78	0.9846	0.7963	41	0.9955	0.8564	44	0.9962	0.8635
imagem08	76	0.9858	0.8434	13	0.9947	0.7509	23	0.9947	0.8402
imagem09	52	0.9889	0.6307	13	0.9955	0.6137	40	0.9970	0.8287
imagem10	70	0.9808	0.6546	18	0.9905	0.6423	25	0.9956	0.6997
imagem11	102	0.9635	0.6654	38	0.9925	0.6037	55	0.9870	0.7455
imagem12	90	0.9691	0.7256	49	0.9858	0.6975	61	0.9793	0.7946
imagem13	68	0.9830	0.6003	25	0.9947	0.6168	55	0.9937	0.7983
imagem14	64	0.9845	0.5467	24	0.9907	0.5646	25	0.9964	0.6187
imagem15	60	0.9873	0.5272	23	0.9892	0.5702	23	0.9952	0.6007
imagem16	70	0.9781	0.7809	25	0.9925	0.6573	40	0.9920	0.8004
imagem17	78	0.9798	0.7270	33	0.9915	0.6506	45	0.9907	0.8110
imagem18	78	0.9785	0.7037	19	0.9909	0.5751	36	0.9898	0.7330
imagem19	60	0.9871	0.6279	14	0.9907	0.5683	21	0.9965	0.6441
imagem20	94	0.9680	0.6981	63	0.9820	0.6525	69	0.9740	0.7802
imagem21	52	0.9887	0.5678	18	0.9908	0.5817	21	0.9929	0.6307
imagem22	24	0.9962	0.6257	10	0.9979	0.5526	12	0.9988	0.6383
imagem23	68	0.9824	0.6585	52	0.9958	0.8691	69	0.9949	0.8844
imagem24	64	0.9866	0.6486	12	0.9978	0.5695	17	0.9984	0.6059
imagem25	74	0.9832	0.6712	36	0.9984	0.8336	51	0.9977	0.8579
imagem26	56	0.9886	0.6570	11	0.9964	0.6030	51	0.9977	0.8513
imagem27	38	0.9916	0.8221	10	0.9476	0.6575	10	0.9947	0.7769
imagem28	66	0.9963	0.8914	12	0.9977	0.7993	54	0.9990	0.9549
imagem29	50	0.9948	0.8280	14	0.9959	0.7878	45	0.9985	0.9433
imagem30	10	0.9928	0.6377	10	0.9699	0.6263	10	0.9680	0.6673

Método de Kapur *et al*

Imagem	Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação	
	c/ Equalização	Uniformidade	Contraste	c/ Eq. e Sobel	Uniformidade	Contraste	c/ Eq. e Laplaciano	Uniformidade	Contraste
imagem01	202	0.9411	0.2112	126	0.9655	0.6369	82	0.9763	0.8264
imagem02	180	0.9641	0.2238	110	0.9744	0.6520	90	0.9834	0.8294
imagem03	187	0.9477	0.3286	120	0.9553	0.5330	126	0.9521	0.6781
imagem04	202	0.9799	0.1488	124	0.9783	0.6287	83	0.9915	0.7730
imagem05	154	0.9725	0.1732	124	0.9704	0.5009	67	0.9831	0.5861
imagem06	200	0.9820	0.1862	146	0.9508	0.6072	110	0.9689	0.7552
imagem07	196	0.9806	0.1309	81	0.9817	0.7588	68	0.9863	0.8954
imagem08	191	0.9736	0.1789	102	0.9787	0.7911	98	0.9901	0.8748
imagem09	182	0.9711	0.2054	118	0.9798	0.6184	60	0.9942	0.7399
imagem10	135	0.9751	0.2763	124	0.9663	0.5736	71	0.9867	0.6725
imagem11	171	0.9492	0.2749	135	0.9525	0.4854	118	0.9558	0.6243
imagem12	141	0.9708	0.4763	133	0.9543	0.5940	133	0.9587	0.6697
imagem13	107	0.9585	0.3549	138	0.9596	0.4775	121	0.9795	0.7169
imagem14	127	0.9757	0.2702	135	0.9643	0.4376	99	0.9811	0.5752
imagem15	239	0.9288	0.1142	142	0.9597	0.4399	94	0.9824	0.5712
imagem16	207	0.8937	0.2352	122	0.9625	0.5492	105	0.9693	0.7275
imagem17	219	0.9274	0.2085	138	0.9583	0.5201	104	0.9656	0.7231
imagem18	179	0.9312	0.3258	138	0.9653	0.5442	118	0.9744	0.6407
imagem19	134	0.9647	0.2560	136	0.9692	0.5416	81	0.9904	0.6702
imagem20	177	0.9479	0.3359	120	0.9555	0.5173	112	0.9503	0.6736
imagem21	133	0.9564	0.7730	135	0.9640	0.4803	64	0.9791	0.5744
imagem22	159	0.9830	0.1621	94	0.9899	0.7186	54	0.9939	0.5840
imagem23	161	0.9802	0.2542	128	0.9751	0.6392	86	0.9877	0.8223
imagem24	160	0.9685	0.2742	151	0.9699	0.6225	110	0.9885	0.7789
imagem25	170	0.9636	0.2213	104	0.9800	0.6342	67	0.9936	0.8186
imagem26	170	0.9823	0.2235	112	0.9810	0.6338	107	0.9861	0.7379
imagem27	219	0.9884	0.0384	32	0.9916	0.7491	18	0.9858	0.6901
imagem28	168	0.9921	0.1227	48	0.9959	0.8488	31	0.9985	0.8693
imagem29	165	0.9868	0.1236	90	0.9928	0.8066	41	0.9973	0.8427
imagem30	210	0.9592	0.0311	27	0.9850	0.5076	16	0.9716	0.5600

