

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOMÁTICA**

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE
FOTOGRAFIAS A CURTA DISTÂNCIA, NA
DIFERENCIAÇÃO QUANTITATIVA DE MANCHAS DE PELE**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Rodrigo Luiz Antoniazzi

Santa Maria, RS, Brasil

2010

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE
FOTOGRAFIAS A CURTA DISTÂNCIA, NA
DIFERENCIAÇÃO QUANTITATIVA DE MANCHAS DE PELE**

por

Rodrigo Luiz Antoniazzi

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geomática,
Área de Concentração em Tecnologia da Geoinformação,
da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS),
como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Geomática.

Orientador: Professor Dr. José Américo de Mello Filho

**Santa Maria, RS, Brasil
2010**

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Ciências Rurais
Programa de Pós-Graduação em Geomática**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE
FOTOGRAFIAS A CURTA DISTÂNCIA, NA
DIFERENCIAÇÃO QUANTITATIVA DE MANCHAS DE PELE**

elaborada por
Rodrigo Luiz Antoniazzi

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Geomática

COMISSÃO EXAMINADORA:

Prof. Dr. José Américo de Mello Filho
(Presidente/Orientador)

Prof^a. Dr^a. Taciana de Oliveira Dal’Forno

Prof^a. Dr^a. Eleni Bisognin

Santa Maria, 17 de julho de 2010.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me iluminar durante este caminho...

À Universidade Federal de Santa Maria, por proporcionar o aperfeiçoamento profissional e possibilitar o acesso às informações e ao conhecimento.

À minha família. Meu pai Luiz, um homem vencedor, de quem tenho muito orgulho em falar e que soube fazer de seus sonhos as suas realizações com muita luta. À minha mãe, Maria Alda, que me ajudou nas revisões desta dissertação, que me apoiou e que ao lado de meu pai conseguiu construir uma família unida pela lealdade, respeito e amor. Aos meus Avós, pela acolhida nos finais de semana e pelo apoio.

Agradeço a minha noiva Catarine por ter acreditado em meu potencial, pela colaboração, pela compreensão e por ser uma verdadeira amiga e companheira em todos os momentos que passamos juntos.

Ao Professor José Américo de Mello Filho, primeiramente, pela oportunidade concedida, pela confiança depositada, pela orientação, amizade e pelo incentivo.

Ao Professor Argentino José Aguirre, pelo conhecimento transmitido, não só durante as aulas, mas também durante todo o desenvolvimento deste e de outros trabalhos. Agradeço ao Professor pelas várias horas de estudo, de pesquisas em que esteve presente, pela paciência, incentivo, dedicação, amizade e também por estar sempre à disposição.

Aos professores e funcionários do PPGG, sempre compreensivos e que muito contribuíram para este trabalho.

“Ser humilde com os superiores é uma obrigação,
com os colegas uma cortesia,
com os inferiores é uma nobreza.”

Benjamin Franklin

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Geomática
Universidade Federal de Santa Maria

PROCESSAMENTO DIGITAL DE FOTOGRAFIAS A CURTA DISTÂNCIA, NA DIFERENCIAÇÃO QUANTITATIVA DE MANCHAS DE PELE

Autor: Rodrigo Luiz Antoniazzi
Orientador: José Américo de Mello Filho
Data e Local da Defesa: Santa Maria, 17 de julho de 2010.

O câncer de pele é o crescimento anormal e descontrolado das células que compõem a pele. Dispõe-se em formatos diferentes de bordas, cores, tamanhos e simetria, dando origem a diferentes tipos. As formas das manchas de pele são geometricamente irregulares. Como muitas formas na natureza não podem ser explicadas nos moldes da geometria convencional, cientistas desenvolveram a geometria fractal para classificar certos objetos intrincados que não possuem dimensão inteira, mas sim fracionária. A dimensão fractal pode caracterizar conjunto ou objeto, para o conjunto é o número que nos informa o quão densamente o conjunto ocupa o espaço métrico onde ele se encontra e, para o segundo objeto, a irregularidade do seu contorno. As figuras podem ser também diferenciadas por meio do índice de compacidade, do índice de variação de cores e sua forma por meio da primeira excentricidade da elipse. Este conjunto de parâmetros aplicou-se para a diferenciação de manchas de pele. Neste trabalho desenvolveu-se um *software* para estimar a dimensão fractal de manchas de pele (benignas e malignas), estruturado na aplicação do método chamado *Box Counting* para a estimativa da dimensão fractal, o índice de variação de cores para quantificar o número de cores da mancha, o índice de compacidade para avaliar a relação existente entre a área da figura e a área do círculo com mesmo perímetro da figura e a primeira excentricidade da elipse para comparação com uma circunferência. O parâmetro que permitiu diferenciar quantitativamente as manchas de pele foi a dimensão fractal.

Palavras-chaves: câncer de pele, dimensão fractal, índice de variação de cores, índice de compacidade, primeira excentricidade da elipse, fotointerpretação digital.

ABSTRACT

Master Dissertation
Post-Graduate Course in Geomatics
Federal University of Santa Maria

PROCESSAMENTO DIGITAL DE FOTOGRAFIAS A CURTA DISTÂNCIA, NA DIFERENCIAÇÃO QUANTITATIVA DE MANCHAS DE PELE

Author: Rodrigo Luiz Antoniazzi
Adviser: José Américo de Mello Filho
Santa Maria, July 17th, 2010.

The skin cancer is the abnormal and uncontrolled growth of the cells that compose the skin, disposing in formats different from borders, colors, sizes and symmetry creating different types. In general lines, the forms of the stains are geometrically irregular. As many forms in the nature cannot be explained in the molds of the conventional geometry, scientists developed the geometry fractal to classify certain objects that don't possess dimension whole, but fractional. The dimension fractal can characterize group or object, for the first it is the number that informs us how densely the group it occupies the metric space where he meets and for the second, the irregularity of your contour. The illustrations can be also differentiated through the index of compactness, in the index of variation of colors and your way through the first idiosyncrasy of the ellipse. This group of parameters was applied for the differentiation of skin stains. In this work grew a software to esteem the dimension fractal of skin stains (benign and malignant) using the called method Box Counting for the estimate of the dimension fractal, the index of variation of colors to quantify the number of colors of the stain, the index of compactness to evaluate the existent relationship between the area of the illustration and the area of the circle with same perimeter of the illustration and the first idiosyncrasy of the ellipse for comparison with a circumference. The parameter that allowed to differentiate the skin stains was the dimension fractal.

Key words: skin cancer, dimension fractal, index of variation of colors, index of compactness, first idiosyncrasy of the ellipse, digital photointerpretation.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Ilustração de manchas de pele benignas e malignas, conforme a regra ABCD.....	23
Figura 2 – Diferenciação de tipos de manchas de pele por meio da variação de cores.....	27
Figura 3 – Diferenciação das manchas de pele por meio da borda	28
Figura 4 – Estrutura de um arquivo <i>bitmap</i>	31
Figura 5 – Estrutura do cabeçalho (<i>fileheader</i>)	31
Figura 6 – Estrutura do cabeçalho (<i>fileheader</i>)	32
Figura 8 – Ilustração do conceito de dimensão do Espaço Euclidiano até R3	35
Figura 9 – Sobreposição da malha quadrada à imagem.....	38
Figura 10 – Segunda iteração de sobreposição da malha quadrada à imagem.....	38
Figura 11 – Gráfico $\text{Log}(N(L)) \times \text{Log}(1/L)$	39
Figura 12 – Pixel pertencente a uma vizinhança 4.....	40
Figura 13 – Pixel pertencente a uma vizinhança diagonal.	40
Figura 14 – Representação de uma vizinhança 8.	40
Figura 15 – Imagem (esquerda) Bitmap de 24 bits, e imagem (direita) depois do processo de detecção de bordas e limiarização.....	41
Figura 16 – Histograma de bipartição de imagem em tons de cinza.	44
Figura 17 – Imagem em nuance de cinza.	45
Figura 18 – Imagem em nuance de cinza limiarizada.	45
Figura 19 – Imagem de câncer de pele maligno inicial para processamento.	52
Figura 20 – Imagem limiarizada.....	53
Figura 21 – Imagem processada.	53
Figura 22 – Imagem (esquerda) mancha benigna, e imagem (direita) mancha maligna.....	63

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – Resultados encontrados ao analisar a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas benignas.	54
QUADRO 2 – Resultados encontrados ao analisar a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estimativas para o ano 2008 das taxas brutas de incidência por 100.000 e de número de casos novos por câncer, em homens, segundo localização primária no Brasil.....	17
Tabela 2 – Estimativas para o ano 2008 das taxas brutas de incidência por 100.000 e de número de casos novos por câncer, em mulheres, segundo localização primária no Brasil. ...	17
Tabela 3 – Estimativas para o ano 2008 das taxas brutas de incidência por 100.000 e de número de casos novos por câncer, em homens, segundo localização primária na região: Sul... ..	17
Tabela 4 – Estimativas para o ano 2008 das taxas brutas de incidência por 100.000 e de número de casos novos por câncer, em mulheres, segundo localização primária na região: Sul.	17

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Objetivos	14
1.2 Justificativa	14
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1 O câncer de pele	16
2.1.1 O câncer de pele no Brasil.....	17
2.1.2 O câncer de pele no Rio Grande do Sul.....	22
2.2 Tumores cutâneos	22
2.3 Processamento de Imagens	23
2.4 Análise Digital de Imagens	24
2.5 Descrição de áreas	25
2.6 Descritor de cor	26
2.7 Reconhecimento de padrões através da borda	27
2.8 Formato da imagem digital	29
2.8.1 Conceitos básicos	29
2.8.2 O formato de imagem bitmap.....	30
2.8.2.1 Estrutura interna do bitmap	30
2.8.2.2 Cabeçalho do arquivo	31
2.8.2.3 Cabeçalho da imagem.....	31
2.8.2.4 Paleta de cores	32
2.8.2.5 Área de dados da imagem.....	33
2.9 Geometria Euclidiana e Geometria Fractal	33
2.9.1 Geometria Euclidiana.....	33
2.9.2 Geometria Fractal.....	36
2.10 Método <i>Box Counting</i> para a estimativa da Dimensão Fractal	37
2.11 Detecção de bordas	39
2.12 Algoritmo Prewitt	41
2.13 Limiarização	43
2.14 Intervalo de confiança estatístico de uma população	45
2.14.1 Medidas de Tendência Central	46
2.14.1.2 Média Aritmética.....	46

2.14.1.3 Variância.....	46
2.14.2 Estimação de parâmetros	47
2.14.2.1 Estimação por intervalo para média	47
3 MÉTODOS E TÉCNICAS	49
3.1 Materiais.....	49
3.1.1 <i>Hardware</i>	49
3.1.2 <i>Software</i>	49
3.1.3 Fotografias de manchas de pele.....	49
3.2 Métodos	49
3.2.1 Processamento das manchas	50
3.2.2 Formatos utilizados para as imagens	51
3.2.3 Parâmetros Estatísticos Aplicados.....	51
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	52
4.1 Dimensão fractal das manchas	61
4.2 Índice de variação de cores	62
4.3 Índice de compacidade	63
4.4 Primeira excentricidade da elipse	64
5 CONCLUSÃO.....	67
5.1 Recomendações	68
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	69

1 INTRODUÇÃO

Hoje, é raro encontrar quem não saiba que a exposição excessiva aos raios solares aumenta, e muito, a incidência de câncer de pele, especialmente nos indivíduos de pele muito clara. O fato é que tomar sol provoca uma sensação bastante agradável para as pessoas. A pele bronzeada adquire uma aparência teoricamente mais saudável e as pessoas sentem-se mais bonitas e atraentes. No entanto, são cumulativos os danos na pele causados pelo sol, especialmente pela exposição direta aos raios ultravioleta.

Quanto mais frequente e duradoura tiver sido a exposição ao sol na infância e na juventude, maior é a possibilidade de ocorrerem manchas e tumores malignos.

Apesar de esse fato ser conhecido praticamente por todos, é muito difícil uma pessoa convencer-se que a mudança de comportamento na exposição ao sol é fundamental para evitar problemas cutâneos.

Praias, piscinas e represas estão sempre lotadas de gente nos horários em que o sol pode provocar lesões importantes na pele. Este comportamento é prova irrefutável de que esse tipo de informação não é levado muito a sério.

As manchas de pele têm as mais variadas formas irregulares e cores. Pode-se afirmar que sua presença não responde a um único fator, e que sua geração é espontânea e aleatória.

As formas regulares são estudadas pela geometria euclidiana. Às figuras são atribuídas dimensão inteira conforme ocupam o lugar no espaço, portanto, dessa teoria ficam de fora as figuras que apresentam contornos irregulares.

No século passado surge a geometria fractal, uma das mais recentes áreas da Matemática, que permite estudar objetos do mundo real de figuras com contornos irregulares, que não seguem leis matemáticas de funções contínuas, e que apresentam grande complexidade. As formas que não seguem funções contínuas, geralmente, estão ligadas à natureza e ao desenvolvimento da vida. A geometria fractal veio complementar a geometria euclidiana.

Pesquisadores sobre este tema recente da matemática buscam entender a sua complexidade, em muitos casos por gerar objetos de grande beleza, sem dar ênfase à sua aplicabilidade.

A evolução da tecnologia, principalmente da informática e da eletrônica, vem transformando o mundo atual em um sistema altamente informatizado. Percebe-se

nitidamente que as máquinas ocupam um espaço considerável na sociedade, substituindo principalmente os trabalhos rotineiros e de esforço do ser humano. Com a possibilidade de realizar milhões de cálculos por segundo, os sistemas computacionais (*hardware* e *software*) podem, entre outras aplicações, identificar, classificar e determinar características, de diferentes tipos de objetos, de forma rápida e precisa, o que para os seres humanos seria demorado ou muito cansativo.

Os fractais, segundo Gusmán et al (1993), foram sistematizados por Benoit Mandelbrot, para classificar certos objetos intrincados aos quais não é possível atribuir dimensão euclidiana (inteira), havendo a necessidade de introdução de dimensão fracionária.

Os fractais apresentam uma infinidade de formas diferentes, posto que não existe uma aparência única. Alguns fractais, tecnicamente, são objetos em que sua dimensão fractal não varia com a modificação da sua escala e também uma parte da mesma representa o todo, ou seja, tem cópias de si mesmo em seu interior. As figuras que apresentam estas características possuem a propriedade de auto semelhança.

A geometria fractal é também designada como a geometria da natureza, devido às muitas formas encontradas na natureza que não podem ser explicadas nos molde da geometria convencional, sendo necessária para isso uma matemática especial que os explique e os caracterize. Na natureza, a maioria dos fenômenos apresenta contornos que não podem ser explicados por funções diferenciáveis, portanto, fogem do alcance da matemática convencional que estuda funções que admitem derivadas em todos os pontos. Isto foi mais um fator que propiciou a intensificação do estudo da geometria fractal.

O emprego dos conceitos da geometria fractal para caracterização de texturas é uma área nova e promissora, pois através da estimativa da dimensão fractal de figuras é possível identificar e classificar esses objetos de forma eficiente.

Uma das características dos objetos fractais é sua dimensão fractal e existem várias fórmulas que permitem a sua determinação, tanto de objetos fractais como de figuras da geometria euclidiana. No entanto, nem todas elas podem ser aplicadas a qualquer tipo de estrutura. Isso ocorre por que cada fórmula baseia-se num tipo de relação diferente das variáveis levadas em consideração aos objetos analisados e, portanto, podem gerar resultados diferentes para um mesmo objeto.

Uma maneira de determinar a dimensão fractal de figuras planas é por meio da análise e processamento de sua fotografia digital tomada a curta distância. As fotografias usadas até hoje para determinar propriedades quantitativas de objetos são aquelas obtidas em câmaras métricas instaladas em avião que permitem captar áreas relativamente grandes. Na

Dermatologia, as análises de imagens digitais de lesões cutâneas são realizadas utilizando fotos de exame dermatoscópico. Também conhecida como microscopia de superfície, a dermatoscopia é uma técnica que permite a visualização de estruturas dérmicas *in vivo*, com aumento em geral de 10 vezes.

