

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA BIOMÉDICA**

GLEIDSON BRANDÃO OSELAME

**DESENVOLVIMENTO DE *SOFTWARE E HARDWARE* PARA DIAGNÓSTICO E
ACOMPANHAMENTO DE LESÕES DERMATOLÓGICAS SUSPEITAS PARA
CANCER DE PELE**

DISSERTAÇÃO

**CURITIBA
2014**

GLEIDSON BRANDÃO OSELAME

**DESENVOLVIMENTO DE *SOFTWARE* E *HARDWARE* PARA DIAGNÓSTICO E
ACOMPANHAMENTO DE LESÕES DERMATOLÓGICAS SUSPEITAS PARA
CANCER DE PELE**

Dissertação de mestrado apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Biomédica da Universidade Tecnológica Federal
do Paraná como requisito parcial para obtenção
do título de “Mestre em Ciências” - Área de
Concentração: Engenharia Biomédica.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Borba Neves
Co-orientador: Prof. Dr. Ionildo José Sanches

CURITIBA
2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

O81d Oselame, Gleidson Brandão

2014 Desenvolvimento de *software* e *hardware* para diagnóstico e acompanhamento de lesões dermatológicas suspeitas para câncer de pele / Gleidson Brandão Oselame. -- 2014.

78 f.: il.; 30 cm

Texto em português com resumo em inglês

Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica

Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia

Biomédica, Curitiba, 2014

Bibliografia: f. 72-76

1. Pele - Câncer - Diagnóstico. 2. Processamento de imagens - Técnicas digitais. 3. Diagnóstico por imagem. 4. Visão por computador. 5. Software - Desenvolvimento. 6. Hardware - Desenvolvimento. 7. MATLAB (Programa de computador). 8. Métodos de simulação. 9. Engenharia biomédica - Dissertações. I. Neves, Eduardo Borba, orient. II. Sanches, Ionildo José, coorient. III. Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica. IV. Título.

CDD 22 -- 610.28

Biblioteca Central da UTFPR, Câmpus Curitiba

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ



Campus Curitiba



Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica

Título da Dissertação Nº 025

“Desenvolvimento de software e hardware para diagnóstico e acompanhamento de lesões dermatológicas suspeitas para câncer de pele”

por

Gleidson Brandão Oselame

Esta dissertação foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de **MESTRE EM CIÊNCIAS (M.Sc.)** – Área de Concentração: Engenharia Biomédica, pelo **Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica (PPGEB)**, – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (**UTFPR**), *Campus Curitiba*, às **09h00min** do dia **28 de agosto 2014**. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos professores:

Prof. Eduardo Borba Neves, Dr.
(Presidente – UTFPR)

Prof^a. Luciana Puchalski Kalinke, Dr^a.
(UFPR - PR)

Prof. Bertoldo Schneider Jr, Dr.
(UTFPR)

Visto da coordenação:

Prof. Bertoldo Schneider Jr., Dr.
(Coordenador do PPGEB)

AVISO: A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do PPGEB

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela saúde e pelas pessoas boas com as quais convivo
diariamente;

Agradeço aos meus pais pela oportunidade da formação em primeiro lugar;

Agradeço pela paciência, dedicação e amor dispensado pela minha esposa
Cristiane;

Agradeço por aqueles que me guiam sempre para o bom caminho;

Agradeço pelo apoio que tive dos que hoje já não estão fisicamente entre nós;

Agradeço ao meu Coorientador Ionildo pelas dedicadas manhãs de ensino;

Agradeço ao meu Orientador e amigo Eduardo, pela oportunidade e por acreditar
que um dia eu poderia chegar até aqui.

RESUMO

OSELAME, Gleidson Brandão. **Desenvolvimento de *software* e *hardware* para diagnóstico e acompanhamento de lesões dermatológicas suspeitas para câncer de pele.** 2014. 82f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2014