Método de Kapur *et al*

Imagem	Limiar Ótimo c/ Equalização e Média	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Equalização e Mediana	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Equalização, Média e Sobel	Medidas de Avaliação	
		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste
imagem01	155	0.9783	0.3261	202	0.9477	0.2058	115	0.9692	0.6640
imagem02	131	0.9689	0.3546	179	0.9661	0.2188	117	0.9711	0.7127
imagem03	150	0.9693	0.3331	187	0.9593	0.3175	136	0.9549	0.5825
imagem04	107	0.9737	0.5538	202	0.9790	0.1474	95	0.9855	0.6968
imagem05	174	0.9728	0.1663	154	0.9730	0.1711	112	0.9708	0.5383
imagem06	175	0.9810	0.1843	203	0.9717	0.1756	112	0.9716	0.7024
imagem07	165	0.9768	0.2498	196	0.9882	0.1235	92	0.9767	0.7929
imagem08	187	0.9555	0.1798	192	0.9585	0.1749	82	0.9862	0.8034
imagem09	182	0.9701	0.2064	183	0.9752	0.2063	123	0.9815	0.7160
imagem10	175	0.9442	0.2467	136	0.9733	0.2729	140	0.9616	0.6147
imagem11	145	0.9603	0.2506	171	0.9542	0.2675	113	0.9626	0.5868
imagem12	109	0.9361	0.4608	141	0.9742	0.4589	132	0.9562	0.6945
imagem13	106	0.9474	0.3738	108	0.9278	0.3367	142	0.9657	0.6097
imagem14	126	0.9707	0.3008	132	0.9691	0.2412	154	0.9619	0.5277
imagem15	193	0.9795	0.1019	239	0.9390	0.1142	144	0.9656	0.5000
imagem16	204	0.8951	0.2311	205	0.8849	0.2296	114	0.9730	0.6244
imagem17	150	0.9835	0.2625	217	0.8843	0.1998	128	0.9679	0.5927
imagem18	178	0.9341	0.3234	175	0.9365	0.3124	118	0.9729	0.6619
imagem19	120	0.9524	0.3287	134	0.9486	0.2525	125	0.9772	0.6477
imagem20	175	0.9666	0.3311	176	0.9651	0.3195	132	0.9553	0.5708
imagem21	172	0.9794	0.1977	172	0.9797	0.1986	158	0.9682	0.6029
imagem22	157	0.9827	0.1613	159	0.9834	0.1613	94	0.9907	0.7628
imagem23	161	0.9767	0.2500	161	0.9747	0.2433	120	0.9756	0.7276
imagem24	158	0.9701	0.2729	160	0.9672	0.2723	142	0.9715	0.6698
imagem25	170	0.9637	0.2204	170	0.9617	0.2184	122	0.9770	0.6780
imagem26	96	0.9370	0.3612	170	0.9765	0.2227	95	0.9863	0.6675
imagem27	218	0.9885	0.0377	219	0.9888	0.0382	28	0.9885	0.7653
imagem28	165	0.9925	0.1418	168	0.9921	0.1248	40	0.9942	0.8649
imagem29	161	0.9854	0.1456	167	0.9842	0.1089	96	0.9924	0.8498
imagem30	209	0.9539	0.0296	209	0.9455	0.0285	16	0.9930	0.5372