As fotografias digitais tomadas a curta distância integradas ao processamento digital de imagens permitem, de maneira rápida e precisa, determinar características de objetos.

Na Dermatologia, a análise da dimensão fractal para diferenciação de lesões benignas e tumores cutâneos vem sendo utilizada desde 1996, com resultados conflitantes.

1.1 Objetivos

Dentro deste contexto, o objetivo do trabalho consiste em analisar diferentes tipos de manchas de pele, matematicamente, por meio da dimensão fractal, do índice de variação de cores, do índice de compacidade e da primeira excentricidade da elipse e comparar aos resultados já existentes na literatura.

Com este fim, desenvolveu-se um programa computacional em linguagem computacional *C++* complementado com a linguagem *Delphi* orientado a objetos para ambiente *Microsoft Windows*.

Utilizam-se técnicas de processamento de fotografias digitais tomadas a curta distância. Salienta-se que se deu mais ênfase à parte matemática e processamento de imagens digitais do que à parte médica das manchas.

Os parâmetros analisados extraem-se a partir de uma base de dados (<http://www.dermatlas.com/derm/>) que contem imagens de diferentes tipos de manchas de pele e seus respectivos diagnósticos.

1.2 Justificativa

A fotointerpretação usa, como material mais importante, fotografias de diferentes tipos, geralmente tomadas de distâncias grandes como as obtidas por câmaras montadas em plataforma instalada em avião ou de imagens de satélites artificiais. Na sua maioria, as

fotografias aéreas estão orientadas para levantamento de recursos naturais ou monitoramento temporal do uso da terra.

A pesquisa foi desenvolvida com o intuito de aplicação deste tipo de fotografia (curta distância) fora de levantamentos de recursos naturais, e sem os rigores exigidos pela fotogrametria.

Para profissionais da área médica, existe a possibilidade de quantificar estes critérios, principalmente os que dizem respeito à borda e às cores, aplicando os princípios da geometria fractal para o primeiro critério e a potencialidade dos sistemas computacionais referente à sua capacidade de discriminação de cores. Por outro lado, em todas as atividades humanas, existe a tendência de automatizar todo o processo de análise e, ao mesmo tempo, procurar uma ótima relação custo-benefício.

Dentro deste contexto, escolheu-se então, manchas de peles para desenvolver um método semiautomático para diferenciar os critérios expostos anteriormente, haja vista que, principalmente, o contorno das manchas benignas e das malignas é, do ponto de vista geométrico, irregular.

Desta forma, com este estudo, pretende-se acrescentar mais dados na literatura existente.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 O câncer de pele

Segundo Sampaio (1981), dos tumores existentes, o câncer da pele é o mais frequente. Câncer de pele é mais comum em indivíduos com mais de 40 anos, sendo relativamente raro em crianças e negros, com exceção daqueles que apresentam doenças cutâneas prévias ou alterações genéticas.

O câncer de pele, segundo a SBD, é o crescimento anormal e descontrolado das células que compõem a pele. Essas células dispõem-se formando camadas e, dependendo da camada afetada, têm-se os diferentes tipos de câncer. Os mais comuns são os carcinomas basocelulares e os espinocelulares; o mais perigoso é o melanoma.

O carcinoma basocelular é o tipo mais frequente, e representa aproximadamente 70% dos casos. É mais comum após os 40 anos, em pessoas de pele clara. Seu surgimento está diretamente ligado à exposição solar acumulada durante toda a vida. Apesar de não causar metástase, pode destruir os tecidos à sua volta, atingindo até cartilagens e ossos.

Já o carcinoma espinocelular é o segundo tipo mais comum de câncer de pele, pode se disseminar por meio de gânglios e provocar metástase. Entre as suas causas, está a exposição prolongada ao sol (principalmente sem a proteção adequada), o tabagismo, a exposição a substâncias químicas como arsênio e alcatrão, e as alterações na imunidade.

O melanoma é o tipo mais perigoso, com alto potencial de produzir metástase. Pode levar à morte se não houver diagnóstico e tratamento precoces. É mais frequente em pessoas de pele clara e sensível. Normalmente, inicia-se como uma pinta escura. O diagnóstico do melanoma é feito principalmente através de pintas preexistentes, que mostram sinais como mudança de cor e aspecto. O melanoma, segundo a SBD (2009), apresenta forma assimétrica (A), bordas irregulares (B), cor negra ou mista (C), e diâmetro (D) maior que 6 mm. Se a pessoa tiver uma pinta dentro desse perfil, a visita ao médico é primordial e o tratamento é sempre cirúrgico.

2.1.1 O câncer de pele no Brasil

No Brasil, pele bronzeada é sinônimo de beleza e saúde. No entanto, especialistas da Sociedade Brasileira de Dermatologia (SBD) advertem: a exposição ao sol de forma inadequada pode trazer inúmeros prejuízos à pele e ainda é a responsável pelo câncer de maior incidência no Brasil – o câncer de pele.

Estimativas do Instituto Nacional do Câncer – INCA (2009) prevêm aproximadamente 120.000 novos casos por ano. Em 2003, segundo dados das Estimativas de Incidência e Mortalidade do Instituto Nacional de Câncer, o câncer de pele melanoma atingiu 4.370 pessoas sendo responsável por 1.125 óbitos no Brasil. Nos Estados Unidos, foi o câncer de aumento mais expressivo, tendo sua incidência quase triplicada nas últimas quatro décadas. O INCA (2009) registrou 115 mil novos casos de câncer de pele não melanoma no Brasil em 2008. Os registros da doença na região Sul e Sudeste são de mais de 5 mil casos de câncer de pele melanoma e mais de 76 mil não-melanoma. O número de casos novos de câncer de pele não melanoma estimados para o Brasil no ano de 2008, foi de 55.890 entre homens e de 59.120 nas mulheres. Estes valores correspondem a um risco estimado de 59,16 casos novos a cada 100 mil homens e 60,70 para cada 100 mil mulheres, conforme Tabela 1 e Tabela 2.

O câncer de pele não melanoma é o mais incidente em homens para a maioria das regiões do Brasil, com um risco estimado de 82 por 100.000 na região Sul (Tabela 3), 68 por 100.000 na região Sudeste, 47 por 100.000 na região Nordeste e 27 por 100.000 na região Norte; enquanto que na região Centro-Oeste (45 por 100.000) é o segundo mais frequente. Nas mulheres é o mais frequente nas regiões Sul (82 por 100.000), como mostrado na Tabela 4, Centro-Oeste (64 por 100.000), Nordeste (53 por 100.000) e Norte (28 por 100.000); enquanto que, na região Sudeste (64 por 100.000), o mesmo é o segundo mais frequente.

Quanto ao melanoma, sua letalidade é elevada, porém sua incidência é baixa (2.950 casos novos em homens e 2.970 casos novos em mulheres). As maiores taxas estimadas em homens e mulheres encontram-se na região Sul.

Os estados com maior incidência da doença são Santa Catarina, Rio Grande do Sul, São Paulo, Rio de Janeiro, Ceará, Piauí e Rio Grande do Norte, sendo Santa Catarina com a maior ocorrência, 131 casos para cada 100 mil habitantes.

A alta frequência da doença levou a Sociedade Brasileira de Dermatologia a criar, em 1999, o Programa Nacional de Controle do Câncer da Pele (PNCCP). Desde então, a SBD vem realizando ações com o objetivo de diminuir, em longo prazo, a ocorrência da doença no

Brasil. Para isso, a entidade promove campanhas informativas para médicos de atenção primária, colabora com as secretarias estaduais de saúde na produção de filtro solar gratuito para a população e participa de discussões na Agência Nacional de Vigilância Sanitária e no Ministério da Saúde sobre a regulamentação do bronzamento artificial.

2.1.2 O câncer de pele no Rio Grande do Sul

O estado do Rio Grande do Sul por suas características étnicas, com predominância de indivíduos de pele clara, e pelo grande número de pessoas dedicadas a atividades agrícolas (portanto com maior exposição à radiação solar), apresenta uma população de alto risco para o câncer de pele, havendo, portanto, uma alta incidência de casos. Por exemplo, em Porto Alegre, no ano de 1991, foram registrados 529 casos de carcinomas de pele – carcinoma basocelular e carcinoma espinocelular – (42 por 100.000) e 61 casos de melanoma (5,5 por 100.000). Mantendo essa proporção, e desconsiderando a possibilidade existente de subnotificação, constataram-se para o Rio Grande do Sul pelo menos 4000 novos casos de carcinomas e 500 casos de melanoma no ano de 1996.

Com relação ao melanoma, tem-se constatado um aumento anual no número de casos no Rio Grande do Sul, pois, os dados disponíveis sobre mortalidade por esse tumor mostram que o coeficiente por 100.000 aumentou de 0,58 para 1,65 em dez anos, ou seja, quase triplicou em uma década.

A cidade de Rio Grande possui uma média de 25% de incidência de câncer de pele acima da média nacional.

2.2 Tumores cutâneos

A pele humana apresenta uma variedade de tumores variável de pessoa a pessoa. Aquelas que apresentam um crescimento desordenado de células e que podem se disseminar para outros tecidos e órgãos do corpo recebe o nome de tumor maligno. Entretanto, quando as células se multiplicam vagarosamente, criando uma massa localizada de células que se assemelham ao tecido original, tem-se um tumor benigno, segundo o Instituto Nacional do Câncer (2006).

Para realizar a identificação (qualitativa visual) do câncer de pele precisa-se observar suas características.

Os não melanomas apresentam feridas ou nódulos locais, já os melanomas se manifestam como uma pinta escura assimétrica, com bordas irregulares, cor variada e diâmetro superior a 6mm (salienta-se que a SBD estabelece diâmetro superior a 8mm), ou seja, são caracterizados pela regra ABCD (Assimetria, Borda, Cor e Diâmetro) do melanoma, SBD (2009).

As ilustrações da figura 1 mostram a diferenciação clínica entre manchas malignas e benignas.



Figura 1 – Ilustração de manchas de pele benignas e malignas, conforme a regra ABCD.

Fonte: <http://netsim.fm.usp.br/cadapele>, 2009.

Nos últimos anos, a avaliação de lesões de pele com o objetivo de diferenciação de tumores benignos e malignos é realizada através do exame dermatoscópico, uma ferramenta que aumenta a acurácia diagnóstica.

Conforme Kopf et al (1987) apud Piantanelli et al (2005), o diagnóstico precoce de lesões de pele é indispensável para aumentar a probabilidade de cura e diminuir o índice de mortalidade das pessoas afetadas por esta doença.

Para este propósito, existe um interesse crescente em técnicas com diagnóstico precoce, utilizando diferentes algoritmos semi-automáticos, baseados na análise de vários elementos do exame dermatoscópico, segundo Soyer et al (2001) apud Piantanelli.

Em geral, a avaliação clínica da irregularidade das lesões ainda são executadas utilizando a regra do ABCD (Stolz et al,1994), método em que ainda há grande dependência do observador.

Piantanelli et al. (2005), aplicaram a propriedade da geometria fractal para análise do contorno de lesões de pele pigmentada afirmando que a análise fractal pode prover uma medida objetiva da irregularidade do contorno da lesão, evitando a influência do observador.

Os autores utilizaram 110 imagens suspeitas de serem lesões de pele malignas. Das 110 imagens, 22 eram melanomas, 87 eram nevos melanocíticos e uma era lentigo simples.

Essas imagens foram obtidas através de um sistema chamado *SkinLab* e, posteriormente, transferidas para uma câmera provida de CCD e, por fim, transferidas para um computador.

As imagens captadas, segundo os autores, tiveram as seguintes características: resolução radiométrica de 24 *bits* e resolução geométrica de 1524 pixels x 1012 pixels.

A estimativa da dimensão fractal das imagens foi realizada por meio do método *box counting*. Os resultados da dimensão fractal permitiram separar as imagens em três grupos: nevo comum (nevo comum + 1 lentigo simples), nevo displásico e melanoma.

Essa diferenciação, os autores obtiveram aplicando análise de variância (anova) ao nível de significância de 5%.

Os autores concluem que a análise fractal é um parâmetro útil para o diagnóstico de melanoma, apesar de ser novo. Os resultados obtidos pelos autores permitiram discriminar nevo melanocítico comum de melanoma, melhorando a precisão do diagnóstico precoce. Além disso, foi possível notar um aumento significativo da dimensão fractal entre lesões benignas e malignas, resultados consistentes com a regra comumente usada por um clínico experiente.

Os autores afirmam ainda, que as propriedades fractais das lesões de pele pigmentadas poderiam representar uma nova e interessante ferramenta para o diagnóstico de melanomas.

Gilmore et al (2009) salientam que nas últimas décadas houve um aumento da incidência de melanomas, tornando-se um problema de saúde pública nos países ocidentais. O diagnóstico precoce é crítico para reduzir a mortalidade e aumentar a sobrevivência das pessoas afetadas por esta enfermidade, conceito coincidente com Piantanelli et al (2005).

Os autores afirmam que a dermatoscopia é um exame que serve para avaliar lesões cutâneas e prevenir alguns tipos de câncer de pele, diferenciando as lesões benignas das lesões de risco. Este método pode ser auxiliado por meio de *softwares*, principalmente para evitar a ambiguidade de uma análise visual feita tanto por um profissional experiente quanto inexperiente.

Os mesmos autores citam que a análise da lacunaridade pode ser aplicada a objetos que não possuem a propriedade de auto-semelhança, e podem ser aplicados em diversas áreas como: ecologia, geologia, radiologia e dermatologia. A lacunaridade quantifica padrões que modificam sua estrutura com a mudança de escala. Imagens dermatoscópicas de lesões melanocíticas apresentam multi-texturas e multi-cores, portanto, podem ser analisadas por meio da lacunaridade.

Segundo os autores, a lacunaridade consiste no grau de invariância à translação que um fractal apresenta e, que por meio desta, é possível quantificar a homogeneidade de uma imagem ou de parte dela, de modo a torná-la comparável a outras imagens.

O valor da lacunaridade pode ser correlacionado com a entropia, assimetria com relação ao eixo principal, irregularidade de bordas e contraste de imagens. Todos estes parâmetros são discriminantes na diferenciação automática de lesões benignas e melanomas.

Os valores da lacunaridade encontrados por Gilmore et al (2009), mostraram que, para melanomas, os valores foram maiores que para os não melanomas. Baseados nestes resultados propuseram que, a lacunaridade pode ser utilizada com mais um parâmetro, independente do observador, para o diagnóstico de melanoma, combinada com o diâmetro médio.

O método usado por Gilmore et al (2009), consistiu em identificação visual da lesão melanocítica. A lacunaridade foi calculada em imagens de 8 *bits* no formato *JPEG*.

Para uma melhor compreensão da lacunaridade, achou-se oportuno ampliar o conceito dado por Gilmore et al (2009) incluindo o conceito descrito por Gardner et al (1996).

Conforme Plotnick & Gardner et al (1996), a lacunaridade pode ser entendida como um complemento da dimensão fractal, uma vez que descreve a textura de um fractal ou da estrutura de uma figura geométrica qualquer. A lacunaridade é obtida medindo-se a distribuição espacial dos vazios existentes na imagem que quantifica a homogeneidade da imagem. Se uma imagem de propriedades fractais tem grandes vazios, ela tem alta lacunaridade. Diversos fractais podem ser construídos, com a mesma dimensão, porém, de aparências bem distintas, pois eles apresentam diferentes padrões de lacunaridade.

Voltando ao trabalho de Gilmore et al (2009), a análise sobre os padrões de lacunaridade não é baseada em uma única medida, mas através de gráficos que revelam a

variação da textura ao longo das escalas. Enfim, é uma medida de heterogeneidade espacial que está diretamente relacionada à escala, onde mede o desvio de uma estrutura geométrica em relação à invariância.