O câncer é responsável por cerca de 7 milhões de óbitos anuais em todo o mundo. Estima-se que 25% de todos os cânceres são de pele, sendo no Brasil o tipo mais incidente em todas as regiões geográficas. Entre eles, o tipo melanoma, responsável por 4% dos cânceres de pele, cuja incidência dobrou mundialmente nos últimos dez anos. Entre os métodos diagnósticos empregados, cita-se a regra ABCD, que leva em consideração assimetria (A), bordas (B), cor (C) e diâmetro (D) de manchas ou nevos. O processamento digital de imagens tem mostrado um bom potencial para auxiliar no diagnóstico precoce de melanomas. Neste sentido, o objetivo do presente estudo foi desenvolver um *software*, na plataforma MATLAB®, associado a um *hardware* para padronizar a aquisição de imagens, visando realizar o diagnóstico e acompanhamento de lesões cutâneas suspeitas de malignidade (melanoma). Utilizou-se como norteador a regra ABCD para o desenvolvimento de métodos de análise computacional. Empregou-se o MATLAB como ambiente de programação para o desenvolvimento de um *software* para o processamento digital de imagens. As imagens utilizadas foram adquiridas de dois bancos de imagens de acesso livre. Foram inclusas imagens de melanomas (n=15) e imagens nevos (não câncer) (n=15). Utilizaram-se imagens no canal de cor RGB, as quais foram convertidas para escala de cinza, aplicação de filtro de mediana 8x8 e técnica de aproximação por vizinhança 3x3. Após, procedeu-se a binarização e inversão de preto e branco para posterior extração das características do contorno da lesão. Para a aquisição padronizada de imagens foi desenvolvido um protótipo de *hardware*, o qual não foi empregado neste estudo (que utilizou imagens com diagnóstico fechado, de bancos de imagem), mas foi validado para a avaliação do diâmetro das lesões (D). Utilizou-se a estatística descritiva onde os grupos foram submetidos ao teste não paramétrico para duas amostras independentes de Mann-Whitney U. Ainda, para avaliar a sensibilidade (SE) e especificidade (SP) de cada variável, empregou-se a curva ROC. O classificador utilizado foi uma rede neural artificial de base radial, obtendo acerto diagnóstico para as imagens melanomas de 100% e para imagens não câncer de 90,9%. Desta forma, o acerto global para predição diagnóstica foi de 95,5%. Em relação a SE e SP do método proposto, obteve uma área sob a curva ROC de 0,967, o que sugere uma excelente capacidade de predição diagnóstica, sobretudo, com baixo custo de utilização, visto que o *software* pode ser executado na grande maioria dos sistemas operacionais hoje utilizados.

Palavras-chave: Câncer de pele; Processamento Digital de Imagens, Visão Computacional; Diagnóstico Automático.

ABSTRACT

OSELAME, Gleidson Brandão. **Development of software and hardware for diagnosis and monitoring of suspected skin lesions for skin cancer**. 2014. 82f. Dissertation (Masters in Biomedical Engineering) - Postgraduate Program in Biomedical Engineering, Federal University of Technology - Paraná. Curitiba, 2014

Cancer is responsible for about 7 million deaths annually worldwide. It is estimated that 25% of all cancers are skin, and in Brazil the most frequent in all geographic regions type. Among them, the melanoma type, accounting for 4% of skin cancers, whose incidence has doubled worldwide in the past decade. Among the diagnostic methods employed, it is cited ABCD rule which considers asymmetry (A), edges (B), color (C) and diameter (D) stains or nevi. The digital image processing has shown good potential to aid in early diagnosis of melanoma. In this sense, the objective of this study was to develop software in MATLAB® platform, associated with hardware to standardize image acquisition aiming at performing the diagnosis and monitoring of suspected malignancy (melanoma) skin lesions. Was used as the ABCD rule for guiding the development of methods of computational analysis. We used MATLAB as a programming environment for the development of software for digital image processing. The images used were acquired two banks pictures free access. Images of melanomas (n = 15) and pictures nevi (not cancer) (n = 15) were included. We used the image in RGB color channel, which were converted to grayscale, application of 8x8 median filter and approximation technique for 3x3 neighborhood. After we preceded binarization and reversing black and white for subsequent feature extraction contours of the lesion. For the standardized image acquisition was developed a prototype hardware, which was not used in this study (that used with enclosed diagnostic images of image banks), but has been validated for evaluation of lesion diameter (D). We used descriptive statistics where the groups were subjected to non-parametric test for two independent samples Mann-Whitney U test yet, to evaluate the sensitivity (SE) and specificity (SP) of each variable, we used the ROC curve. The classifier used was an artificial neural network with radial basis function, obtaining diagnostic accuracy for melanoma images and 100% for images not cancer of 90.9%. Thus, the overall diagnostic accuracy for prediction was 95.5%. Regarding the SE and SP of the proposed method, obtained an area under the ROC curve of 0.967, which suggests an excellent diagnostic ability to predict, especially with low costs, since the software can be run in most systems operational use today.