Método de Kapur *et al*

Imagem	Limiar Ótimo c/ Eq., Mediana e Sobel	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Eq., Média e Laplaciano	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Eq. Mediana e Laplaciano	Medidas de Avaliação	
		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste
imagem01	163	0.9494	0.6837	65	0.9919	0.7786	27	0.9915	0.8350
imagem02	116	0.9744	0.7126	56	0.9926	0.7997	87	0.9910	0.8468
imagem03	180	0.9136	0.6313	103	0.9831	0.6914	150	0.9620	0.7785
imagem04	90	0.9888	0.7418	34	0.9926	0.7306	48	0.9979	0.8164
imagem05	90	0.9785	0.6121	31	0.9786	0.5960	45	0.9789	0.6865
imagem06	134	0.9647	0.7511	68	0.9905	0.7809	44	0.9901	0.8268
imagem07	100	0.9828	0.7939	51	0.9953	0.8597	47	0.9962	0.8661
imagem08	96	0.9841	0.8393	35	0.9898	0.8162	48	0.9913	0.8664
imagem09	104	0.9846	0.7101	29	0.9946	0.7469	34	0.9970	0.8154
imagem10	124	0.9703	0.6600	38	0.9834	0.6895	51	0.9938	0.7674
imagem11	139	0.9449	0.6316	78	0.9868	0.6259	138	0.9696	0.7527
imagem12	116	0.9637	0.7101	67	0.9843	0.7076	142	0.9729	0.8189
imagem13	132	0.9748	0.6714	67	0.9921	0.7478	72	0.9939	0.8322
imagem14	127	0.9738	0.6086	72	0.9746	0.6682	82	0.9939	0.7790
imagem15	141	0.9725	0.6149	40	0.9814	0.5694	65	0.9903	0.7170
imagem16	128	0.9621	0.7219	56	0.9846	0.6616	42	0.9918	0.7940
imagem17	158	0.9468	0.6884	63	0.9858	0.6664	52	0.9894	0.7967
imagem18	116	0.9710	0.7010	34	0.9854	0.5920	112	0.9776	0.8108
imagem19	123	0.9811	0.7081	37	0.9797	0.6348	56	0.9941	0.7674
imagem20	168	0.9211	0.6085	94	0.9808	0.6869	196	0.9500	0.7770
imagem21	112	0.9803	0.6360	31	0.9858	0.5748	45	0.9881	0.6901
imagem22	84	0.9923	0.7790	28	0.9943	0.6573	47	0.9984	0.8957
imagem23	126	0.9761	0.7094	86	0.9947	0.8869	80	0.9949	0.8897
imagem24	150	0.9693	0.6914	42	0.9974	0.8241	58	0.9978	0.8263
imagem25	111	0.9804	0.7056	45	0.9984	0.8559	45	0.9977	0.8518
imagem26	102	0.9859	0.7417	33	0.9934	0.7478	40	0.9976	0.8419
imagem27	24	0.9914	0.7902	11	0.9472	1.0000	10	0.9947	0.7769
imagem28	43	0.9960	0.8838	21	0.9974	0.8590	23	0.9986	0.9315
imagem29	52	0.9948	0.8307	15	0.9958	0.7964	25	0.9978	0.9213
imagem30	16	0.9900	0.6419	11	0.9689	0.6705	10	0.9680	0.6673