Em outras palavras, traça um perfil gráfico da permeabilidade de uma estrutura geométrica.

No mesmo sentido que Gilmore et al (2009), Ben Wu e Sui (2002), a partir de análise dos padrões de lacunaridade, apresentaram um algoritmo baseado em uma caixa deslizante de tamanho "r", que inicialmente está situada em um canto da imagem a ser analisada (uma imagem binária). A partir deste ponto, a massa "S" (o número de pixels ocupados pela caixa em cada ponto) é determinada. A caixa é sistematicamente deslocada sobre a imagem, *pixel a pixel*, e a massa "S" é definida para cada uma dessas caixas que se sucedem. Nesse algoritmo, a lacunaridade para uma caixa de tamanho r é definida como:

$$L = 1 + (\text{var}(S)/E^2(S)),$$

onde:

- E(S) é a média;
- var(S) é a variância dos valores das massas das caixas de tamanho "r".

Para Gilmore et al (2009) e Gardner (1996), uma baixa lacunaridade, em geral, significa homogeneidade, enquanto alta lacunaridade significa heterogeneidade. Reforça-se que, quanto maior a lacunaridade, maior a variação na maneira com que os pixels estão preenchidos em uma imagem. Em outras palavras, um alto valor da lacunaridade significa que existem agrupamentos de pixels com preenchimento heterogêneo, ou considerável heterogeneidade na forma com que os pixels se agrupam na imagem.

Gilmore et al (2009) analisaram 312 imagens dermatoscópicas de lesões de pele obtidas no Departamento de Dermatologia da Universidade Médica de Graz (Áustria). As fotografias corresponderam a pacientes Caucasianos, uma fotografia por paciente. Dessas 312 imagens analisadas, 111 foram consideradas lesões benignas por um especialista, com mais de 15 anos de experiência em dermatologia, usando o critério de padrão de diagnóstico dermatoscópico.

As 111 lesões consideradas benignas não foram consideradas para um segundo estudo, restando 201 lesões. Das 201 lesões, todas foram examinadas microscopicamente por

especialistas usando o critério histopatológico padrão. Neste caso, foram diagnosticadas 102 lesões como melanoma e as outras 99 como lesões displásicas.

Para a análise computacional, os arquivos foram recortados em retângulos ou quadrados, de maneira que o comprimento mínimo da imagem fosse de 120 *pixels*. Por último, foram controladas a equalização e o brilho da imagem, analisando-se o histograma correspondente.

Os autores, para determinar se havia diferença significativa de sua dimensão fractal e da propriedade de auto-semelhança, entre os grupos analisados, aplicaram o coeficiente de correlação de Pearson e o teste não paramétrico de Kruskal-Wallis e Wilcoxon Rank Sum.

Foram avaliadas a lacunaridade de todas as imagens nos espectros: vermelho, verde e azul, para três diferentes tamanhos de imagens. Obtiveram-se valores diferentes para pares de amostras: nevo displásico e nevo benigno, melanoma e nevo benigno, melanoma e nevo displásico e melanoma e não melanoma. Os resultados obtidos foram que: 91% dos melanomas tiveram o valor da lacunaridade maior do que 1,0275 enquanto que 61% de não melanomas tiveram o valor menor do que 1,0275.

Para discriminar nevo displásico de nevo benigno o valor de lacunaridade foi de 1,0175. Para discriminar nevo displásico de melanoma o valor de lacunaridade foi de 1,0425. Os autores realizaram, para toda a amostra, um diagnóstico exato quando adotaram valores de 0,66, 0,40 e 0,76 para, respectivamente, nevo benigno, nevo displásico e melanoma.

Os mesmos autores determinaram a dimensão fractal das amostras e o grau de auto-semelhança, encontrando diferença significativa entre os grupos: nevo benigno e melanoma, onde a dimensão fractal foi menor do que dois.

Finalmente, os autores concluíram que a análise da lacunaridade é um método potencialmente útil para avaliar lesões melanocíticas. Porém, salientam que os resultados encontrados foram satisfatórios, mas que o algoritmo não diferenciou corretamente melanoma de não melanoma. O algoritmo, portanto, não oferece qualquer vantagem para diferenciar lesões de difícil diagnóstico.

2.3 Processamento de Imagens

Desde 1964 a diversidade de técnicas de processamento de imagens vem crescendo vigorosamente. Tais técnicas melhoram a informação visual, facilitando a análise e a interpretação humana, segundo Gonzalez & Woods (2000). No campo da medicina, elas possibilitam a identificação, o realce e a classificação de estruturas de interesse clínico.

Atualmente, a utilização de modos computacionais que trabalham com a associação de técnicas de extração e identificação de características em imagens, com conceitos de Redes Neurais Artificiais (RNAs), vêm trazendo resultados satisfatórios no auxílio à detecção do câncer de pele. Através da extração de informações relevantes, uma RNA treinada pode auxiliar dermatologistas e oncologistas no reconhecimento precoce deste tipo de câncer, segundo Cardon, Müller & Vaux (2004).

Conforme Mascarenhas & Velasco (1988), durante o processo de análise e identificação de imagens, é necessária a extração de medidas, características ou informação de uma dada imagem. Para isso, pode ser utilizada a técnica de segmentação, que consiste na subdivisão da imagem em partes ou objetos constituintes, permitindo a identificação de diferenças entre duas ou mais partes de um mesmo objeto, a discriminação de suas partes e a separação do objeto e o plano de fundo da imagem. Esta técnica possibilita a extração de características importantes da imagem, tais como bordas, texturas, cores ou métrica. Posteriormente, efetua-se a classificação das imagens a partir das características e representações obtidas pelas etapas anteriores do processamento.

2.4 Análise Digital de Imagens

A análise digital de imagens é uma área que desperta crescente interesse por facilitar a identificação e classificação de informações extraídas de uma cena. Métodos de reconhecimento e classificação de imagens são amplamente empregados em áreas como medicina, microscopia, sensoriamento remoto, controle de qualidade, dentre outras, segundo Albuquerque (2009).

Num sistema de classificação, conforme Bourke (2008), a análise de imagens tem por finalidade extrair informação suficiente para possibilitar a distinção de áreas com características diferentes. Esta tarefa, apesar de básica, reveste-se de elevado grau de complexidade, pois tenta reproduzir o sofisticado processo de classificação e reconhecimento realizado pela visão humana.

No reconhecimento de padrões em imagens, conforme Nunes (2001), as características mais empregadas são: a cor e o contorno. A quantificação destas características permitirá a identificação e a classificação de padrões com precisão, Gonzalez (2000). A classificação baseada apenas na cor é a forma mais simples. Já a classificação por contorno envolve maior complexidade. Segundo Seara (1998), vários métodos para classificação de imagens, empregando características de contorno, têm sido propostos entre os quais se destacam: a transformada de Fourier, a técnica de Sobel, de Roberts e o operador Laplaciano.

A diferenciação de manchas de pele também já foi aplicada na dermatologia em imagens digitais. Neste sentido, Cascinelli et al (1992), conseguiram diferenciar com eficiência lesões pigmentadas benignas e malignas, através da escolha de um valor de *threshold* apropriado para análise de textura e cor. O sistema aplicado foi de utilidade para auxiliar clínicos sem experiência no diagnóstico de lesões de pele. Entretanto, Cross et al (1995), estabelecem que a dimensão fractal de lesões de pele foi maior do que a dimensão topológica, indicando que a lesão de pele possui uma estrutura fractal. A análise em conjunto de ambas as dimensões (topológica e fractal) por meio da estatística multivariada, permitiu concluir que, em 45% dos casos, houve um diagnóstico correto. Para os autores, a dimensão fractal das bordas das lesões não é um parâmetro que permita discriminar nevos melanocíticos de melanomas malignos.

Segundo Blum et al (2004), a análise de três parâmetros sobre imagens digitais com diâmetro menor ou igual a 12 mm, permitiu uma diferenciação clara entre lesões melanocíticas e melanomas malignos, com exatidão de 84%. Enquanto que aplicando a regra do ABCD, chegou-se a uma exatidão de 78%. Ambos os métodos foram comparados com os resultados obtidos por dermatoscopia. Entretanto, o diagnóstico por algoritmo ainda requerer um profissional experiente para sua aplicação.

Christensen et al (2010) concluem com 77% de exatidão, que ao analisar a borda e a distribuição de cores, de um total de nove diferentes parâmetros de discriminação, permitem distinguir melanomas cutâneos de lesões de pele pigmentadas. Esta diferenciação foi possível escolhendo-se um ótimo valor *threshold*. A exatidão alcançada é compatível com a análise visual realizada por profissionais competentes.

2.5 Descrição de áreas

A segmentação é uma tarefa básica no processo de análise de imagens. Na segmentação, a imagem é dividida em regiões semelhantes (em um determinado contexto de

interesse) para uma aplicação específica. Talvez a característica mais importante de um método de segmentação seja a definição do que é uma região. Por exemplo, uma região pode ser definida como um conjunto de pixels conectados por meio de uma condição de uniformidade ou, ainda, uma região pode ser vista como um conjunto de pixels conectados envolvidos por uma borda de pixels criando um contorno. Na primeira definição, a segmentação é realizada com base na similaridade, enquanto, na segunda definição, com base na descontinuidade, conforme Gonzalez (2000).

Após a segmentação de uma imagem em regiões, os agrupamentos resultantes de pixels segmentados normalmente são representados e descritos em um formato apropriado para o processamento subsequente. A representação de uma região pode ser feita em termos de suas características externas (sua fronteira) ou conforme suas características internas (os pixels que compõem a região). Uma representação externa normalmente ocorre quando as características de forma são mais relevantes. E uma representação interna, quando propriedades como cor e textura forem mais importantes. Em ambos os casos, as características escolhidas como descritores devem ser o menos sensível possível a variações de tamanho, rotação e translação, segundo Kubica & Lethelier (1999).

Concluída a representação, a próxima tarefa consiste na descrição da região a partir da forma como foi representada.

2.6 Descritor de cor

A cor é uma resposta subjetiva a um estímulo luminoso que penetra nos olhos. Ela é uma das características mais utilizadas pelos seres humanos para conhecimento e discriminação visual. Para perceber a cor, o sistema visual humano possui células fotossensíveis que se subdividem em três categorias, com diferentes máximos de sensibilidade situados em torno do Vermelho, Verde e Azul e suas combinações fornecem todas as cores do espectro visível da radiação eletromagnética. As sensações de cor percebidas são baseadas na combinação das intensidades dos estímulos recebidos por estas células, segundo Gonzales (2000).

Devido à possibilidade de se obter qualquer outra cor a partir da combinação dessas três básicas, em diferentes proporções, elas passaram a ser denominadas de cores primárias aditivas.

A combinação das cores primárias, duas a duas, produz as chamadas cores secundárias: Ciano, Magenta e Amarelo. A combinação das três cores primárias aditivas produz a cor branca.

Vários modelos de representação de cores foram criados para permitir a especificação de cores em um formato padronizado. O modelo RGB baseia-se em um sistema de coordenadas cartesianas representado na forma de um cubo, onde três de seus vértices são cores primárias (R, G, B) e os outros três são cores secundárias (C, M, Y). A escala de cinza estende-se pela diagonal do cubo que sai da origem (preto) até o vértice mais distante dela (branco).

Quando se analisam detalhes fotografados, um dos elementos importantes para sua identificação é a coloração que apresenta. Uma maneira de se determinar digitalmente essa identificação é por meio do índice de variação de cores que, segundo Nunes (2001), assume a seguinte expressão:

$$IVC(\%) = \frac{\sum CD}{\sum NT} \times 100 \quad (1)$$

onde:

IVC (%) : índice de variação de cores, em porcentagem,

CD : total de cores da imagem,

NT : número total de pixels da imagem.

O índice de variação de cores torna-se muito importante para uma boa classificação e determinação de padrões diferentes.



Figura 2 – Diferenciação de tipos de manchas de pele por meio da variação de cores. Fonte: <http://netsim.fm.usp.br/cadapele>, 2009.

2.7 Reconhecimento de padrões através da borda

O reconhecimento de padrões é um procedimento que tem por finalidade classificar ou descrever áreas por meio de um conjunto de características peculiares, com o objetivo de classificá-las. A área classificada pode admitir ou não subclassificação, segundo Gonzaga (2002).

Uma importante abordagem para descrição de áreas classificadas é a identificação do seu contorno, Azevedo (2003). O contorno refere-se a um padrão visual de uma área que possui algumas características de homogeneidade que não resultam simplesmente de uma cor ou intensidade. O contorno, presente na maioria das imagens naturais, é fundamental para visão humana e serve como excelente descritor regional, por contribuir na melhoria da exatidão do processo de reconhecimento, descrição e classificação de imagens, Nunes (2001). Entretanto, o sofisticado processo de reconhecimento de contorno, realizado intuitivamente pela visão humana, reveste-se de grande complexidade computacional. O contorno é uma expressão relacionada com as propriedades que representam a superfície de um objeto. É um termo intuitivo e de largo emprego, mas, apesar de sua importância, não possui uma definição precisa. Para quantificação do contorno, autores desenvolveram um coeficiente denominado Coeficiente de Variação Espacial, que apresenta bons resultados na classificação de imagens, e permite distinguir satisfatoriamente diferentes classes de contornos, segundo Seara (1998).



Figura 3 – Diferenciação das manchas de pele por meio da borda.
Fonte: <http://netsim.fm.usp.br/cadapele>, 2009.

Conforme Nunes (2001), o reconhecimento de padrões abrange as seguintes fases: a captação dos dados de entrada, e sua mensuração, a discriminação das características para identificação e classificação da área.

A fase de captação (fotografia digital ou digitalizada) dos dados de entrada visa disponibilizar, em meio computacional, a área a ser analisada, possibilitando a sua posterior classificação numa determinada classe.

A fase de discriminação de características tem por objetivo selecionar, dentre várias características, as mais significativas para determinar padrões. Nesta etapa, segundo [10], busca-se reduzir a dimensionalidade do vetor padrão e conseqüentemente o tempo de processamento computacional, sem prejuízo de informação que compromete a qualidade da classificação. Para um bom desempenho do classificador, é fundamental uma escolha apropriada dessas características que normalmente envolvem conhecimento específico sobre o problema em estudo. A última etapa envolve a determinação de procedimentos que permitam classificação da área em uma classe ou não, por meio do algoritmo de classificação empregado. Ao contrário da etapa anterior, nesta etapa, o classificador pode ser concebido de forma independente da natureza do problema, e sua aplicação é possível em diferentes contextos, sem prejuízo de sua eficiência.

Algumas técnicas de reconhecimento de padrões possuem uma etapa de aprendizado que tem o propósito de ensinar o classificador (inteligência artificial) a distinguir, dentre as classes, aquela que for mais pertinente ao objeto. Este aprendizado do classificador de padrões é realizado por meio de um conjunto de amostras denominado de amostras de treinamento.

Existem basicamente duas formas de treinamento: supervisionado e não supervisionado. No treinamento supervisionado, as classes são pré-definidas pelo usuário por meio de amostras de treinamento, segundo Nunes & Conci (2005).

No treinamento não supervisionado, o usuário utiliza algoritmos para reconhecer as classes presentes. Neste caso, o problema envolve, além da classificação propriamente dita, a identificação das classes existentes num conjunto de dados. Uma abordagem possível para solucionar tal problema seria a busca por aglomerados (*clusters*) de pontos no espaço. Esses aglomerados são formados por um grupo de pontos que podem ser considerados como semelhantes entre si, em função de um determinado critério (como uma medida de distância). Este processo é denominado de *clustering* ou análise de aglomerados.

2.8 Formato da imagem digital

2.8.1 Conceitos básicos

Dar uma definição à palavra imagem não é uma tarefa muito fácil, devido à subjetividade associada a ela. Podemos dizer que uma imagem contém uma imensa quantidade de informações que um observador humano interpreta frequentemente, globalmente e qualitativamente (Albuquerque, 2002). A imagem é um suporte para se realizarem trocas de informações.