Keywords: Skin cancer; Digital Image Processing, Computer Vision; Automatic diagnosis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Camadas da pele.....	18
Figura 2 – Anexos da pele.....	19
Figura 3 – Localização dos melanócitos.....	19
Figura 4 – Carcinoma basocelular de face.....	21
Figura 5 – Carcinoma espinocelular.....	21
Figura 6 – Melanoma cutâneo.....	22
Figura 7 – Quantização de cores em imagens digitais.....	27
Figura 8 – Regra ABCD.....	32
Figura 9 – Exemplos de imagens de melanomas utilizadas no estudo.....	33
Figura 10 – Imagens classificadas como nevos extraídas dos bancos de imagens.....	33
Figura 11 – Exemplo de imagens não inclusas no estudo.....	34
Figura 12 – Processamento digital das imagens selecionadas.....	35
Figura 13 – Protótipo (<i>hardware</i>) construído objetivando padronizar a aquisição de imagens e reduzir erros relativos a distancia e luminosidade.....	41
Figura 14 – Demarcação das bordas do quadrado de 4 cm e contagem dos <i>pixels</i> do contorno (vermelho).....	42
Figura 15 – Lesão dermatológica analisada na interface gráfica.....	44
Figura 16 – Da esquerda (Imagem original em RGB); da direita (Imagem convertida em escala de cinza).....	45
Figura 17 – Imagem em escala de cinza com aplicação de filtro de mediana.....	45
Figura 18 – Imagem em escala de cinza com aplicação de filtro de aproximação por vizinhança 3x3.....	46
Figura 19 – Da esquerda (Imagem binária); da direita (Imagem com inversão de preto e branco).....	46
Figura 20 – Diagonal maior e sua respectiva perpendicular.....	48
Figura 21 – Curva ROC para as variáveis analisadas de assimetria.....	49
Figura 22 – Oito segmentos de retas traçadas a partir do centro da lesão.....	50
Figura 23 – Curva ROC para as variáveis analisadas de irregularidade de bordas.....	52
Figura 24 – Histograma dos canais de cor RGB apenas da lesão.....	54
Figura 25 – Curva ROC para as variáveis analisadas de cor.....	56
Figura 26 – Contabilização dos <i>pixels</i> de uma imagem melanoma. Esquerda (área); Direita (perímetro).....	57
Figura 27 – Contabilização dos <i>pixels</i> de uma imagem não câncer. Esquerda (área); Direita (perímetro).....	57
Figura 28 – Curva ROC para a variável analisada de diâmetro.....	59
Figura 29 – Curva ROC relativa aos grupos de imagens analisadas.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Custo estimado da construção do protótipo de <i>hardware</i>	41
Tabela 2 – Valores obtidos das 10 imagens do quadrado de 4 cm; média e desvio padrão.....	43
Tabela 3 – Resultado da conversão de pixels para cm ²	44
Tabela 4 – Estatística descritiva de imagens submetidas ao método de avaliação de assimetria Parolin <i>et al.</i> , (2010).....	47
Tabela 5 – Estatística descritiva de imagens submetidas ao método de avaliação de assimetria Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011).....	47
Tabela 6 – Imagens submetidas ao processo de classificação pelo DPV.....	48
Tabela 7 – Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (assimetria).....	49
Tabela 8 – Área sob a curva das variáveis de assimetria analisadas com a curva ROC.....	50
Tabela 9 – Irregularidade de bordas a partir de oito segmentos de reta do centro em direção a borda da lesão.....	51
Tabela 10 – Irregularidade de borda conforme Kusumoputro e Ariyanto (1998) e Parolin <i>et al.</i> , (2010).....	51
Tabela 11 – Irregularidade de bordas nos grupos de imagens Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011).....	51
Tabela 12 – Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (irregularidade de bordas).....	52
Tabela 13 – Área sob a curva das variáveis de irregularidade de bordas analisadas com a curva ROC.....	53
Tabela 14 – Variação de cor no canal RGB com o método proposto por Parolin <i>et al.</i> , (2010).....	53
Tabela 15 – Diferença entre a amplitude no canal de cor RGB.....	54
Tabela 16 – Variação da intensidade de cinzentos nos grupos de imagens analisados.....	55
Tabela 17 – Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (cor).....	55
Tabela 18 – Área sob a curva das variáveis de cor analisadas com a curva ROC.....	56
Tabela 19 – Grupos analisados com a razão área/perímetro.....	58
Tabela 20 – Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (diâmetro).....	58
Tabela 21 – Área sob a curva da variável diâmetro analisada com a curva ROC.....	59
Tabela 22 – Casos direcionados para treino e teste na RBF.....	60
Tabela 23 – Resultado da classificação das imagens utilizando RBF.....	60
Tabela 24 – Área abaixo da curva ROC do grupo de imagens analisadas.....	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Radiação ultravioleta	UV
Ultravioleta A	UVA
<i>Store-and-forward system</i>	SFS
<i>MATRIX LABORatory – The Math Works</i>	MATLAB
Assimetria, bordas, cores, diâmetro	ABCD
Processamento Digital de Imagens	PDI
<i>Picture element</i>	PIXEL
<i>Red, Green e Blue</i>	RGB
<i>Dermatology Information System</i>	DermIS
<i>Interactive Dermatology Atlas</i>	DermAtlas
<i>Dermoscopy Point Value</i>	DPV
Receiver Operating Characteristic	ROC
<i>Radial Basis Function Neural Network</i>	RBF
<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>	SPSS