Método de Johanssen e Bille

Imagem	Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo	Medidas de Avaliação	
	c/ Equalização	Uniformidade	Contraste	c/ Eq. e Sobel	Uniformidade	Contraste	c/ Eq. e Laplaciano	Uniformidade	Contraste
imagem01	241	0.9091	0.2191	118	0.9693	0.6434	151	0.9702	0.8071
imagem02	235	0.9339	0.2239	130	0.9710	0.6535	218	0.9657	0.8318
imagem03	243	0.8731	0.2974	164	0.9322	0.4823	149	0.9470	0.6575
imagem04	237	0.9700	0.2078	170	0.9728	0.6693	248	0.9873	0.8605
imagem05	150	0.9702	0.1736	248	0.9455	0.6182	187	0.9681	1.0000
imagem06	212	0.9795	0.1834	118	0.9630	0.6092	134	0.9637	0.7509
imagem07	243	0.9666	0.1498	98	0.9814	0.7570	113	0.9892	0.8978
imagem08	227	0.9827	0.1754	136	0.9732	0.7882	112	0.9895	0.8837
imagem09	140	0.9847	0.1656	182	0.9724	0.6847	221	0.9909	1.0000
imagem10	243	0.8763	0.2983	216	0.9277	0.5992	205	0.9744	1.0000
imagem11	215	0.9432	0.3016	132	0.9548	0.4917	150	0.9466	0.5984
imagem12	221	0.9540	0.4499	80	0.9613	0.6635	225	0.9195	0.6645
imagem13	241	0.9645	0.1878	236	0.9242	0.5378	142	0.9786	0.7414
imagem14	242	0.9745	0.1565	196	0.9338	0.4534	142	0.9746	0.6518
imagem15	241	0.9279	0.1169	228	0.9226	0.4852	224	0.9718	0.7519
imagem16	163	0.9774	0.3302	136	0.9598	0.5458	157	0.9530	0.6974
imagem17	237	0.9162	0.2365	150	0.9558	0.5193	194	0.9335	0.6775
imagem18	247	0.9060	0.3674	130	0.9682	0.5405	139	0.9686	0.6501
imagem19	112	0.9610	0.3642	206	0.9557	0.6085	107	0.9891	0.7411
imagem20	234	0.9358	0.3485	148	0.9498	0.4968	145	0.9488	0.6400
imagem21	191	0.9087	0.6895	230	0.9346	0.5614	117	0.9604	0.6556
imagem22	212	0.9530	0.2948	224	0.9881	1.0000	233	0.9892	0.8461
imagem23	173	0.9778	0.2610	164	0.9695	0.6641	195	0.9832	0.8546
imagem24	179	0.9653	0.2848	178	0.9651	0.6491	121	0.9884	0.7916
imagem25	224	0.9222	0.2695	148	0.9727	0.6654	123	0.9925	0.8559
imagem26	89	0.9433	0.4018	162	0.9769	0.6887	146	0.9844	0.7833
imagem27	242	0.9548	0.0876	96	0.9863	1.0000	42	0.9841	1.0000
imagem28	216	0.9921	0.1728	74	0.9961	0.8591	239	0.9964	1.0000
imagem29	156	0.9871	0.1690	122	0.9911	0.8402	211	0.9934	1.0000
imagem30	212	0.9576	0.0344	42	0.9776	0.7187	21	0.9624	0.5910