Do ponto de vista da computação moderna, a imagem recebe a denominação de imagem digital, que é a "materialização" dos processos da computação gráfica e das técnicas de processamento digital de imagens (Albuquerque, 2002).

Uma imagem digital pode ser representada matematicamente por uma função m-vetorial $f(X)$ de valores discretos (Gonzaga, 2002):

$$F(X) = G(x, y), 0 \leq F(X) \leq W$$

onde $X = (x, y)$ é um par de coordenadas inteiras e W é o máximo valor da escala de cinza.

O ponto (x, y) é conhecido como *pixel* (*picture element*) e o valor de $F(X) = G(x, y)$ é o nível de cinza (*graylevel*) do ponto (x, y) .

Devido à grande variedade de dispositivos de saída, sistemas operacionais e aplicações, onde pode ser vinculado o uso de imagens, há a necessidade da existência de inúmeros formatos de imagem. Cada formato tem as suas particularidades quanto à manipulação de um *pixel*. A seguir será apresentado o formato de imagem *bitmap*, um dos formatos de imagem mais utilizados, devido principalmente à simplicidade de sua estrutura e facilidade na sua manipulação.

2.8.2 O formato de imagem *bitmap*

O formato de imagem *bitmap* foi desenvolvido pela Microsoft, sendo o formato padrão para manipulação de imagens em seus sistemas operacionais MS Windows. Os arquivos *bitmap* são armazenados no formato DIB (*Device-Independent Bitmap*), o que permite representar a imagem em qualquer dispositivo de saída suportado pelo sistema operacional. A extensão padrão utilizada para representar a imagem é <.BMP>, conforme Oliveira (2000).

2.8.2.1 Estrutura interna do *bitmap*

O arquivo *bitmap* é composto por 3 ou 4 partes. A primeira parte, segundo Azevedo (2003), é composta pelo cabeçalho do arquivo (*fileheader*), seguido pelo cabeçalho da imagem (*infoheader*), paleta de cores (*pallette*), sendo esta opcional, e a área de dados da imagem. A figura 4 ilustra a estrutura de um arquivo *bitmap*.

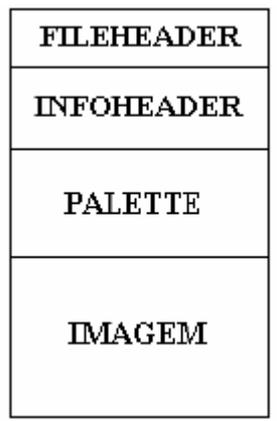


Figura 4 – Estrutura de um arquivo *bitmap*. Fonte: Gonzaga, 2002.

2.8.2.1 Cabeçalho do arquivo

O cabeçalho do arquivo *bitmap* contém as informações referentes ao arquivo, como: tipo do arquivo (identificação de que é um legítimo *bitmap*), tamanho do arquivo em *bytes* e o *offset* do início da imagem no arquivo.

A figura 5 representa a estrutura do cabeçalho *fileheader*. As propriedades reservado1 e reservado2 são destinadas para uso futuro, caso alguma aplicação necessite armazenar informação extras no arquivo.

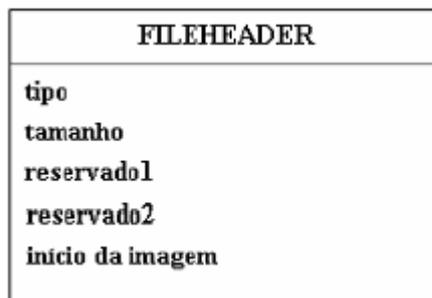


Figura 5 – Estrutura do cabeçalho (*fileheader*). Fonte: Gonzaga, 2002.

2.8.2.2 Cabeçalho da imagem

O cabeçalho do arquivo *bitmap* contém as informações referentes às propriedades da imagem no arquivo, como: tamanho do cabeçalho, largura da imagem (em *pixels*), altura da imagem (em *pixels*), número de planos do dispositivo de saída, *bits* por *pixel*, compressão da imagem, tamanho da imagem (em *bytes*), resolução vertical (em *pixel* x metro), resolução

horizontal (em *pixel* por metro), número máximo de cores e número de cores importantes, segundo Oliveira (2000). A figura 6 ilustra a estrutura do cabeçalho *infoheader*.

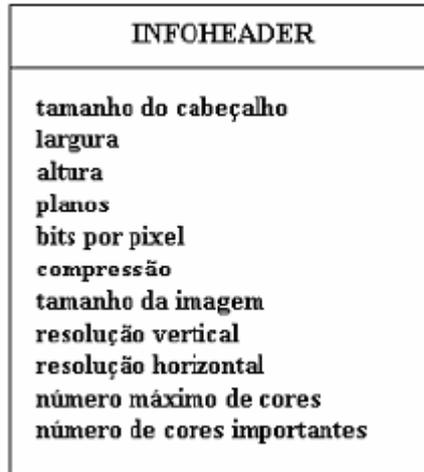


Figura 6 – Estrutura do cabeçalho (*infoheader*). Fonte: Gonzaga, 2002.

A propriedade *bits por pixel* indica o número de *bits* necessários para definir um *pixel*. Ela informa também o número máximo de cores que a imagem possui. Quanto ao número de cores, uma imagem *bitmap* pode ser monocromática (2 *bits* por *pixel*), de 16 cores (4 *bits* por *pixel*), de 256 cores (8 *bits* por *pixel*) e de 16 milhões de cores (24 *bits* por *pixel*).

A propriedade *compressão* da imagem indica se a imagem possui ou não *compressão*. Caso não possua, é definida com valor zero, Oliveira (2000).

2.8.2.3 Paleta de cores

A paleta de cores é uma tabela na estrutura RGB (*Red, Green, Blue*), que representa a intensidade de cada cor. O valor de cada *pixel* faz referência a uma linha da paleta de cores. Ela está presente apenas nas imagens de 16 e de 256 cores, pois em imagens de 16 milhões de cores seu tamanho superaria o tamanho da imagem. Na paleta, as cores aparecem na ordem decrescente de ocorrência, o que possibilita ao *driver* do dispositivo de saída otimizar a exibição da imagem. A figura 7 ilustra a aplicação da paleta de cores.

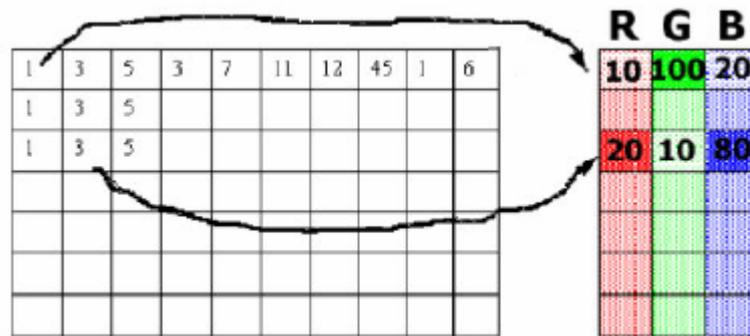


Figura 7 – Representação da indexação das cores na paleta. Fonte: Gonzaga, 2002.

Nas imagens de 16 milhões de cores, cada um dos três *bytes* que formam um *pixel* representa uma intensidade de cada cor. O primeiro *byte* representa B (*Blue*), o segundo representa G (*Green*), e o terceiro representa R (*Red*).

2.8.2.4 Área de dados da imagem

A área de dados da imagem contém a imagem propriamente dita. Os dados são armazenados em ordem seqüencial, que correspondem à posição no vídeo. O primeiro *pixel* corresponde à posição inferior à esquerda e o último *pixel* corresponde à posição superior à direita.

O valor lido nessa área, de acordo com a propriedade *bits* por *pixel*, refere-se à cor de um *pixel*.

Além do formato bitmap utilizou-se também o formato *JPEG* (Joint Pictures Expert Group), pois é um tipo de arquivo para armazenamento de imagens com esquema de cores em 24 *bits*. Este formato, portanto, pode diferenciar aproximadamente 16,8 milhões de cores.

Escolheu-se o formato *JPEG* por ser uma alternativa presente em todas as câmeras digitais, também por ter a capacidade de formar imagem em arquivos não muito grandes.

2.9 Geometria Euclidiana e Geometria Fractal

No final da década de 50, Mandelbrot (1983) começou a estudar a geometria de uma ampla variedade de fenômenos naturais irregulares, e na década de 60 ele compreendeu que todas essas formas geométricas tinham algumas características comuns bastante notáveis. Ao longo de alguns anos, Mandelbrot sistematizou seus estudos, que deram origem a uma nova

matemática para descrever e analisar a complexidade das formas irregulares do mundo que nos rodeia.

Segundo Barbosa (2000), na geometria clássica, o conceito de dimensão usado é o euclidiano. Existem, contudo, figuras geométricas irregulares que não podem ser caracterizadas por dimensões inteiras. Nesse caso, surge a geometria fractal como uma maneira de analisar as irregularidades dessas figuras complexas.

2.9.1 Geometria Euclidiana

A dimensão euclidiana é um conceito clássico, porém considera-se conveniente expressá-lo novamente. Conforme Barbosa (2000), explica-se a dimensão euclidiana como sendo uma dimensão na qual os objetos são relacionados ao espaço no qual estão inseridos. Assim, retas e curvas têm dimensão 1, o plano (figuras planas) tem dimensão 2 e o espaço (figuras tridimensionais) possui dimensão 3 e, por indução, pode ampliar-se sucessivamente até o espaço euclidiano n -dimensional. É importante salientar que as dimensões euclidianas são números inteiros.

Conforme Guzmán et al (1993), há vários conceitos matemáticos diferentes que respondem ao nome de dimensão de um conjunto geométrico. Um deles, o de dimensão topológica, faz alusão à configuração espacial dos pontos do conjunto, embora, de alguma forma, tal configuração possa estar relacionada com o tamanho do conjunto. O que essencialmente fornece essa dimensão é a forma de ocupar o espaço que tem o conjunto.

Conforme Mandelbrot (1991), o que caracteriza um objeto fractal é sua dimensão fractal. Este conceito foi introduzido quando se observou que a dimensão euclidiana não era suficiente para caracterizar o objeto.

O mesmo autor afirma que um número útil para caracterizar fractais é a dimensão fractal D_f . Esse número quantifica o grau de irregularidade ou de fragmentação de um conjunto geométrico, de uma figura ou de um objeto natural, que pode assumir então valores fracionários.

Dimensões são parâmetros que descrevem a estrutura dos objetos e/ou conjuntos. De acordo com a natureza dos objetos, associam-se classicamente quantidades, como comprimento, área e volume, de acordo com o número de dimensões que o objeto em questão possui, conforme Barbosa (2002).

Cabe ressaltar que os conjuntos na geometria euclidiana são descritos por equações algébricas, enquanto na geometria fractal são descritos por algoritmos recursivos.

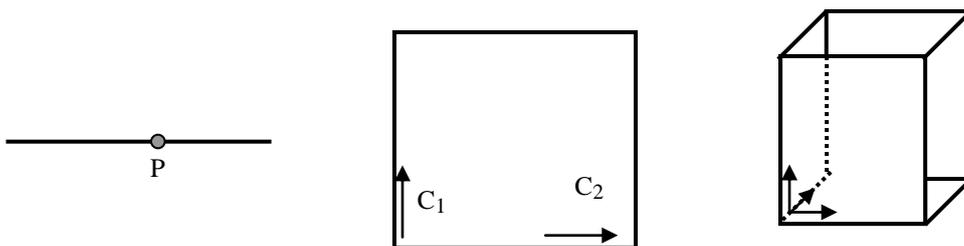
Conhecendo-se o modo gerador de uma determinada estrutura pode-se, a partir daí, obter a estrutura completa, segundo Lima (1986).

Os sistemas euclidianos são aqueles ordenados e que seguem a dimensão euclidiana ou topológica, cujos valores, diferentemente da dimensão fractal, devem ser inteiros. Neste caso, $D_{top} = 0$ indica um ponto, $D_{top} = 1$ uma reta, $D_{top} = 2$ uma superfície, $D_{top} = 3$ um volume.

Um fenômeno físico é considerado de quatro dimensões ao levar-se em conta o espaço e o tempo onde este ocorre. Por indução chega-se a n-dimensões, conhecido como espaço euclidiano n-dimensional.

A dimensão euclidiana apresenta sérias limitações para a representação dos fenômenos caóticos da natureza, pois, na maioria das vezes, os fenômenos analisados não se apresentam perfeitamente planos ou como volume. Portanto, uma dimensão fracionária caracterizaria melhor o fenômeno, indicando que o sistema é fractal, de acordo com Senesi (1994).

Reforçando o exposto, na geometria euclidiana, de acordo com Lima (1986), um espaço métrico (ou conjunto) é igual ao número de coordenadas necessárias para identificar um elemento deste espaço. Neste contexto, um ponto possuiria dimensão 0 (conjunto sem elemento). A reta possuiria dimensão 1, pois apenas uma coordenada é necessária para identificar cada ponto sobre a mesma (conjunto unitário, R^0). O plano possuiria dimensão 2, pois são necessárias duas coordenadas para descrever um elemento deste conjunto (R^2). O espaço possuiria dimensão 3, pois são três as coordenadas necessárias para localizar um elemento deste conjunto (R^3). Generalizando, chega-se ao Espaço Euclidiano R^n (n-dimensional). O conceito de dimensão euclidiana aplica-se também para curvas que são descritas a partir do comprimento percorrido sobre a mesma, partindo-se de um ponto de referência como ilustrado para a reta na figura 8. A figura 8 ilustra o conceito descrito anteriormente.



Reta = dimensão 1 Espaço = dimensão 2 Cubo = dimensão 3

Figura 8 – Ilustração do conceito de dimensão do Espaço Euclidiano até R^3 . Fonte: Anton, 2001.

O mesmo princípio aplica-se para uma superfície ou para um objeto sólido, apenas aumentar-se o número de coordenadas necessárias para descrevê-los.

2.9.2 Geometria Fractal

A teoria fractal foi introduzida na década de 70 pelo matemático Benôit Mandelbrot para designar objetos e estruturas complexas dotadas da propriedade de auto similaridade, segundo Chaves (1989).

Estruturas auto similares possuem detalhes como ramificações, poros ou rugosidades, em certa faixa de escala de comprimento, cuja forma é a mesma (estatisticamente) em cada escala de observação nessa faixa. Assim, se uma parte da estrutura for ampliada ou reduzida terá a mesma forma do todo, conforme Mandelbrot (1983).

Um conjunto fractal ou, simplesmente, fractal contém infinitos pontos cuja organização é tão complicada que não se torna possível descrever o conjunto especificando diretamente onde fica cada ponto no fractal.

Felix Hausdorff (1919) propôs o conceito de dimensão fracionária que indica, com precisão, a complexidade de um objeto, o que amplia a dimensão topológica euclidiana.

Mandelbrot (1983) afirma que o aspecto mais importante de um objeto fractal, seja talvez, a sua dimensão. Um modo simples e intuitivo de associar uma dimensão a um dado conjunto é contar o número mínimo $N(s)$ de quadrículas, de lado (s), necessárias para cobrir completamente o conjunto.

Esse número obedece a uma lei de potência: $N(s) = as^{-D}$, que define e permite calcular o expoente D , que é a dimensão de cobertura ou mais simplesmente a dimensão fractal.

Tomando-se um objeto no espaço euclidiano de dimensão topológica “ D ”, escalando-o linearmente por um fator “ s ” em cada direção espacial, sua medida (comprimento, área, volume, etc) é modificada de “ a ” vezes em relação ao tamanho original:

$$a = \frac{1}{s^D}. \quad (2)$$

A dimensão fractal “ D ” pode apresentar valores fracionários que dependem da natureza do conjunto ou objeto, assim: $1 < D < 2$ para uma curva, $2 < D < 3$ para superfície e $3 < D < 4$ para um volume, dependendo da irregularidade da curva, da superfície e do volume. O valor “ D ” de um objeto é a medida do grau de irregularidade considerada em todas as escalas, segundo Harrison (1992).