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	9
1.1 JUSTIFICATIVA.....	14
1.2 HIPÓTESE.....	15
2 OBJETIVOS	16
2.1 OBJETIVO GERAL.....	16
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	16
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	17
3.1 ANATOMIA E FISIOLOGIA DA PELE.....	17
3.2 CÂNCER DE PELE.....	20
3.3 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS (PDI).....	22
3.3.1 Histórico das imagens digitais.....	24
3.3.2 Definição de Imagem.....	25
3.3.3 Tipos de processamento de imagens.....	25
3.3.4 Aquisição de imagens.....	25
3.4 SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS.....	27
3.4.1 Limiarização.....	28
3.4.2 Agrupamento de cores (<i>cluster</i>).....	28
3.4.3 Crescimento de regiões.....	29
3.4.4 <i>Snakes</i>	29
3.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	29
4 METODOLOGIA	32
4.1 SELEÇÃO DAS IMAGENS.....	33
4.2 FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DAS IMAGENS.....	35
4.3 AVALIAÇÃO DA ASSIMETRIA (A) DAS LESÕES.....	36
4.4 AVALIAÇÃO DE IRREGULARIDADE DE BORDAS (B).....	37
4.5 AVALIAÇÃO DA VARIAÇÃO DE COR (C).....	38
4.6 AVALIAÇÃO DO DIÂMETRO (D) DAS LESÕES.....	39
4.7 CONFECÇÃO DO <i>HARDWARE</i>	39
5 RESULTADOS	41
5.1 VALIDAÇÃO DO <i>HARDWARE</i> DE AQUISIÇÃO DAS IMAGENS.....	42
5.2 PROCESSAMENTO INICIAL DAS IMAGENS.....	44
5.3 ASSIMETRIA (A).....	47
5.3.1 Assimetria conforme Parolin <i>et al.</i> , (2010).....	47
5.3.2 Assimetria conforme Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011).....	47
5.3.3 Assimetria baseada no <i>Dermatoscopy Point Value</i> (DPV).....	47
5.4 IRREGULARIDADE DE BORDAS (B).....	50
5.4.1 Irregularidade a partir da distancia do centro da lesão em direção as bordas.....	50
5.4.2 Irregularidade de bordas conforme Kusumoputro e Ariyanto (1998) e Parolin <i>et al.</i> , (2010).....	51
5.4.3 Irregularidade de bordas conforme Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011).....	51
5.5 COR (C).....	53
5.5.1 Método proposto por Parolin <i>et al.</i> , (2010).....	53
5.5.2 Variação no canal de cor RGB utilizando a amplitude: proposta neste estudo.....	53
5.5.3 Variação de cor utilizando a escala de cinza.....	55
5.6 AVALIAÇÃO DO DIÂMETRO (D).....	57
5.6.1 Estimativa razão área/perímetro.....	57

5.7 CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS.....	59
6 DISCUSSÃO.....	62
6.1 Processamento inicial das imagens.....	62
6.2 Avaliação da assimetria (A).....	63
6.3 Avaliação da irregularidade de borda (B).....	64
6.4 Avaliação da variação de cor (C).....	66
6.5 Avaliação do Diâmetro (D).....	67
6.6 Classificadores e resultados de estudos similares.....	67
7 CONCLUSÕES.....	71
REFERÊNCIAS.....	73
APÊNCIDE A.....	78
APÊNDICE B.....	79

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, o câncer é visto como resultante de variados fatores causais, essencialmente aqueles relativos às alterações de ordem genética, ambientais e estilo de vida (POPIM *et al.*, 2008). É responsável por cerca de 13% de todas as causas de óbito no mundo, mais de 7 milhões de pessoas morrem anualmente da doença (FACINA, 2011).

No Brasil, igualmente em todo o mundo, a incidência do câncer é crescente, acompanhando o ritmo do envelhecimento populacional resultante das transformações que alteraram a situação de saúde dos povos pelo processo de urbanização, modo de vida e padrões de consumo. Neste contexto, estima-se que no Brasil tenha-se para o ano de 2020 cerca de 15 milhões (INCA, 2008; FACINA, 2011)

Neste sentido, com o estilo de vida moderno, o organismo humano tornou-se exposto aos mais variados fatores carcinogênicos, com efeitos aditivos ou multiplicativos. A incidência, distribuição geográfica e o comportamento de tipos específicos de cânceres relacionam-se a múltiplos fatores, incluindo sexo, idade, raça, predisposição genética e exposição à carcinógenos ambientais (INCA, 2008; POPIM *et al.*, 2008; FACINA, 2011).

Dentre os carcinógenos ambientais, se destaca à exposição solar. A maior parte da radiação ultravioleta (UV) que chega à superfície da Terra é do tipo ultravioleta A (UVA), os quais penetram profundamente na pele e estão relacionados principalmente ao envelhecimento celular, podendo contribuir também para o desenvolvimento do câncer de pele (ROCHA *et al.*, 2004; POPIM *et al.*, 2008).

Desta forma, a incidência do câncer de pele vem aumentando, atingindo de 900.000 a 1.200.000 pessoas ao ano, nos Estados Unidos, tendo o custo das seguradoras de saúde no tratamento dos cânceres da pele não melanoma, nos anos de 1994 e 1995, ultrapassado os 500 milhões de dólares (ROCHA *et al.*, 2004).