Método de Johannsen e Bille

Imagem	Limiar Ótimo Equalização e Média	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo Equalização e Médiana	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Equalização, Média e Sobel	Medidas de Avaliação	
		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste
imagem01	111	0.9745	0.3895	241	0.9171	0.2160	116	0.9690	0.6641
imagem02	121	0.9676	0.3807	235	0.9355	0.2217	150	0.9669	0.7165
imagem03	208	0.9528	0.3229	243	0.8889	0.2902	174	0.9458	0.5861
imagem04	105	0.9737	0.5749	237	0.9682	0.2072	138	0.9827	0.7357
imagem05	161	0.9749	0.1695	150	0.9709	0.1716	218	0.9604	1.0000
imagem06	183	0.9833	0.1858	212	0.9680	0.1742	200	0.9522	0.7259
imagem07	150	0.9770	0.2809	243	0.9757	0.1462	110	0.9762	0.7891
imagem08	224	0.9757	0.1754	223	0.9743	0.1732	248	0.9504	0.8193
imagem09	203	0.9630	0.2282	237	0.9612	0.2882	136	0.9808	0.7287
imagem10	133	0.9733	0.2794	112	0.9618	0.2729	220	0.9427	0.6676
imagem11	190	0.9616	0.2967	217	0.9497	0.2897	130	0.9605	0.5788
imagem12	197	0.9707	0.4528	221	0.9591	0.4351	100	0.9547	0.7178
imagem13	104	0.9473	0.3818	241	0.9405	0.1868	202	0.9583	0.6457
imagem14	118	0.9705	0.3356	242	0.9674	0.1560	226	0.9522	0.5955
imagem15	240	0.9370	0.1171	241	0.9388	0.1152	210	0.9563	0.5921
imagem16	155	0.9838	0.3322	166	0.9799	0.3199	118	0.9723	0.6249
imagem17	157	0.9846	0.2625	162	0.9789	0.2464	210	0.9447	0.6300
imagem18	211	0.9268	0.3584	201	0.9313	0.3531	210	0.9503	0.6964
imagem19	112	0.9513	0.3570	235	0.9341	1.0000	160	0.9746	0.6774
imagem20	53	0.9062	0.5488	234	0.9544	0.3318	150	0.9528	0.5651
imagem21	161	0.9786	0.2155	165	0.9792	0.2106	248	0.9630	0.6726
imagem22	209	0.9539	0.2649	211	0.9530	0.2946	208	0.9889	1.0000
imagem23	210	0.9573	0.2930	246	0.9392	0.3144	158	0.9738	0.7393
imagem24	201	0.9554	0.2925	249	0.8810	1.0000	218	0.9627	0.7316
imagem25	245	0.9158	0.2659	184	0.9567	0.2246	196	0.9650	0.7261
imagem26	96	0.9370	0.3612	224	0.9521	0.2761	180	0.9803	0.7724
imagem27	222	0.9859	0.0405	222	0.9870	0.0402	76	0.9804	1.0000
imagem28	148	0.9926	0.1922	216	0.9919	0.1728	198	0.9764	1.0000
imagem29	147	0.9854	0.1812	216	0.9875	0.1746	246	0.9825	1.0000
imagem30	215	0.9481	0.0393	212	0.9419	0.0334	70	0.9847	1.0000

Método de Johanssen e Bille

Imagem	Limiar Ótimo c/ Eq., Mediana e Sobel	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Eq., Média e Laplaciano	Medidas de Avaliação		Limiar Ótimo c/ Eq. Mediana e Laplaciano	Medidas de Avaliação	
		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste		Uniformidade	Contraste
imagem01	124	0.9684	0.6894	211	0.9853	1.0000	97	0.9896	0.8332
imagem02	134	0.9712	0.7143	179	0.9836	1.0000	123	0.9878	0.8619
imagem03	94	0.9677	0.7147	245	0.9752	0.8115	145	0.9667	0.7722
imagem04	194	0.9785	0.7947	106	0.9890	1.0000	232	0.9964	0.9357
imagem05	206	0.9651	1.0000	73	0.9659	1.0000	92	0.9715	1.0000
imagem06	198	0.9466	0.7649	195	0.9849	1.0000	176	0.9727	1.0000
imagem07	200	0.9581	0.7909	209	0.9838	1.0000	82	0.9949	0.8835
imagem08	110	0.9826	0.8378	92	0.9858	1.0000	131	0.9853	1.0000
imagem09	134	0.9823	0.7388	107	0.9905	1.0000	186	0.9935	1.0000
imagem10	110	0.9744	0.6532	93	0.9731	1.0000	190	0.9891	1.0000
imagem11	104	0.9634	0.6650	240	0.9789	1.0000	112	0.9763	0.7273
imagem12	126	0.9618	0.7088	200	0.9586	1.0000	155	0.9716	0.8230
imagem13	202	0.9655	0.7152	203	0.9879	1.0000	97	0.9937	0.8557
imagem14	210	0.9629	0.6826	123	0.9723	1.0000	90	0.9937	0.7944
imagem15	186	0.9684	0.6648	107	0.9667	1.0000	183	0.9876	1.0000
imagem16	74	0.9780	0.7788	151	0.9749	1.0000	217	0.9710	1.0000
imagem17	88	0.9790	0.7209	176	0.9736	1.0000	223	0.9672	1.0000
imagem18	194	0.9509	0.7288	98	0.9733	1.0000	91	0.9800	0.7896
imagem19	200	0.9731	0.7567	79	0.9738	1.0000	178	0.9917	1.0000
imagem20	158	0.9392	0.6198	189	0.9682	0.7424	146	0.9616	0.7688
imagem21	178	0.9737	0.7089	64	0.9722	0.6856	129	0.9812	1.0000
imagem22	230	0.9903	1.0000	105	0.9940	1.0000	229	0.9977	1.0000
imagem23	204	0.9651	0.7456	247	0.9861	0.9211	154	0.9920	0.9068
imagem24	182	0.9643	0.7139	184	0.9959	1.0000	238	0.9970	0.9296
imagem25	180	0.9705	0.7392	243	0.9967	1.0000	79	0.9974	0.8750
imagem26	182	0.9816	0.7881	103	0.9912	1.0000	237	0.9940	1.0000
imagem27	94	0.9856	1.0000	10	0.9476	0.6575	41	0.9938	1.0000
imagem28	48	0.9962	0.8863	70	0.9957	1.0000	204	0.9965	1.0000
imagem29	118	0.9916	0.8899	61	0.9909	1.0000	184	0.9940	1.0000
imagem30	34	0.9782	0.7504	17	0.9680	1.0000	14	0.9639	0.7298