Maior dimensão fractal significa que o objeto é mais irregular. Ao aumentar o objeto, percebe-se melhor sua irregularidade e, portanto, a estimativa da dimensão fractal aumenta também, ou seja, esse valor (D) é uma medida da proporção do espaço realmente ocupado por um sistema desordenado, podendo refletir a conformação das partículas que o constituem, diz Harrison (1992).

Pode-se considerar a geometria fractal como uma extensão da geometria clássica, que fornece métodos para avaliar e modelar objetos de extrema complexidade, de acordo com Anton (2001).

2.10 Método *Box Counting* para a estimativa da Dimensão Fractal

Dentre os vários cálculos, segundo Coelho e Costa (1995), de dimensão fractal existentes, o *Box Counting* é um dos mais utilizados, devido à facilidade de aplicação.

Segundo esses autores, o método de *Box Counting*, em linhas gerais, consiste em dividir a imagem em quadrados e contar quantos quadrados contêm a forma analisada. Aumenta-se ou diminui-se progressivamente o tamanho dos quadrados e repete-se a contagem. Assim, tem-se uma série de dados: números de quadrados e suas dimensões. A fórmula que relaciona a dimensão fractal com esses dados é expressa por:

$$D = \frac{\log\left(\frac{N_2}{N_1}\right)}{\log\left(\frac{1/L_2}{1/L_1}\right)} \quad (3)$$

onde:

D : dimensão fractal,

N_i : representa o número de quadrados,

L_i : é o comprimento do lado do quadrado N_i .

A função logarítmica lineariza a função exponencial que permite o cálculo da dimensão fractal.

O método, conforme Coelho (1995), é aplicável a qualquer estrutura. A dimensão fractal é dada pelo coeficiente angular da reta obtida por ajuste no gráfico $\text{Log}(L) \times \text{Log}(N)$.

Este método, *Box Counting*, segundo esse autor, consiste em sobrepor à imagem uma malha de quadrados e contar o número de quadrados necessários para cobrir toda a imagem, conforme ilustrado na figura 9, com a primeira sobreposição de quadrados a imagem.

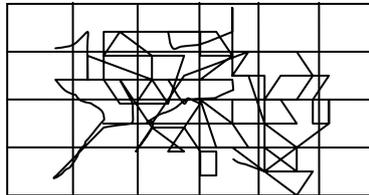


Figura 9 – Sobreposição da malha quadrada à imagem

Depois, itera-se o processo com diferentes tamanhos de quadrados. Uma segunda iteração representada na figura 10 mostra claramente, ao se comparar as figuras 9 e 10, a diferença de dimensões e número de quadrados que cobrem a imagem.

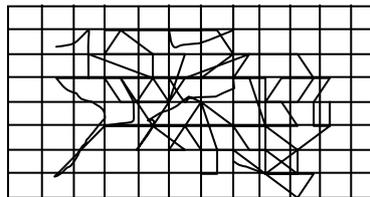


Figura 10 – Segunda iteração de sobreposição da malha quadrada à imagem

Substituindo-se na fórmula (3), de D , os dados referentes às duas iterações do exemplo, em que $N_1 = 19$, $N_2 = 52$, $L_1 = 1/6$ e $L_2 = 1/12$, tem-se:

$$D = \frac{\log\left(\frac{52}{19}\right)}{\log\left(\frac{1}{12} \div \frac{1}{6}\right)} \cong 1,45.$$

O valor de $D = 1,45$ é o coeficiente angular da reta representada na figura 11. A reta obtida não foi ajustada, haja vista que foram realizadas somente duas iterações e se tem somente dois pontos.

Com mais iterações a reta pode ser ajustada aplicando o método dos mínimos quadrados, o que resultaria numa dimensão fractal mais precisa.

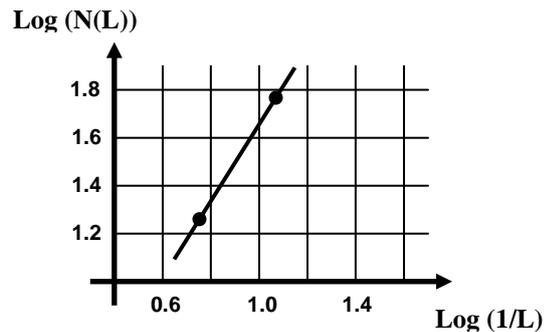


Figura 11 – Gráfico Log (N(L)) x Log (1/L))

2.11 Detecção de bordas

O primeiro passo na análise de imagens é a segmentação, que consiste em usar o computador para definir na imagem recortes automáticos ao redor de objetos de interesse.

A segmentação permite encontrar diferenças entre dois ou mais objetos e distinguir *pixels* (imagem digital matricial) de uma mesma figura. Esta distinção permite dividir uma figura em regiões com peculiaridades diferentes.

Uma das aplicações básicas de segmentação de imagens é a detecção de bordas. Este processo localiza e realça os *pixels* da borda de uma imagem, aumentando o contraste entre a borda e o fundo. Borda é o contorno de um objeto e o fundo é o que está limitado pela borda do objeto. Contorno é uma mudança brusca do nível de cinza ou de cores entre duas regiões relativamente homogêneas, conforme Seara (1998).

As bordas podem ser salientadas, em meio computacional, ao aplicar-se algoritmo específico para essa finalidade. Alguns métodos usam nessa operação o princípio do vizinho mais próximo, uma vez que, para se definir o valor de um *pixel* que faz parte do contorno, é necessário analisar sua adjacência.

Uma das técnicas de detecção de bordas mais usada consiste no processamento de uma imagem a partir de um operador matemático de derivada local. Geralmente, a detecção de bordas é iniciada com realce de borda por meio de gradiente de primeira ordem, $G(x, y)$.

A detecção de bordas é um algoritmo que usa operações baseadas em vizinhança, uma vez que, para se definir o valor de um *pixel*, é necessário verificar os seus vizinhos.

A vizinhança de um *pixel* é geralmente uma matriz bidimensional, cujos elementos são *pixels*, e a cada *pixel* corresponde um número.

Normalmente, o *pixel* de interesse está no centro da vizinhança.

Segundo Gonzaga (2002), pode-se classificar a vizinhança de um *pixel* como: vizinhança 4, vizinhança diagonal e vizinhança 8.

Um *pixel* será considerado pertencente a uma vizinhança 4, quando o *pixel* está localizado na parte central em sentido horizontal e vertical, sendo o *pixel* central p de coordenadas $x ; y$. Cada *pixel* da vizinhança 4 compartilha uma borda com o *pixel* central. A figura 12 ilustra uma vizinhança 4.

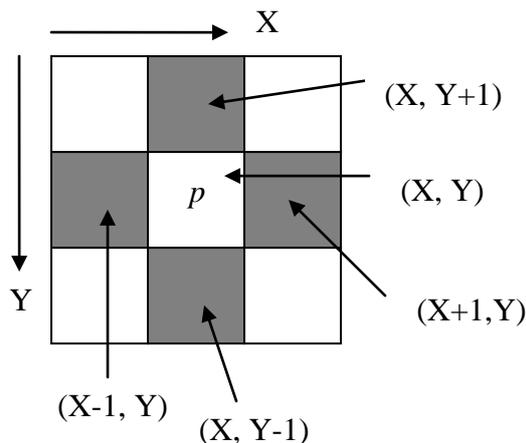


Figura 12 – *Pixel* pertencente a uma vizinhança 4. Fonte: Gonzaga, 2002.

Quando um *pixel* está situado nas diagonais em relação ao *pixel* central p , ele é considerado pertencente a uma vizinhança diagonal. Cada um destes *pixels* compartilha um vértice com o *pixel* central. A figura 13 ilustra uma vizinhança diagonal.

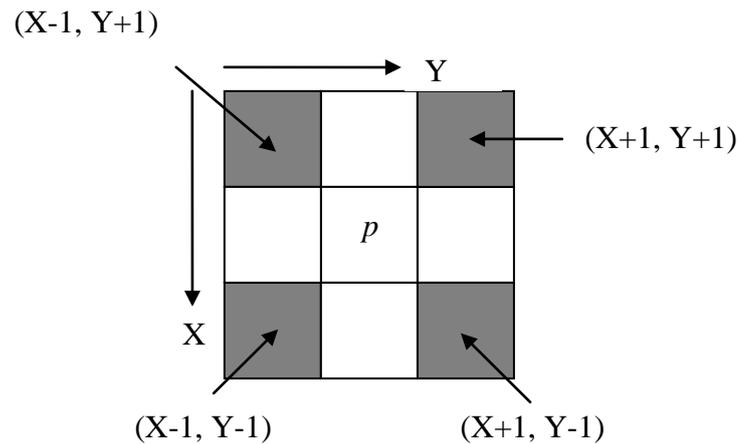


Figura 13 – *Pixel* pertencente a uma vizinhança diagonal. Fonte: Gonzaga, 2002.

Se uma aplicação necessitar utilizar todos os *pixels* vizinhos em relação ao *pixel* central p , totalizando 8 *pixels*, diz-se que todos os *pixels* vizinhos pertencem a uma vizinhança 8. A figura 14 ilustra uma vizinhança 8, conforme Gonzaga (2002).

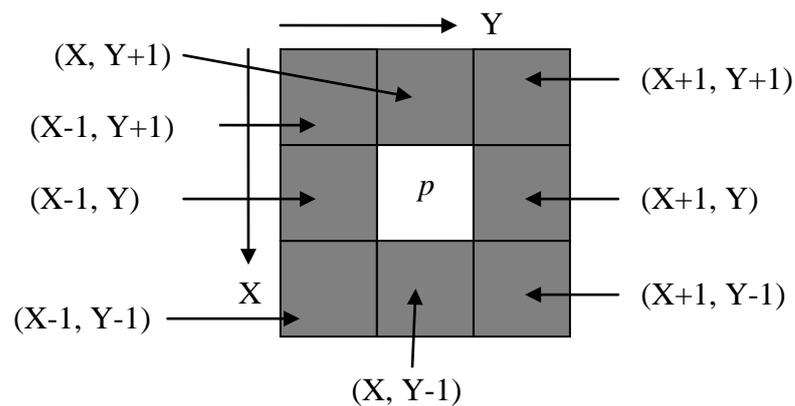


Figura 14 – Representação de uma vizinhança 8. Fonte: Gonzaga, 2002.

Existem várias propostas de algoritmos de detecção de bordas na literatura, baseadas no princípio de vizinho mais próximo. Um dos algoritmos mais usados para detecção de bordas é o algoritmo de *Prewitt*.

2.12 Algoritmo Prewitt

O algoritmo *Prewitt* processa cada *pixel* de uma imagem de maneira independente dos demais. Isso significa que o processo para se determinar, se um *pixel* pertence ou não a uma

borda, é feito de maneira independente ao fato de seus *pixels* vizinhos pertencerem ou não a essa mesma borda.

Para realizar esta determinação são utilizadas duas máscaras de coeficientes que representam as direções X e Y , arranjadas em matrizes de ordem 3×3 :

$$\begin{matrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 \\ p_4 & p_5 & p_6 \\ p_7 & p_8 & p_9 \end{bmatrix} \\ \text{Máscara } X & \text{Máscara } Y & M \end{matrix}$$

Estas máscaras operam sobre a matriz M de pixels de ordem 3×3 , que representa a intensidade de níveis de cinza dos pixels de uma região da imagem, onde p^5 representa o pixel central e os outros pixels representam a vizinhança 8. A máscara X faz a detecção derivada dos pixels na direção X , enquanto a máscara Y faz a detecção derivada dos pixels na direção Y .

Os valores dos coeficientes usados nas máscaras X e Y são valores clássicos utilizados pela maioria dos algoritmos de detecção de bordas (Langner, 2001).

Multiplicando-se a matriz das máscaras X e Y pela matriz M na mesma posição, obtém-se as seguintes equações para o gradiente da imagem na direção X e na direção Y para o *pixel* p_5 (*pixel* central):

$$X = 1 * p_1 - 1 * p_3 + 1 * p_4 - 1 * p_6 + 1 * p_7 - 1 * p_9 \quad (4)$$

$$Y = 1 * p_1 + 1 * p_2 + 1 * p_3 - 1 * p_7 - 1 * p_8 - 1 * p_9$$

Com os valores de X e Y é possível calcular o valor do gradiente para o *pixel* p_5 utilizando a equação:

$$G = \sqrt{X * X + Y * Y}. \quad (5)$$

Encontrado o valor do gradiente, pode ser aplicado o processo de limiarização comparando-o com o valor de *threshold*. Caso o valor do gradiente esteja abaixo do valor de

threshold, o *pixel* $p5$ não faz parte de uma borda. A figura 15 mostra o resultado da aplicação do algoritmo de detecção de bordas em uma imagem.

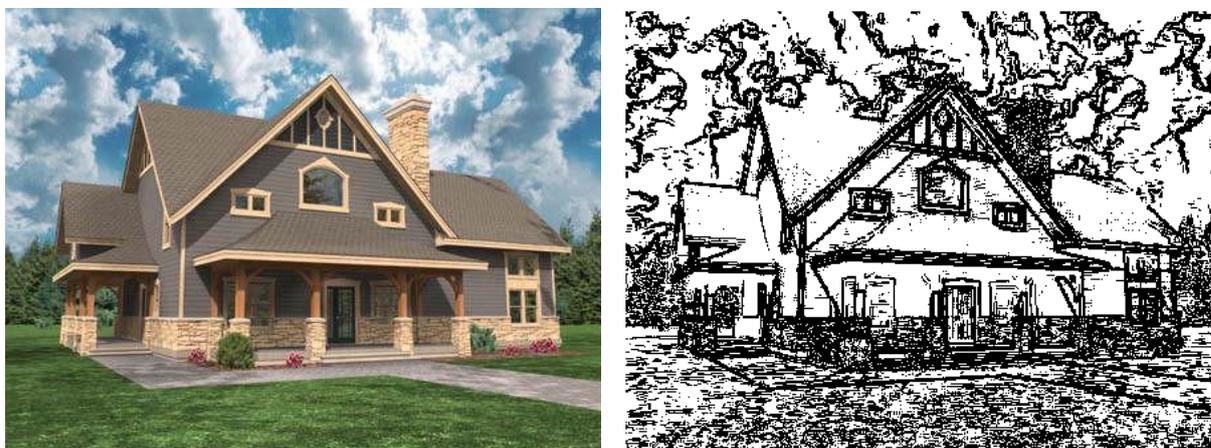


Figura 15 – Imagem (esquerda) *Bitmap* de 24 bits, e imagem (direita) depois do processo de detecção de bordas e limiarização.

Muitas vezes é necessário reduzir a quantidade de dados a serem tratados, para facilitar a extração de componentes existentes na imagem. Neste caso, faz-se necessária a utilização de um algoritmo de limiarização.

2.13 Limiarização

A limiarização, também conhecida como binarização, consiste, a partir de um *threshold* (limiar), transformar uma imagem em tons de cinza em uma imagem preto e branco (Costa, 2001). Completa-se esta definição ao se acrescentar que a limiarização transforma também imagens coloridas em somente tons de preto e branco.

A transformação terá como resultado partes pretas e partes brancas da imagem. A decisão, se um *pixel* assumirá a cor branca ou preta da imagem, é feita pela comparação da intensidade luminosa que chega ao *pixel*, representada por um valor numérico, denominado limiar (*threshold*). Se o *pixel* tem um valor menor que o nível de *threshold*, então receberá o valor 0 que corresponde ao tom preto, caso contrário, receberá o valor 255 que corresponde ao tom branco.

A forma mais simples de limiarização consiste na bipartição do histograma. A figura 16 mostra um exemplo de bipartição em que o nível de *threshold* está representado por T . O limiar T ($T \cong 118$) é a separação entre *pixel* preto e *pixel* branco.