No território brasileiro não é diferente, especialmente na região Sul, em decorrência de múltiplos fatores epidemiológicos como franca exposição solar, predominância da raça branca e grande quantidade de imigrantes caucasianos (ROCHA *et al.*, 2004; INCA, 2008). Dentre entres fatores estão especificamente pele clara, olhos e cabelos claros, propensão a queimaduras e sensibilidade solar e a

presença de foto dano, sobretudo, em regiões do corpo com maior exposição, como cabeça, pescoço, braços e mãos. Outros fatores também estão associados, como idade, tempo de exposição ao sol, atividade rural e histórico familiar (MANTESE *et al.*, 2006; INCA, 2008).

O câncer da pele não melanoma é a neoplasia mais incidente no Brasil, sendo considerado um grave problema de saúde pública, correspondendo por 25% de todos os cânceres em todas as regiões geográficas. Apesar de baixa letalidade, usualmente os casos levam a ocorrência de deformidades físicas e ulcerações. O maior risco é associado ao câncer de pele melanoma, que representa apenas 4% dos cânceres de pele (ROCHA, 2005). No entanto, a incidência do melanoma mundialmente dobrou nos últimos dez anos em pacientes de pele clara. Na Austrália encontram-se as maiores taxas de incidência e mortalidade deste tipo de neoplasia (REZZE *et al.*, 2006; FACINA, 2011; OSELAME, NEVES e SANCHES, 2013).

Dado relevante é que o melanoma acomete na maioria das vezes indivíduos jovens, com caracteres de agressividade no que diz respeito à formação de metástases. A cura pode ser proveniente da excisão do tumor em sua fase inicial de desenvolvimento, porém, relaciona-se ao sucesso deste procedimento o diagnóstico precoce (REZZE *et al.*, 2006; ROSADO, 2009).

No que se refere ao diagnóstico do câncer de pele, o conhecimento de lesões suspeitas ou pré-malignas se faz essencial para o combate a doença. Tem-se especialmente lesões denominadas de nevos melanocíticos, que são lesões pigmentadas, planas, acastanhadas e de tamanho variável, que podem estar presentes desde o nascimento ou surgir na infância ou juventude. Ainda, os nevos displásicos, que são nevos melanócitos, com características clínicas e histológicas especiais, geralmente localizados no tronco, com forma de maculopápulas de limites mal definidos, irregulares, com pigmentação variável, múltiplos, que surgem no período da adolescência até cerca 30 anos de idade (INCA, 2008; ROSADO, 2009).

Tais lesões suspeitas podem levar a ocorrência do câncer de pele, os quais se apresentam como câncer de pele melanoma e câncer da pele não melanoma, que inclui o carcinoma basocelular e o carcinoma espinocelular (FACINA, 2011).

O câncer de pele melanoma caracteriza-se, principalmente, pela intensificação, perda ou mudança de cor de um sinal ou nevos. Entre os cânceres de pele não melanoma, o carcinoma basocelular corresponde a cerca de 70% dos

casos e pode ser curado quando diagnosticado precocemente e operado corretamente. Apresenta-se como um tumor brilhante e da cor da pele que o circunda, podendo sangrar e formar crosta, ou como uma placa seca, áspera e que descama constantemente, sem cicatrizar. Sua localização preferencial é a face. O carcinoma espinocelular corresponde a aproximadamente 20% dos cânceres de pele e é curável, quando operado precocemente. Apresenta maior possibilidade de disseminação do que o basocelular. Prefere as regiões do tronco e membros e se apresenta mais como uma lesão vegetante e propensa à ulceração e infiltração dos tecidos profundos (INCA, 2008; ROSADO, 2009).

Neste contexto, a especialidade médica que compreende os cuidados com a pele é a dermatologia, área que integra os componentes relativos ao diagnóstico e tratamento dos agravos da pele e anexos. Pela grande relação das características morfológicas das lesões com o diagnóstico, é considerada especialidade com importante componente visual, favorecendo o desenvolvimento de técnicas de representação iconográficas (MIOT, PAIXÃO e WEN, 2005).

Desta maneira, lesões pigmentadas por vezes são difíceis de diagnosticar apenas por suas características clínicas, sendo necessários critérios que permitam maior acurácia, sendo indicado um método denominado dermatoscopia (SOYER *et al.*, 2001; MIOT, PAIXÃO e WEN, 2005). Tal método também conhecido como microscopia de superfície ou de epiluminescência, o qual permite a visualização de estruturas localizadas abaixo do estrato córneo. Sua principal indicação se dá no estabelecimento do diagnóstico de lesões pigmentadas de pele, objetivando desta forma a detecção do melanoma em estágios iniciais (REZZE *et al.*, 2006).

Estima-se que o diagnóstico realizado por médico dermatologista sem a utilização de dermatoscópios confere acurácia entre 75 a 80%. Com o emprego do dermatoscópio esta taxa de acerto pode chegar a 90% (MENZIES *et al.*, 2001; CHRISTENSEN *et al.*, 2010b).