Referências Bibliográficas

- [ALDU88] ALDUS CORPORATION. *Tag Image File Format specification - Revision 5.0*. EUA, 1988.
- [BANO94] BANON, Gerald Jean Francis & BARRERA, Junior. *Bases da morfologia matemática para a análise de imagens binárias*. Recife, UFPE-DI, 1994.
- [DATA94] DATA TRANSLATION. *Global Lab Image - Image Processing and Analysis Software for Microsoft Windows*. 5. ed. EUA, 1994.
- _____ *Vision-EZ User Manual*. 5. ed. EUA, 1994.
- [DEVI93] DEVITA, Vicent T.; HELLMAN, Samuel; ROSENBERG, Steven A.. *Cancer: principles & practice of oncology*. 4ª edição, J.B. Lippincott Co., Philadelphia, 1993.
- [EKST83] EKSTRON & MICHEL P. *Digital imaging processing techniques*. EUA, Academic Press, 1983.
- [FACO93] FACON, Jacques. *Processamento e análise de imagens*. Argentina, VI Escola Brasileiro-Argentina de Informática, 1993.
- [FANT90] FANTONI, Marc. *Elements de traitement numerique d'images*. Compiègne, Université de Technologie de Compiègne, 1990. (Apostila do curso de doutorado em Engenharia Biomédica)
- [GARC90] GARCIA, Antonio Martin. *Sistema computacional para la ayuda a la clasificación de tumores malignos*. Revista Cubana de Oncologia, 6(2):230-234, 1990.

- [GONZ77] GONZALES, Rafael C. & WINTZ Paul. *Digital image processing*. Massachusetts, Addison-Wesley, 1977.
- [GONZ92] GONZALEZ, Rafael C. & WOODS, Richard E.. *Digital image processing*. Massachusetts, Addison-Wesley, 1992.
- [GRAY77] GRAY, Henry. *Anatomia*. 29. ed. Rio de Janeiro, Guanabara Koogan, 1977.
- [GUYT88] GUYTON, Arthur C. *Tratado de fisiologia médica*. 6. ed. Rio de Janeiro, Guanabara, 1988.
- [JOHA82] JOHANNSEN G. & BILLE J. A threshold selection method using information measures. *6th Int. Conf. Pattern Recognition*. Germany, 140-143, 1982.
- [KAPU85] KAPUR, J.N. *et al.* A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. EUA, 29: 273-285, 1985.
- [KAY92] KAY, D. C. & LEVINE, J. R. *Graphics file formats*. EUA, McGraw-Hill, 1992.
- [LEVI85] LEVINE, M. D. & NAZIF, A. M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. EUA, 7:155-164, 1985.
- [NCI88] National Cancer Institute. *What you need to know about cancer*. 1988
- [OTSU79] OTSU, Nobuyuki. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. EUA, 9: 62-66, 1979.
- [PAVL82] PAVLIDIS, Theodosios. *Algorithms for graphics and image processing*. EUA, Computer Science Press, 1982.