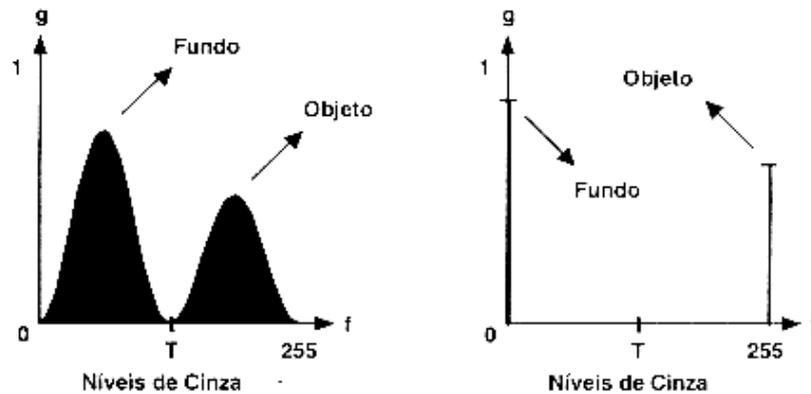


Figura 16 – Histograma de bipartição de imagem em tons de cinza. Fonte: Gonzaga, 2002.

Na operação de limiarização tem-se uma imagem de entrada e uma imagem de saída. A imagem de entrada $F(i,j)$ (que localiza o *pixel* na matriz) de tons de cinza ou cores, transforma-se em uma imagem de saída $G(i,j)$, chamada imagem limiarizada ou binarizada. A relação entre ambas as funções resume-se da seguinte maneira:

$$\begin{aligned}
 G(i, j) &= 0 \text{ se } F(i, j) < T \\
 &\text{ou} \\
 G(i, j) &= 255 \text{ se } F(i, j) \geq T
 \end{aligned} \tag{6}$$

$$(i = 0 \dots n; j = 0 \dots m)$$

onde:

- T é um valor de nível de cinza ou cores, denominado limiar,
- $F(i, j)$ indica a imagem original de entrada,
- $G(i,j)$ indica a imagem binária de saída,
- n linhas de *pixel* do monitor,
- m colunas de *pixel* do monitor.

O histograma da figura 16 representa a limiarização da imagem em nuance de cinza da figura 17. Na figura 18, destaca-se entre outros, que os *pixels* que assumiram o valor 255 e o valor 0, correspondem respectivamente, ao fundo e à frente da Figura 16.



Figura 17 – Imagem em nuança de cinza Fonte: Gonzaga, 2002.



Figura 18 – Imagem em nuança de cinza limiarizada. Fonte: Gonzaga, 2002.

A qualidade de uma imagem limiarizada depende do valor escolhido para T . Assim, é importante definir um valor ótimo para T , de forma que a imagem não sofra uma limiarização inadequada para sua aplicação.

O *threshold* pode ser definido de forma visual ou automático. No entanto, a maioria das aplicações requer que valor de T seja obtido de forma automática. Dessa forma, é necessário empregar alguma técnica de limiarização.

2.14 Intervalo de confiança estatístico de uma população

Segundo Morettin (2000), a estatística visa descrever os dados disponíveis de forma mais completa possível sobre uma população, no entanto, sem analisar toda a população.

Portanto, a inferência estatística tem por objetivo tirar conclusões probabilísticas sobre aspectos das populações, com base nas observações de amostras.

2.14.1 Medidas de Tendência Central

Os parâmetros estatísticos descritos, a seguir, seguem o critério de Costa Neto (1977).

2.14.1.2 Média Aritmética

Quando se trabalha com observações numéricas, conforme Meyer (1976), estas têm uma tendência de se agrupar em torno de um valor central. Isto indica que o valor central é característica dos dados e que o mesmo (valor central) pode ser usado para descrever e representar as observações.

A média aritmética é simbolizada por \bar{x} e consiste na soma de todas as observações x_i do grupo, dividida pelo número "n" de observações do grupo.

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \frac{\sum x_i}{n} \quad (7)$$

2.14.1.3 Variância

A variância (S^2) é o quadrado médio dos desvios, isto é, a soma dos desvios ao quadrado dividida pelo número de observações "n".

$$S^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n} = \frac{\sum x_i^2 - \frac{(\sum x_i)^2}{n}}{n} \quad (8)$$

Quando a variância é calculada a partir de uma amostra para fins de estimação, o denominador passa a ser $(n - 1)$, o que fornece uma estimativa imparcial da variância populacional, ou seja,

$$\hat{S}^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}. \quad (9)$$

O denominador $(n - 1)$ é denominado de "graus de liberdade" dessa estimativa.

2.14.2 Estimação de parâmetros

Os parâmetros ou medidas descritivas das populações, em geral, são desconhecidos. Os procedimentos empregados para obter informações sobre os valores paramétricos constituem uma forma de inferência denominada estimação, segundo Lipschutz (1973).

As estatísticas amostrais ou medidas descritivas das amostras, quando usadas para fins de estimação, são denominadas estimadores. Por exemplo, a estatística amostral \bar{X} , média da amostra, pode ser usada como um estimador do parâmetro μ , média da população.

O valor numérico obtido no cálculo de um estimador é comumente chamado de estimativa, segundo Costa Neto (1977). Assim, por exemplo, $\bar{X} = 30$ é uma estimativa da média populacional.

2.14.2.1 Estimação por intervalo para média

Deve-se distinguir dois casos:

A variância σ^2 da população é conhecida. Portanto, na distribuição normal padronizada define-se:

$$P\left(Z < Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}\right) = \frac{\alpha}{2} \text{ e } P\left(Z < Z_{\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)}\right) = 1 - \frac{\alpha}{2} \quad (10)$$

Logo,

$$P\left(Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} < Z < Z_{\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)}\right) = 1 - \alpha. \quad (11)$$

Da distribuição amostral da média, sabe-se que:

$$\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2) \quad Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1). \quad (12)$$

Usando-se essa expressão da variável aleatória padronizada Z na probabilidade estabelecida anteriormente, tem-se:

$$P\left(z_{\frac{\alpha}{2}} < Z < z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right) = P\left(z_{\frac{\alpha}{2}} < \frac{\bar{x} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} < z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha \quad (13)$$

$$P\left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\frac{\alpha}{2}} < \bar{x} - \mu < \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha$$

$$P\left(-\bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\frac{\alpha}{2}} < -\mu < -\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha \quad (14)$$

Multiplicando-se (14) por (-1), tem-se:

$$P\left(\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\frac{\alpha}{2}} < \mu < \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha. \quad (15)$$

Reordenando,

$$P\left(\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\frac{\alpha}{2}} < \mu < \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha. \quad (16)$$

Pela simetria de distribuição normal se tem que $Z_{\frac{\alpha}{2}} = Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ disto decorre que:

$$P\left(\bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\frac{\alpha}{2}} < \mu < \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha. \quad (17)$$

Isso nos fornece um intervalo a 100% ($1 - \alpha$) de confiança a média μ da população,

ou seja, existe uma probabilidade igual a ($1 - \alpha$) de que o intervalo de extremos = $L_i = \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} Z_{\frac{\alpha}{2}}$

e $L_s = \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} Z_{\frac{\alpha}{2}}$ contenha o parâmetro μ da distribuição normal.

O intervalo [L_i ; L_s] é denominado intervalo de confiança e 100% ($1 - \alpha$) é o nível, o índice de confiança.

3 MÉTODOS E TÉCNICAS

3.1 Materiais

Os materiais mais importante para o desenvolvimento do trabalho foram:

3.1.1 Hardware

- Notebook HP Pavillion DV 5237 CL, processador Intel Dual Core 1.83, 2.0 GB de memória RAM, HD 120 GB, 128 MB de placa de vídeo.
- Câmera digital com tripé de resolução de 9.1 Megapixels, com focalização óptica.

3.1.2 Software

- Microsoft Word 2003
- Borland C++ versão 5.02
- MatLab 6.5 R13 (disponibilizado pelo CPD - UFSM)
- Editor Gráfico GIMP 2.2 (disponibilizado pelo CPD - UFSM)
- Borland Delphi 7 (disponibilizado pelo CPD - UFSM)

3.1.3 Fotografias de manchas de pele

As imagens processadas consistiram em captação em câmera digital de fotografias constantes no livro de: Sampaio (1981). Também foram processadas imagens digitais constantes no sitio da Sociedade Brasileira de Dermatologia (2009).

3.2 Métodos

Determinaram-se a dimensão fractal, a variação de cores e o índice de compacidade das manchas de pele cujas imagens fotográficas estão citadas no item 3.1.3.

O cálculo da dimensão fractal foi realizado através do método *Box Counting*, descrito por Coelho e Costa (1995), conforme a fórmula (3), programado para esta finalidade.

Na aplicação do método foram utilizadas certas restrições, durante o desenvolvimento do programa, para garantir a qualidade dos resultados.

Uma dessas restrições foi que a primeira caixa foi alinhada paralelamente a parte superior do contorno da mancha. Outra restrição foi que o tamanho da caixa inicial abrangeu o máximo do contorno da mancha analisada, isto, devido à sua influência direta na contagem obtida. A caixa seguinte foi reduzida em 50% do seu tamanho e assim sucessivamente.

O cálculo do índice de variação de cores foi obtido programando-se uma rotina para aplicação da fórmula seguinte:

$$\text{IVC \%} = (\text{Número de cores da imagem analisada}/17666000)*100$$

de contagem total de pixels contido na mancha incluindo o contorno e o número total de cores existentes na mancha também incluído o contorno para aplicação da fórmula.

Para o cálculo do índice de compacidade também foi desenvolvido um programa computacional específico para aplicação da fórmula.

3.2.1 Processamento das manchas

A tomada das fotografias da bibliografia (White, 2000) foi realizada com a resolução geométrica de: 2 megapixels e 5 megapixels. As fotografias foram tomadas verticais. A verticalidade das fotografias foi conseguida são se nivelar as imagens com nível tubular, e a câmera montada sobre tripé nivelada com nível de bolha. A iluminação foi natural.

As imagens digitais obtidas conforme *download* realizado do sítio correspondente foram usadas sem modificações.

A determinação da dimensão fractal do contorno das imagens seguiu os seguintes passos computacionais:

- Limiarização
- Detecção de Bordas
- Cálculo da dimensão fractal de cada mancha e determinação do valor médio.

A variação de cores das manchas foi realizada antes de efetuar a limiarização das

imagens por meio do programa computacional desenvolvido exclusivamente para este fim.

Para o cálculo do índice de compacidade foi desenvolvido também um software específico conforme explicado no item 3.2.

Posteriormente foi calculado o intervalo de confiança da dimensão fractal, do índice de variação de cores e do índice de compacidade. Por fim, foi aplicado o teste *t de Student* para discernir se existe diferença significativa, ao nível de significância de 1%, entre os valores médios da dimensão fractal e índice de variação de cores entre manchas cancerígenas e não cancerígenas.

3.2.2 Formatos utilizados para as imagens

Os formatos utilizados para as figuras digitalizadas no desenvolvimento do software foram, o *bitmap* e o *png*. Ambos formatos possuem uma estrutura simples, de fácil manipulação de imagem e por ser formatos de imagem bastante difundidos.

O tipo de *bitmap* e *png* escolhidos foi o de *pixels* sem compressão, nem compactação, pois este tipo de estrutura possibilita uma maior facilidade de acesso aos valores dos níveis de cinza de cada *pixel*.

Para gerar as imagens *bitmap* e *png*, sem compressão, nem compactação, foi utilizado o editor gráfico *GIMP 2.2*.

3.2.3 Parâmetros Estatísticos Aplicados

Estimou-se a dimensão Fractal das manchas de pele e o índice de variação de cores.

- Calculou-se a média aritmética denotada pela fórmula (7);
- Calculou-se a variância pela fórmula (9);
- Determinou-se S_x^- que é o estimador de σ_x^- (estimador do erro padrão – eep);
- Calculou-se o intervalo de confiança ao nível de significância $\alpha = 1\%$, conforme a fórmula (17).
- Aplicou-se o teste *t de Student* para comparação de médias.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A determinação da dimensão fractal de figuras foi realizada com o programa computacional desenvolvido, aplicando-se o método de *Box Counting*, conforme exposto em 3.2. O programa foi aplicado a 186 manchas de pele. A seguir, apresentar-se-á um exemplo das diferentes etapas que integram a aplicação do *software* correspondente. Nessa sequência, mostra-se a determinação da dimensão fractal de uma mancha de pele digital (fotografia tomada com câmara digital).

Os módulos da aplicação, a partir da imagem original, consistem: disponibilização da imagem na tela do computador, limiarização e detecção de borda.

A imagem original da mancha de pele está ilustrada na figura 19.



Figura 19. Imagem de câncer de pele maligno inicial para processamento.

Fonte: <http://www.dermatlas.com/derm/>

A imagem da figura 19 submetida ao processo de limiarização resultou na imagem apresentada na figura 20.



Figura 20. Imagem limiarizada

Por último, o processo de detecção de bordas teve como resultado a figura 21.

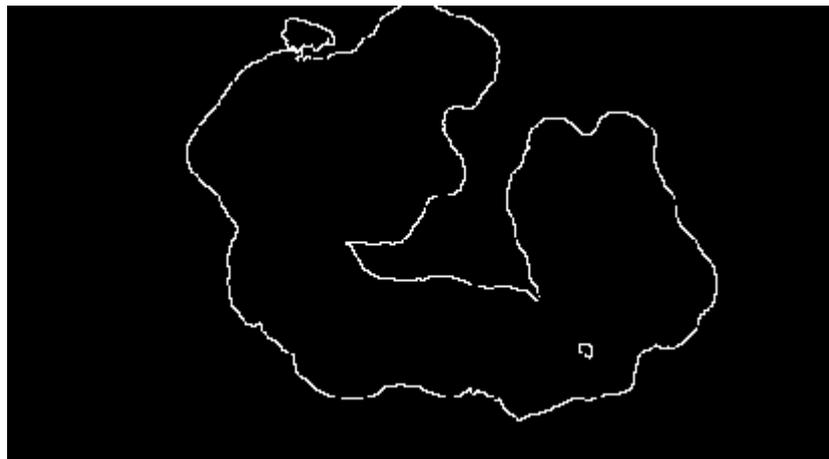


Figura 21. Imagem processada

A mancha de pele mostrada como exemplo de processamento teve o índice de variação de cores de 69,849%, a dimensão fractal de 1,8182, o índice de compacidade de 76,49382 e a excentricidade da elipse de 0,56843.

Aplicando-se o *software* desenvolvido para todas as manchas de pele obtiveram-se os valores dos diferentes parâmetros tabulados e apresentados nos quadros 1 e 2, respectivamente.

Quadro 1 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas benignas.

MANCHAS DE PELE BENIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
01	55,400	1,2787	85,3302	0,2759
02	36,550	1,1981	53,7821	0,7689
03	40,400	0,9302	49,8163	0,7731
04	10,300	1,1969	22,5683	0,4056
05	22,900	1,1977	31,5977	0,5885
06	64,050	1,0358	20,4834	0,7301
07	14,450	1,1985	21,7424	0,4345
08	16,400	1,2653	48,2273	0,3193
09	4,850	1,1688	2,1675	0,4626
10	6,600	1,0012	8,4459	0,5316
11	24,400	1,4135	25,2611	0,7258
12	23,050	1,0119	30,0405	0,5589
13	10,700	1,1117	32,2919	0,5551
14	4,350	1,2131	7,6258	0,5561
15	18,700	1,2243	5,4917	0,4805
16	98,900	1,1113	89,9536	0,4610
17	92,150	1,1442	16,2052	0,6004
18	20,700	1,1038	55,3306	0,7268
19	28,700	1,1181	98,6159	0,5571
20	44,500	1,1440	39,1170	0,2785
21	51,550	1,1356	200,7430	0,5162
22	13,500	1,1123	16,7038	0,4987
23	3,250	1,6761	5,2288	0,4015
24	8,500	1,5591	1,8914	0,4827
25	17,500	1,0760	16,3132	0,5222
26	24,900	1,1198	18,4130	0,4568
27	43,550	1,1420	7,4079	0,6471

Quadro 1 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas benignas.