O dermatoscópio é um aparelho ótico que permite um aumento variável de seis a 400x a dimensão visual das imagens. O modelo portátil com aumento de 10x é o mais utilizado. Existem modelos munidos de um feixe luminoso emitido por uma lâmpada halógena que incide em ângulo de 20 graus na superfície cutânea permitindo a visualização das características dermatoscópicas com maior fidedignidade (REZZE *et al.*, 2006).

Para suprir a necessidade técnica deste tipo de representação visual, surge a Tele dermatologia, ramo que representa o envio de informação médica dermatológica entre dois ou mais pontos separados fisicamente, utilizando tecnologia de telecomunicação e informática, visando à promoção de saúde e educação de pacientes, paramédicos ou profissionais médicos (MIOT, PAIXÃO e WEN, 2005; ORSOLIN e CARDOSO, 2009).

As imagens produzidas podem ser transmitidas de duas maneiras: de forma estática, através do uso de câmeras fotográficas digitais – *store-and-forward system* (SFS) – ou de maneira dinâmica com o uso de câmeras de vídeo digitais em videoconferência (MIOT, PAIXÃO e WEN, 2005).

A fotografia digital compreende a codificação da imagem capturada pelas lentes da câmera em unidades elementares chamadas *pixels*, que possuem valores fixos de cor e posição na imagem digital, permitindo sua quantificação. Ademais, permite a documentação duradoura e o registro clínico eletrônico, favorecendo auditorias, revisões clínicas, tele assistência e o tele monitoramento (MIOT, PAIXÃO e WEN, 2005). Uma fotografia dermatológica só terá eficácia se reproduzir fielmente a manifestação cutânea em questão (VALLARELLI, 2011).

A fotografia dermatológica deve ser clara e objetiva. Sua função é ser um veículo de registro, divulgação, análise e interpretação do conhecimento. Presta-se ao ensino e à consultoria e está isenta da barreira linguística. Sua qualidade depende exclusivamente da perícia e do esforço do autor (MIOT e PASCHOAL, 2006).

O Departamento de Imagem da Sociedade Brasileira de Dermatologia (SBD) incentiva a documentação fotográfica na prática dermatológica, abrangendo assistência, ensino e pesquisa. Nesse ínterim, a tecnologia digital veio reduzir os custos, aumentar a versatilidade e a produtividade, além de proporcionar a popularização do uso da fotografia na especialidade. É importante salientar que a fotografia dermatológica, ao contrário da fotografia artística, valoriza elementos de realidade e verossimilhança, ou seja, que permitam o reconhecimento das lesões documentadas com fidelidade, em qualquer tempo (MIOT e PASCHOAL, 2006).

A aquisição de imagens dermatológicas deve seguir minimamente princípios para que esta seja realmente viável para análise em uso clínico. Justifica-se, portanto, a necessidade de explorar este campo delimitando as especificidades para

a fotografia de lesões suspeitas, possibilitando sua conversão em arquivos de imagens digitais para análise computacional.

Tal análise se faz possível por meio de ambientes de programação, como o MATLAB (*MATRIX LABORATORY – THE MATH WORKS TM, EUA*), que é uma linguagem numérica de ambiente de programação especializado em computação numérica. Possui uma caixa de ferramentas operacionais que realiza a interface com a engrenagem simbólica, permitindo a análise de imagens (MARQUES FILHO e NETO, 1999; VAUHKONEN *et al.*, 2001).

Este processo tem como objetivo fundamental proporcionar o aprimoramento da interpretação humana (processamento de imagens) e análise automática por computador de informações capturadas (reconhecimento de padrões e classificação) (MARQUES FILHO e NETO, 1999).

Desta forma, alguns estudos desenvolveram técnicas de processamento digital de imagens objetivando realizar o diagnóstico automático ou semi-automático de lesões de pele (MANOUSAKI *et al.*, 2006; CHRISTENSEN *et al.*, 2010b; PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010; GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011). No entanto, destaca-se que ainda não existe um consenso relativo ao percentual de acerto na predição diagnóstica destes sistemas. O estudo de Christensen *et al.*, (2010a) apresentou sensibilidade de 86% e especificidade de 70,3% avaliando forma, bordas e cor das lesões. Já no estudo de Manousaki *et al.*, (2006), avaliaram geometria, cor e textura, atingindo sensibilidade de apenas 60,9% e especificidade de 95,4%. Rubegni *et al.*, (2002) avaliou geometria, cor, textura e ilhas de cores, conseguindo sensibilidade e especificidade de 94%.

O método proposto por Iyatomi *et al.*, (2008) atingiu sensibilidade e especificidade de 86%, baseando-se na regra ABCD. O estudo de Ganster *et al.*, (2001) também levou em consideração a regra ABCD e atingiu sensibilidade 73% e especificidade de 89%.