- [PESS92] PESSOA, Lúcio F. C. *Uma metodologia para diagnóstico automático da filariose utilizando imagens microscópicas digitalizadas*. Recife, UFPE, 1992.
- [QUIR96] QUIRINO, Ana Lucia. *Uma metodologia para processamento de imagens de ventrículo esquerdo em hemodinâmica*. Campina Grande, UFPB, 1996.
- [SAHO88] SAHOO, P. K. *et al.* A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. EUA, 41: 233-260, 1988.
- [SANT95] SANTOS, Simone Garçon dos. *Metodologia para detecção de contornos do ventrículo esquerdo em imagens ecocardiográficas*. Curitiba, CEFET-PR, 1995.
- [SOSA90] SOSA, Liliana E.. *Evaluación de métodos de diagnóstico por imágenes en mastología*. *Revista Argentina de Radiología*, 54(2):103-106, 1990.
- [TOUM87] TOUMAZET, Jean-Jacques. *Traitement de l'image sur micro-ordinateur*. Paris, Sybex, 1987.
- [UICC90] International Union Against Cancer. *Manual of clinical oncology*. Editado por D. K. Hossfeld, C. D. Sherman, R. R. Love e F. X. Bosch. 5ª Edição, Springer-Verlag, EUA, 1990.
- [VILA90] VILAR, Guilherme. *Segmentation des images vertebrales obtenues para absorptiometrie biophotonique: analyse de la reproductibilité*. Compiègne, Université de Technologie de Compiègne, 1990 (Tese de doutorado em Engenharia Biomédica).

Bibliografia Consultada

- BALLARD, Dana H. *Computer vision*. New Jersey, Prentice-Hall, 1988.
- DIAS, Ângela Vilhena. *Avaliação de classificadores bayesianos para identificação de células cancerígenas em imagens microscópicas*. Curitiba, CEFET-PR, 1995.
- DUBOVY, J. *Introduction to biomedical electronics*. EUA, McGraw-Hill, 1978.
- HANNING, R. W. *Digital filters*. EUA, Prentice-Hall, 1977.
- IMIA. *Yearbook of medical informatics - advances in an interdisciplinary science*. EUA, Schattauer, 1992.
- JONG, M. T. *Methods of discrete signal and system analysis*. EUA, McGraw-Hill, 1982.
- LEBART, L. *et al. Traitement des données statistiques*. 2. ed. Paris, Bordas, 1982.
- MACOVSKI, Albert. *Medical imaging systems*. EUA, Prentice-Hall, 1983.
- MICROSOFT CORPORATION. *Microsoft Windows - Programmer's reference, volume 1: overview*. EUA, 1992.
- _____ *Microsoft Windows - Programmer's reference, volume 2: functions*. EUA, 1992.
- _____ *Microsoft Windows - Programmer's reference, volume 3: messages, structures and macros*. EUA, 1992.
- _____ *Microsoft Windows - Programmer's reference, volume 4: resources*. EUA, 1992.
- MICROSOFT CORPORATION. *Visual C++ - Reference volume I*. EUA, 1993.
- _____ *Visual C++ - Professional tools user's guides*. EUA, 1993.
- _____ *Visual C++ - Programmer's guides*. EUA, 1993.
- _____ *Visual C++ - Reference volume II*. EUA, 1993.
- _____ *Visual C++ - Reference volume III*. EUA, 1993.
- _____ *Visual C++ - User's guide*. EUA, 1993.

- MONNIER, J. P. *et al.* *Diagnóstico radiológico*. Rio de Janeiro, Masson, s.d.
- NEWMAN, W. M. & SPROULL, R. F. *Principles of interactive computer graphics*. 2. ed. Japão, McGraw-Hill, 1981.
- OPPENHEIM, A. V. & SCHAFER, R. W. *Digital signal processing*. EUA, Prentice-Hall, 1975.
- PRATT, William K. *Digital image processing*. EUA, Wiley Interscience Publication, 1978.
- WALPOLE, Ronald E. *Introduction to statistics*. EUA, Macmillan Publishing Co., 1974.