MANCHAS DE PELE BENIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
28	20,650	1,1379	84,0949	0,5449
29	14,450	1,3121	78,9267	0,4508
30	6,900	1,1411	11,9952	0,5047
31	20,150	1,2610	8,4494	0,6257
32	28,700	1,0381	52,0637	0,4324
33	23,500	1,2013	14,6517	0,6655
34	8,400	1,0414	8,8235	0,6509
35	62,450	1,1273	37,7707	0,3074
36	16,950	1,1310	380,6914	0,8079
37	36,900	1,1125	26,9125	0,4248
38	23,550	1,1011	170,6426	0,3081
39	7,200	1,2615	5,9189	0,6936
40	31,100	1,1471	38,5199	0,4291
41	34,450	1,1068	22,3839	0,7912
42	72,550	1,2149	26,4484	0,2479
43	24,700	1,1339	4,9472	0,2837
44	38,250	1,1116	27,8065	0,5323
45	91,222	1,1276	179,1430	0,5947
46	43,000	1,1010	41,8405	0,5763
47	51,250	1,1372	30,9438	0,4021
48	12,700	1,1119	22,0285	0,3016
49	28,450	1,4132	13,9727	0,2791
50	89,767	1,0121	45,4163	0,3158
51	61,900	1,2131	30,5294	0,2381
52	19,650	1,1430	7,2638	0,6042
53	18,650	1,1111	42,2251	0,6730
54	26,250	1,1312	166,9846	0,2080

Quadro 1 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas benignas.

MANCHAS DE PELE BENIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
55	24,150	1,1101	53,1229	0,3836
56	17,050	1,2010	41,0889	0,6130
57	16,750	1,1345	61,5089	0,7622
58	14,000	1,1121	37,9694	0,4976
59	23,850	1,3394	19,4750	0,8343

Quadro 2 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.

MANCHAS DE PELE MALIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
01	84,600	1,8010	56,4966	0,5973
02	67,350	1,8587	111,9631	0,4914
03	100,000	1,1517	299,0622	0,5679
04	74,400	1,2689	86,3000	0,4451
05	61,550	1,2994	149,9534	0,4616
06	23,500	1,1868	177,1666	0,6370
07	32,250	1,9071	104,1906	0,4878
08	38,300	1,6813	38,9125	0,5874
09	27,500	1,9121	149,3174	0,4982
10	60,900	1,7713	12,8664	0,4170
11	17,850	1,9691	63,2637	0,2546
12	26,550	1,4094	24,4603	0,6049
13	35,900	1,9148	9,0090	0,6040
14	38,950	1,7106	80,3578	0,6524

Quadro 2 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.

MANCHAS DE PELE MALIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
15	50,600	1,7159	67,9816	0,4809
16	17,200	1,6207	114,1553	0,3374
17	20,050	1,4411	48,4736	0,6237
18	65,500	1,6761	26,2938	0,1912
19	50,300	1,7114	52,7036	0,3780
20	52,700	1,7611	70,9966	0,3474
21	54,700	1,4491	110,7000	0,4858
22	62,900	1,9612	155,2507	0,7617
23	20,200	1,7131	305,4020	0,3107
24	72,900	1,6171	46,2121	0,2879
25	100,000	1,8131	250,2972	0,2945
26	84,000	1,4491	242,6828	0,7288
27	47,350	1,5121	236,8739	0,6283
28	51,550	1,5363	115,1253	0,4545
29	100,000	1,6706	148,8388	0,4653
30	95,550	1,9111	86,3279	0,5938
31	56,950	1,6106	20,8820	0,5842
32	100,000	1,7080	128,5293	0,7434
33	82,650	1,6171	85,5355	0,7225
34	10,100	1,7131	214,7139	0,6367
35	100,000	1,8212	19,4238	0,5326
36	49,100	1,6051	257,2709	0,5985
37	100,000	1,7148	35,9274	0,5782
38	96,050	1,8953	108,2612	0,6319
39	99,700	1,8200	276,1256	0,4327
40	40,100	1,8282	307,6270	0,6346
41	19,450	1,8123	31,8871	0,6452

Quadro 2 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.

MANCHAS DE PELE MALIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
42	85,450	1,8096	28,6421	0,4177
43	40,300	1,7813	776,5452	0,5271
44	59,850	1,8713	88,7902	0,6689
45	53,750	1,7919	53,2475	0,5354
46	46,600	1,8748	192,8605	0,6828
47	45,350	1,6121	37,9231	0,4506
48	46,500	1,8403	27,9094	0,6518
49	14,750	1,8141	80,9023	0,6370
50	32,400	1,8512	26,2503	0,7546
51	30,000	1,8111	22,2630	0,6807
52	41,150	1,8108	21,7162	0,6793
53	17,400	1,8011	28,3421	0,3706
54	100,000	1,8109	327,1650	0,7326
55	28,750	1,8101	196,6912	0,6077
56	69,850	1,8182	76,4938	0,5684
57	100,000	1,7497	124,1701	0,7465
58	21,850	1,8513	97,4483	0,7095
59	94,250	1,6611	49,3715	0,6729
60	84,600	1,8010	56,4966	0,5973
61	67,350	1,8587	111,9631	0,4914
62	100,000	1,1517	299,0622	0,5679
63	74,400	1,2689	86,3000	0,4451
64	61,550	1,2994	149,9534	0,4616
65	23,500	1,1868	177,1666	0,6370
66	32,250	1,9071	104,1906	0,4878
67	38,300	1,6813	38,9125	0,5874

Quadro 2 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.

MANCHAS DE PELE MALIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
68	27,500	1,9121	149,3174	0,4982
69	60,900	1,7713	12,8664	0,4170
70	17,850	1,9691	63,2637	0,2546
71	26,550	1,4094	24,4603	0,6049
72	35,900	1,9148	9,0090	0,6040
73	38,950	1,7106	80,3578	0,6524
74	50,600	1,7159	67,9816	0,4809
75	17,200	1,6207	114,1553	0,3374
76	20,050	1,4411	48,4736	0,6237
77	65,500	1,6761	26,2938	0,1912
78	50,300	1,7114	52,7036	0,3780
79	52,700	1,7611	70,9966	0,3474
80	54,700	1,4491	110,7000	0,4858
81	62,900	1,9612	155,2507	0,7617
82	20,200	1,7131	305,4020	0,3107
83	72,900	1,6171	46,2121	0,2879
84	100,000	1,8131	250,2972	0,2945
85	84,000	1,4491	242,6828	0,7288
86	47,350	1,5121	236,8739	0,6283
87	51,550	1,5363	115,1253	0,4545
88	100,000	1,6706	148,8388	0,4653
89	95,550	1,9111	86,3279	0,5938
90	56,950	1,6106	20,8820	0,5842
91	100,000	1,7080	128,5293	0,7434
92	82,650	1,6171	85,5355	0,7225
93	10,100	1,7131	214,7139	0,6367

Quadro 2 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.

MANCHAS DE PELE MALIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
94	100,000	1,8212	19,4238	0,5326
95	49,100	1,6051	257,2709	0,5985
96	100,000	1,7148	35,9274	0,5782
97	96,050	1,8953	108,2612	0,6319
98	99,700	1,8200	276,1256	0,4327
99	40,100	1,8282	307,6270	0,6346
100	19,450	1,8123	31,8871	0,6452
101	85,450	1,8096	28,6421	0,4177
102	40,300	1,7813	776,5452	0,5271
103	59,850	1,8713	88,7902	0,6689
104	53,750	1,7919	53,2475	0,5354
105	46,600	1,8748	192,8605	0,6828
106	45,350	1,6121	37,9231	0,4506
107	46,500	1,8403	27,9094	0,6518
108	14,750	1,8141	80,9023	0,6370
109	32,400	1,8512	26,2503	0,7546
110	30,000	1,8111	22,2630	0,6807
111	41,150	1,8108	21,7162	0,6793
112	17,400	1,8011	28,3421	0,3706
113	100,000	1,8109	327,1650	0,7326
114	28,750	1,8101	196,6912	0,6077
115	69,850	1,8182	76,4938	0,5684
116	100,000	1,7497	124,1701	0,7465
117	21,850	1,8513	97,4483	0,7095
118	94,250	1,6611	49,3715	0,6729
119	84,600	1,8010	56,4966	0,5973

Quadro 2 – Resultados encontrados analisando a DF, o IVC, IC e a primeira excentricidade da elipse para manchas malignas.

MANCHAS DE PELE MALIGNAS				
Mancha	Índice de variação de cores	Dimensão Fractal	Índice de compacidade	Primeira excentricidade da elipse
120	67,350	1,8587	111,9631	0,4914
121	100,000	1,1517	299,0622	0,5679
122	74,400	1,2689	86,3000	0,4451
123	61,550	1,2994	149,9534	0,4616
124	23,500	1,1868	177,1666	0,6370
125	32,250	1,9071	104,1906	0,4878
126	38,300	1,6813	38,9125	0,5874
127	27,500	1,9121	149,3174	0,4982

4.1 Dimensão fractal das manchas

Observa-se no quadro 1 que as manchas de pele benignas tiveram dimensão fractal compreendida entre os valores 0,93015 e 1,81913 com uma média aritmética de 1.17660 e intervalo de confiança compreendido entre 1,12699 e 1,22621.

No quadro 2, observa-se que as manchas de pele malignas tiveram dimensão fractal compreendidas entre os valores 1,15169 e 1,96911 com uma média aritmética de 1.71607 e intervalo de confiança compreendido entre 1,68018 e 1,75193.

O teste *t de Student* na comparação de ambas as médias indicou que existe diferença significativa entre os valores médios da dimensão fractal.

Piantanelli et al (2005) conseguiram, aplicando o método de *Box counting* para estimar a dimensão fractal de lesões de pele, diferenciar três grupos de lesões de pele: nevo comum, nevo displásico e melanoma ao nível de significância de 5%. Estes autores concluíram que a análise fractal é um parâmetro útil para o diagnóstico de lesões benignas e malignas, com resultados consistentes com o diagnóstico realizado por um clínico experiente.

Gilmore et al (2009) encontraram valores de dimensão fractal, de todas as lesões de pele analisadas, menores que dois. Os valores estimados por Gilmore et al (2009), foram

comprovados neste trabalho, em que o valor máximo da dimensão fractal determinado foi de 1,96911.

Gilmore et al (2009) determinaram também a lacunaridade das lesões de pele e concluíram que, a análise da lacunaridade é um método potencialmente útil para avaliar lesões melanocíticas, porém, ressaltam que o algoritmo não oferece qualquer vantagem para diferenciar lesões de difícil diagnóstico.

Segundo a Sociedade Brasileira de Dermatologia (SBD) (<http://www.sbd.org.br/>), as manchas de pele benignas apresentam, entre outras características, bordas regulares e nas malignas as bordas são irregulares. Analisando qualitativamente as manchas para profissionais fora da área médica, ambos os tipos de manchas têm bordas irregulares.

Para esses profissionais a circunferência é uma forma regular e apresenta, segundo Anton (2001), uma dimensão fractal igual a 1. As manchas de pele têm as mais variadas formas irregulares e se observa nos quadros 1 e 2 que, quantitativamente, as manchas malignas são mais irregulares do que as manchas benignas determinadas quantitativamente pela sua respectiva dimensão fractal. Supõe-se que a SBD atribuiu a classificação de regular às manchas benignas por não haver um termo exato para classificá-las com a finalidade de diferenciá-las das manchas malignas. Porém, sabendo que os dois tipos de manchas são irregulares.

A dimensão fractal de ambas as manchas superam a unidade, portanto, o contorno das manchas de pele, tanto malignas, quanto benignas, são irregulares, avaliado pela dimensão fractal e se afasta da forma suave da circunferência.

O parágrafo anterior é coincidente com o encontrado por Cross et al (1995), onde menciona que nevos melanocíticos e melanomas têm estrutura fractal, pois a dimensão fractal dos mesmos é superior a dimensão topológica um. Estes autores, aplicando análise multivariada, acharam uma matriz de confusão em que 45% das lesões pertenceram ao grupo de diagnóstico correto, concluindo que não houve diferença significativa entre a dimensão fractal de nevos melanocíticos e melanomas.

No método aplicado neste trabalho foi constatado que houve diferença significativa entre a dimensão fractal de lesões cutâneas benignas e malignas em geral analisadas.

Com relação a borda, que neste trabalho foi analisada pela dimensão fractal, Christensen et al (2010), conseguiu uma exatidão de 77% na discriminação de nevos melanocíticos e melanomas, utilizando para isto um valor ótimo *threshold* sem especificar o método aplicado.

As lesões malignas quantitativamente são mais irregulares que as manchas benignas, pois sua dimensão fractal é maior. Salienta-se que em todas as manchas analisadas não existem intervalos de valores da dimensão fractal conflitivos, ou seja, valores superpostos de dimensão fractal, não existem também sobreposições entre os intervalos de confiança nem de valores isolados.

4.2 Índice de variação de cores

Observa-se no quadro 1 que os índices de variação de cores das manchas benignas variam entre 3,25% e 100% com uma média 30,71166 e intervalo de confiança de 51,31791 a 64,46161. As manchas malignas variam entre 7,35% e 100% com uma média 57,88976 e intervalo de confiança de 51,31791 a 64,46161.

O teste *t de Student* mostra que há diferença significativa entre ambas as médias, porém, observa-se que existe superposição entre os intervalos de confiança. Ao se analisar isoladamente os índices de variação de cores, observa-se, que em linhas gerais, as manchas benignas têm valores inferiores do que as manchas malignas, porém, não é um parâmetro determinante para diferenciação do tipo de mancha.

Christensen et al (2010) analisaram concomitantemente bordas e cores e também não chegaram a um valor *threshold* que discriminasse taxativamente entre nevos melanocíticos e melanomas, chegando apenas a uma exatidão de 77%.

No presente trabalho as cores tiveram mesmo comportamento, isto é, o índice de variação de cores aplicado não separou completamente os dois tipos de manchas. Houve sobreposição de valores de índices.

Conforme a Sociedade Brasileira de Dermatologia, qualitativamente as manchas malignas apresentam maior número de cores do que as benignas. Este fato não foi comprovado quantitativamente pelo índice de variação de cores de forma terminante, haja vista, que algumas manchas benignas têm IVC maior que muitas manchas malignas e que várias manchas malignas têm IVC menor que muitas manchas benignas. Destaca-se que o computador tem maior capacidade de discriminação de cores do que a visão humana. Conforme, Thomas & Paris (2005), a visão humana tem capacidade de diferenciar em torno de duzentas cores, enquanto que o computador, quando analisa imagem com resolução radio métrica de 24 *bits*, tem capacidade de diferenciar mais de dezesseis milhões de cores,

portanto, com maior potencialidade de análise. Esta capacidade de discriminação é possível devido à associação entre comprimento de onda e números.

Não se pode afirmar, peremptoriamente, levando-se em conta o IVC, que as manchas malignas sempre apresentam maior número de cores do que as manchas benignas.

O intervalo de confiança do valor mais provável das duas médias apresenta valores sobrepostos. Este fato é reforçado pelo teste *t de Student* o qual indicou que não houve diferença significativa (nível de significância de 1%) entre ambas as médias aritméticas, atribuindo-se a diferença existente, ao acaso.

Exemplifica-se na figura 22 que até qualitativamente as manchas benignas apresentam uma maior variação de cores, comprovado quantitativamente pelo índice de variação de cores, em que a mancha A (Benigna) tem IVC de 98,90 e que a mancha B (Maligna) tem IVC de 89,11.



Figura 22 – Imagem (esquerda) mancha benigna A, e imagem (direita) mancha maligna B.

Fonte: <http://www.dermatlas.com/derm/>

4.3 Índice de compacidade

Observa-se no quadro 1 que o índice de compacidade das manchas benignas varia entre 1,89143 e 380,69136 com uma média de 48,56280 e intervalo de confiança de 27,35152 a 69,77408.