Outra problemática se deve a estes sistemas desenvolvidos não apresentarem informações sobre o processo que realizam com as imagens. Acredita-se que isto se deve ao fato de serem desenvolvidos em ambientes fechados e com grande interesse comercial envolvido, resultando em altos custos para aquisição.

1.1 JUSTIFICATIVA

As imagens digitais se colocam como um método confiável de armazenamento, possibilitando a análise comparativa e interpretativa dos dados através de métodos automatizados de processamento. Portanto, considera-se relevante o acompanhamento de mudanças de coloração e tamanho, ao longo do tempo, em lesões que num primeiro momento se classifiquem como benignas.

O acompanhamento de lesões dermatológicas permite avaliar a variação do tamanho da lesão ao longo do tempo e se coloca como uma estratégia para a detecção precoce dos melanomas, pois uma lesão que numa primeira avaliação foi classificada como nevo displásico (lesão benigna) pode rapidamente evoluir para melanoma (PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010; NEVES e OSELAME, 2012).

Neste sentido, lesões benignas costumam ter tamanho inferior aos melanomas. Esta mediação é realizada no exame clínico do paciente, o que pode gerar imperfeições (VERONESE e MARQUES, 2004). O método de avaliação comumente utilizado é denominado de ABCD (Assimetria, Bordas, Cor e Diâmetro) e estabelece o limite de seis milímetros para que uma lesão seja considerada suspeita para doença maligna (INCA, 2008).

Ressalta-se que além da alteração de tamanho de uma lesão, mudanças nos padrões de cor também devem ser consideradas. Em sua maioria, os melanomas apresentam uma área escura ou com padrão azulado, podendo ser encontradas três ou mais cores em 40% dos melanomas (PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010).

Assim, o acompanhamento da lesão suspeita é tão importante quanto o diagnóstico precoce de uma lesão já instalada. Desta forma, proporcionar de forma rápida maneiras de obter dados sobre a evolução da lesão ao longo do tempo pode incorrer na identificação precoce do risco para melanomas (SOARES, 2008).

Sistemas computacionais para a detecção de melanomas são válidos como ferramenta associada à prática clínica. Incluir nestes sistemas opções para acompanhamento longitudinal de lesões consideradas benignas, arquivamento de lesões analisadas contendo diâmetro e padrão de coloração ampliaria significativamente o seu uso. Ainda, considerar métodos padronizados de aquisição de imagens dermatológicas, pois estes podem resultar em maior índice de acerto

diagnóstico e principalmente na maior segurança de dados no acompanhamento longitudinal.

1.2 HIPÓTESE

Melhorar a eficácia do diagnóstico e acompanhamento longitudinal de lesões de pele suspeitas de malignidade com a utilização de mecanismos padronizados de aquisição, processamento digital de imagens e reconhecimento de padrões.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo do presente estudo foi desenvolver um *software*, na plataforma MATLAB®, associado a um *hardware* para padronizar a aquisição de imagens, visando realizar o diagnóstico e acompanhamento de lesões cutâneas suspeitas de malignidade (melanoma).

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desenvolver um *hardware* de baixo custo capaz de adquirir imagens dermatológicas para análise computacional.
- Desenvolver um *software* para processamento digital de imagens dermatológicas para diagnóstico automático baseado na regra ABCD na plataforma de programação MATLAB®.
- Verificar os parâmetros de qualidade de diagnóstico do *software* desenvolvido, durante a avaliação de lesões obtidas em banco de dados, com diagnóstico de melanoma e não melanoma.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica da presente dissertação abordará temas compostos por: Anatomia e fisiologia da pele; câncer de pele; Processamento Digital de Imagens (PDI); Histórico das imagens digitais; Definição de Imagem; Tipos de processamento de imagens; Aquisição de imagens; Métodos de Segmentação de imagens digitais e Redes Neurais Artificiais.

3.1 ANATOMIA E FISILOGIA DA PELE

O maior órgão externo do corpo humana, a pele representa cerca de 15% do peso corporal, apresenta-se com múltiplas variações em relação a elasticidade, flexibilidade e resistência. É considerado o maior revestimento do corpo humano, visando, sobretudo, proteção contra agentes externos inerentes ao ambiente (SOARES, 2008).

A pele é dividida em três camadas: epiderme, derme e hipoderme ou tecido subcutâneo. A epiderme é a camada mais externa da pele, sendo formada basicamente por epitélio estratificado pavimentoso. Sua espessura varia entre 0,05mm a 1,5 mm. Ainda na epiderme, podem ser observados três tipos distintos de células: melanócitos, que são responsáveis por sintetizar o pigmento melanina; células de Langerhans, que atuam como elemento fundamental em reações imunes e as células de Merkel, a qual a função ainda não foi muito bem esclarecida pela ciência (SAMPAIO e RIVITTI, 2000; HABIF, 2012).