As manchas malignas variam entre 5,50365 e 776,54516 com uma média de 99,85856370 e intervalo de confiança de 75,92938 a 123,78774.

O teste *t de Student* mostra que há diferença significativa entre ambas as médias, porém, observa-se que existe superposição entre os intervalos de confiança.

Analisando-se globalmente os valores do IC, observa-se que o comportamento deste índice é semelhante ao índice de variação de cores.

Analisando-se isoladamente o índice de compacidade, observa-se que, em linhas gerais, as manchas benignas têm valores inferiores do que as manchas malignas, porém, não é um parâmetro determinante para diferenciação do tipo de mancha.

4.4 Primeira excentricidade da elipse

A excentricidade é uma característica invariante, pois se trata do quociente da divisão entre o maior e o menor eixo da elipse que melhor se ajusta aos pixels da imagem segmentada (Mascarenhas, 1998).

Observa-se no quadro 1 que a excentricidade das manchas benignas tem uma média de 0,51639 e intervalo de confiança de 0,46082 a 0,57195.

As manchas malignas têm excentricidade média de 0,54079 e intervalo de confiança de 0,50701 a 0,57456.

O teste *t de Student* mostra que não há diferença significativa entre ambas as médias e, também, observa-se que existe superposição entre os intervalos de confiança e entre os valores analisados isoladamente. Portanto, este parâmetro não permite diferenciação entre as manchas.

Salienta-se que na circunferência não existe eixo maior nem eixo menor haja vista que sua caracterização é por um único valor denominado raio. Fazendo iguais, ambos os eixos, matematicamente, a excentricidade será igual a zero. Por outro lado, se o eixo menor for igual a zero, estar-se-ia na presença de uma reta que, matematicamente, corresponderia a uma excentricidade igual a um. O exposto implica que valores de excentricidade maiores significam que a elipse se aproxima a uma circunferência, enquanto menores valores de excentricidade se aproximam a uma reta.

Os valores médios de excentricidade obtidos, respectivamente, para manchas benignas e malignas, de 0,51639 e 0,54079, indicam que as formas das manchas são na sua maioria elipses, pois estão em uma posição intermediária entre a circunferência e a reta.

O trabalho desenvolvido foi com intuito de responder ao recomendado por [Xu, Jackowski, Goshtasby, Roseman, Bines, Yu, Dhawan & Huntley 1999], por quem todas as

pesquisas científicas deverão ser orientadas para detecção precoce, de maneira rápida e precisa, de neoplasias malignas.

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho, foram analisadas lesões de pele, benignas e malignas, do ponto de vista matemático. As manchas utilizadas foram extraídas de bibliografia e reproduzidas fotograficamente com câmara digital e também de imagens digitais do endereço eletrônico <http://www.dermatlas.org>.

Com o uso do *software* desenvolvido especificamente para este fim, analisou-se a dimensão fractal, o índice de variação de cores, o índice de compacidade e a primeira excentricidade da elipse.

A dimensão fractal média das manchas benignas é 1,16606 com intervalo de confiança de 1,12699 a 1,22621 e das manchas malignas é 1,71607 com intervalo de confiança de 1,68018 a 1,75196. Comprova-se que, existe diferença significativa no nível de 1% entre os valores médios de ambas as manchas. De todas as manchas de pele analisadas não existe superposição de valores da dimensão fractal entre os intervalos de confiança e nem dos valores analisados isoladamente. O maior valor de dimensão fractal das manchas benignas é 1,67610, enquanto que o menor das manchas malignas é 1,96911, o que indica claramente esta diferença. A dimensão fractal mostra-se eficiente na diferenciação entre ambos os tipos de manchas reproduzidas de bibliografia.

O índice de variação de cores médio das manchas benignas é 30,71166 com intervalo de confiança de 27,35152 a 69,77408 e das manchas malignas é 57,88976 com intervalo de confiança de 51,31791 a 64,46161. Existe diferença significativa no nível de 1% entre os valores médios de ambas as manchas. Porém, existe superposição de valores analisados isoladamente e, portanto, este parâmetro não é eficiente para a diferenciação entre ambos os tipos de manchas.

O índice de compacidade das manchas benignas é 48,56280 com intervalo de confiança de 27,35152 a 69,77408 e das manchas malignas é 99,85856 com intervalo de confiança de 75,92938 a 123,78774. Existe diferença significativa no nível de 1% entre os valores médios de ambas as manchas. Porém, existe superposição de valores analisados isoladamente e, portanto, este parâmetro não é eficiente para a diferenciação entre ambos os tipos de manchas.

A forma das manchas analisadas pela primeira excentricidade da elipse mostra que, em média, a elipse está compreendida entre a circunferência e a linha reta, haja vista que a

excentricidade média para as manchas benignas e malignas é, respectivamente, 0,51639 e 0,54079.

O programa desenvolvido para seu uso não requer um profundo conhecimento de informática, e foi elaborado para uma amigável interação usuário-máquina.

5.1 Recomendações

Após a conclusão do trabalho, mediante a análise dos resultados obtidos, com o uso do método proposto, fazem-se as seguintes recomendações:

Recomenda-se que o tamanho máximo das reproduções fotográficas processadas pelo software seja A4.

As fotografias digitais devem ser tomadas a uma distância de aproximadamente 88 cm com o eixo ótico o mais horizontal possível, e conveniente o uso de tripé para a fixação da câmara e o posicionamento do eixo ótico.

A resolução geométrica mínima deve ser de dois *megapixels* e o formato da imagem, *BMP* ou *JPEG* (constatar se a câmara fornece outro formato).

Por último, cabe destacar mais uma vez que foram processadas fotografias provenientes de bibliografia, não sendo tomadas as fotografias *in vivo*. Os profissionais da área médica, que eventualmente venham a utilizar este programa para a diferenciação de lesões dermatológicas, devem utilizar imagens dermatoscópicas e, em caso de suspeita de malignidade, realizar também biopsias das lesões para análise anatomopatológica com objetivo de diagnóstico correto.

Acredita-se que o método desenvolvido não seja de utilidade imprescindível para profissionais de larga experiência na área. Entretanto, para profissionais iniciantes pode ser um método de grande auxílio e de baixo custo.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, M. **Imagem**, abr. 2002. Disponível em: <http://www.cbpf.br/~mpa/image.htm>. Acesso em: 10 mar. 2005.

ANTON, H.; RORRES, C. **Álgebra Linear com Aplicações**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

AZEVEDO, E. CONCI, A. **Computação Gráfica: teoria e pratica**. Rio de Janeiro: Campus, 2003.

BOURKE, P. **BMP Image Format**, jul.1998. Disponível em: <http://astronomy.swin.edu.au/~pbourke/dataformats/bmp/>. Acesso em: 9 abr. 2008.

BRANNON, H. **Dermatology basics**. Disponível em: <http://www.dermatology.about.com>. Acesso em Janeiro de 2009.

BARBOSA, João L. M. **Geometria euclidiana plana**. Rio de Janeiro : SBM , 2000.

BARBOSA, Ruy M. **Descobrimo a geometria fractal para a sala de aula**. Belo Horizonte, MG : Autêntica , 2002.

BASSANEZI, R. C; FERREIRA, W. C. **Equações diferenciais com aplicações**. São Paulo, SP : Harbra , c1988.

BEN WU, X. & SUI, Daniel Z. *GIS-Based lacunarity analysis for assessing urban residential segregation*. Paper apresentado na ESRI International User Conference July 8-12, 2002. Obtido em http://gis.esri.com/library/user_conf/proc02/abstracts/a0667.html em 8 de março de 2003. Disponível em: <<http://www.casa.ucl.ac.uk>> Acesso em: 20 Out. 2009

BLUM, A; LUEDTKE, H. **Digital image analysis for diagnosis of cutaneous melanoma**. Department of Dermatology, Eberhard-Karls-University, Liebermeisterstrasse, Germany, 2004. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15541081>. Acesso em: 11 maio 2009.

CALVERT, C. **Charlie Calvert's Delphi 4**, Indianapolis: Borland Press, 1999.

CARDON, A; MÜLLER, D; NAVAUX, P. **Introdução às Redes Neurais Artificiais**, Porto Alegre. Disponível em: <http://www.ulbra.tche.br/~danielnm/ia/rna/rna.html>. Acesso em: 11 dez. 2004.

CARRO, S. **Bitmaps**, Presidente Prudente. Disponível em: <http://www2.unoeste.br/~silvio/BMP.pdf>. Acesso em: 14 set. 2008.

CASCINELLI, N; FERRARIO, M. **Results obtained by using a computerized image analysis system designed as an aid to diagnosis of cutaneous melanoma**. Division of Surgical Oncology B, National Cancer Institute of Milan, Italy, 1992. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1450670>. Acesso em: 18 abril 2009.

CHRISTENSEN, J. H; SOERENSEN, M. B. **Pre-diagnostic digital imaging prediction model to discriminate between malignant melanoma and benign pigmented skin lesion**. Department of Electrical Engineering, Engineering College of Aarhus, Aarhus, Denmark, 2010. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8600802>. Acesso em: 05 jan 2010.

COELHO, R. C; COSTA, L. da F. - **“The Box-Counting Fractal Dimension: Does it Provide an Accurate Subsidy for Experimental Shape Characterization? If So, How to Use It?”**, Anais do Sibgrapi. p. 183-191, 1995.

COSTA, S. **Classificação e verificação de impressões digitais**. São Paulo, 2001.

COSTA NETO, P.L. de O. **Estatística**. São Paulo: Edit. Edgard Blücher LTDA, 1977.

CROSS, S. S; McDONAGH, A. J. **Fractal and integer-dimensional geometric analysis of pigmented skin lesions**. Department of Pathology, University of Sheffield Medical School, England, 1995. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8600802>. Acesso em: 20 ago. 2009.

FONSECA, M. **Segmentação de Imagem: Segmentação Limiar em Tons de Cinza**. Rio de Janeiro. Disponível em: <http://www.ic.uff.br/~aconci/limiarizacao.htm>. Acesso em 17 de Julho de 2006.

GILMORE, S; HOFMANN R. **Lacunarity Analysis: A Promising Method for the Automated Assessment of Melanocytic Naevi and Melanoma**. Dermatology Research Centre, The University of Queensland, School of Medicine, Princess Alexandra Hospital, Brisbane: Australia, 2009.

GONZAGA, A. **Aula 2 – Fundamentos de Imagens Digitais**, São Paulo, 2002. Disponível em: <http://iris.sel.eesc.sc.usp.br/sel1886/>. Acesso em: 29 ago. 2008.

GONZALEZ, R; WOODS, A. **Processamento de Imagens digitais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2000.

GONZAGA, A. **Aula 2 – Fundamentos de Imagens Digitais**. São Paulo, 2002. Disponível em: <http://iris.sel.eesc.sc.usp.br/sel1886/>. Acesso em: 23 de Agosto de 2006.

GUZMÁN, M. **Estructuras Fractales y sus Aplicaciones**. Ed. Labor S. A, Barcelona. Espanha. p. 270. 1993.

HOLZNER, S. **Borland C++: programação for windows**. São Paulo: Makron Books, c1995.

INSTITUTO NACIONAL DO CANCER. **Normas e recomendações do INCA**. Revista Nacional de Cancerologia v.49, n. 5, p. 203 – 208, 2003.

KUBIÇA, S; LETHELIER, E. **Processamento de imagens de documentos - Parte IV**, Paraná, out. 1999. Disponível em: <http://www.pr.gov.br/batebyte/edicoes/1999/bb91/imagens.htm>. Acesso em: 20 mar. 2007.

LIMA, E. L. **Álgebra Linear**. Rio de Janeiro: Instituto de Matemática Pura e Aplicada, 1986.

LIMA, E. L. **Espaços Métricos**. Rio de Janeiro: Instituto de Matemática Pura e Aplicada, 1993.

LIPSCHUTZ, S. **Probabilidade – Coleção Schãum**. 1973. Edit. Macgraw-hill do Brasil LTDA.

MANDELBROT, B. **Objectos fractais: forma, acaso e dimensão**. 1.ed. Portugal: Gradiva Publicações LTDA, 296 p, 1991.

MANDELBROT, B. **Objectos Fractais**. Lisboa: Gradiva, 1991.

MANDELBROT, B. **The Fractal Geometry of Nature**, New York, 1983.

MANDELBROT, B. **Objectos fractais: forma, acaso e dimensão seguido de panorama da linguagem fractal**. Lisboa : Gradiva , 1998

MASCARENHAS, N; VELASCO, F. **Processamento digital de imagem**. Buenos Aires: Kapelusz, 1989.

MEYER, W. **Geometry and its applications**. San Diego, CA : Ed. Harcourt / Academic Press , c1999.

MEYER. P. L. **Probabilidade Aplicações à Estatística**. Departamento de Matemática, Washington State University, 391p, 1976.

NUNES, E.O.; CONCI, A. **Determinação da Dimensão Fractal de Conjunto de Pontos à Imagens de Satélites**”, Anais do 1º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle (APPLICON) da Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional (SBMAC), São Carlos, Anais, 2001.

NUNES, E.O. **Emprego da Dimensão Fractal para Análise de Texturas em Imagens Multiespectrais**. 2001. 103f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) Universidade Federal Fluminense, Niterói.

NUNES, E.O.; CONCI, A. **Técnicas De Descrição Regional Baseadas em Textura**. In: **2º Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle da Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional (SBMAC)**. São José dos Campos. Anais, ISBN: Editores: J. M. Balthazar, G. N. da Silva, M. Tsuchida, M. Boaventura, L. S. Goes e J. D. S. Silva, Série Arquimedes, Volume 2 , 2003.

NUNES, E; CONCI, A. **Algoritmo Genético para Classificação Temática de Imagens Multiespectrais**, 15 pp., VIII Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha. SPOLM 2005.

OLIVEIRA, M. **Formato de Arquivo: BMP**, 25 abr. 2000. Disponível em: <http://www.ee.furg.br/~silviacb/DIP/Avaliacao/bmp.pdf>. Acesso em: 30 out. 2008.

PIANTANELLI, A. MAPONI P. **Fractal Characterisation of boundary irregularity in skin pigmentes lesions**. Center of Biochemistry, INRCA, Ancona: Italy, 2005.

PLOTNICK R. E, GARDNER R. H, HARGROVE W.W, PRESTEGAARD K, PERLMUTTER M. **Lacunarity analysis: a general technique for the analysis of spatial patterns**. Physical Review E. Statistical Physics, Plasmas, Fluids, & Related Interdisciplinary Topics, vol.53, no.5, pt.B, May 1996, pp.5461-8.

SANTOS, C. **Fractais e Sistemas de Funções Iteradas**. Dissertação de Mestrado-Universidade de Lisboa, Portugal.

SEARA, D. **Algoritmos para a Detecção de Bordas**. Florianópolis, 1998.

SCHILDT,H; GUNTLE, G. **Borland C++ Builder: preferência completa**. Rio de Janeiro, RJ: Campus , 2001.

SHAMMAS, N. C. **C++ mathematical algorithms for scientists and engineers**. New York: McGraw-Hill , c1995.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE DERMATOLOGIA. **Contra o Câncer de Pele**. Disponível em: <http://www.sbd.org.br/publico/cancer/index.aspx>. Acesso em: Agosto de 2009.

SPINADEL,V. W. de P; PERERA, J. G. **Geometria fractal**. Buenos Aires: Nueva Libreria , c1994.

THOMAS J; PARIS D. N; **CRC Handbook of Fundamental Spectroscopic Correlation Charts**. CRC Press, 2005.

VESTERGAARD M. E, MACASKILL P, HOLT P. E, MENZIES S. W. **Dermoscopy compared with naked eye examination for the diagnosis of primary melanoma: a meta-analysis of studies performed in a clinical setting**. *Br J Dermatol*. 2008 Sep;159(3):669-76.

WHITE, G. **Atlas colorido de dermatologia de Levene**. São Paulo, SP: Artes Médicas, 2000.