A derme tem características de ser mais flexível e elástica. É mais espessa na região dorsal do corpo em relação à ventral, sendo extremamente fina nas pálpebras, escroto e pênis. A hipoderme não é considerada como pertencente à pele, desta forma é considerada como tecido ou tela subcutânea. É composta principalmente por tecido conjuntivo frouxo e tecido adiposo. Desempenha duas funções principais: isolamento térmico e fixação da pele às estruturas subjacentes (SAMPAIO e RIVITTI, 2000). A Figura 1 ilustra as camadas da pele.

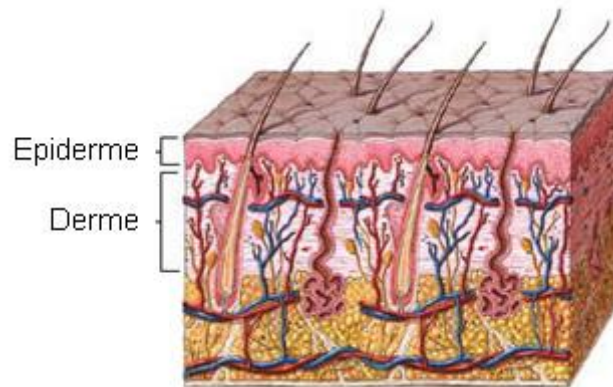


Figura 1. Camadas da pele. Fonte da imagem: (SAMPAIO e RIVITTI, 2000)

A pele possui os chamados anexos: unhas, pêlos, glândulas sudoríparas e sebáceas. As unhas são estruturas achatadas, elásticas, de textura córnea, aplicadas sobre a superfície dorsal das falanges distais. Os pêlos são encontrados em quase toda superfície do corpo. Variam muito em comprimento, espessura e cor nas várias raças humanas. As glândulas sudoríparas consistem em um simples tubo cuja parte profunda constitui uma bolsa esférica ou oval chamada corpo da glândula, enquanto a porção superior ou ducto atravessa a derme e a epiderme, abrindo-se na superfície da pele por uma abertura afunilada. São muito abundantes na palma das mãos e planta dos pés (SAMPAIO e RIVITTI, 2000).

As glândulas sebáceas são órgãos glandulares pequenos e saculiformes alojados na derme, encontradas em muitas partes da pele, mas em abundância no couro cabeludo e na face. Cada glândula consiste de um simples ducto que emerge de um agrupamento ovalado ou em forma de garrafa (alvéolos), que são em geral de dois a cinco, podendo chegar, em alguns casos, até vinte. Cada alvéolo é composto de uma membrana basal transparente contendo certo número de células epiteliais (SAMPAIO e RIVITTI, 2000).

Possui ainda inúmeras terminações nervosas livres. São mielinizadas ou amielínicas, mas sempre de diâmetro pequeno e baixa velocidade de condução (Grupo III ou Grupo IV). Podem ser polimodais ou unipodais (nociceptores). São sensíveis aos estímulos mecânicos, térmicos e especialmente aos dolorosos. São formadas por um axônio ramificado, envolto por células de Schwann, ambos envolvidos por uma membrana basal (SAMPAIO e RIVITTI, 2000). A Figura 2 ilustra os variados anexos da pele.

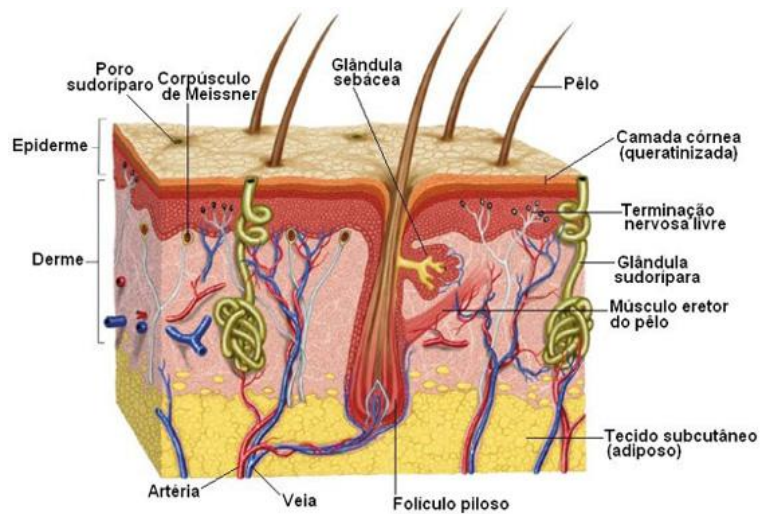


Figura 2. Anexos da pele. Fonte da imagem: (SAMPAIO e RIVITTI, 2000)

Destaque especial é dado aos melanócitos. Estes são células produtoras de melanina (responsável pela coloração da pele e a na proteção celular contra a radiação solar), localizadas em grande parte na epiderme (SAMPAIO e RIVITTI, 2000). Alguns distúrbios podem afetar os melanócitos, sobretudo, os denominados nevos melanocíticos e os melanomas, que recebem destaque no presente estudo. A Figura 3 ilustra a localização e percentual de distribuição dos melanócitos na pele.

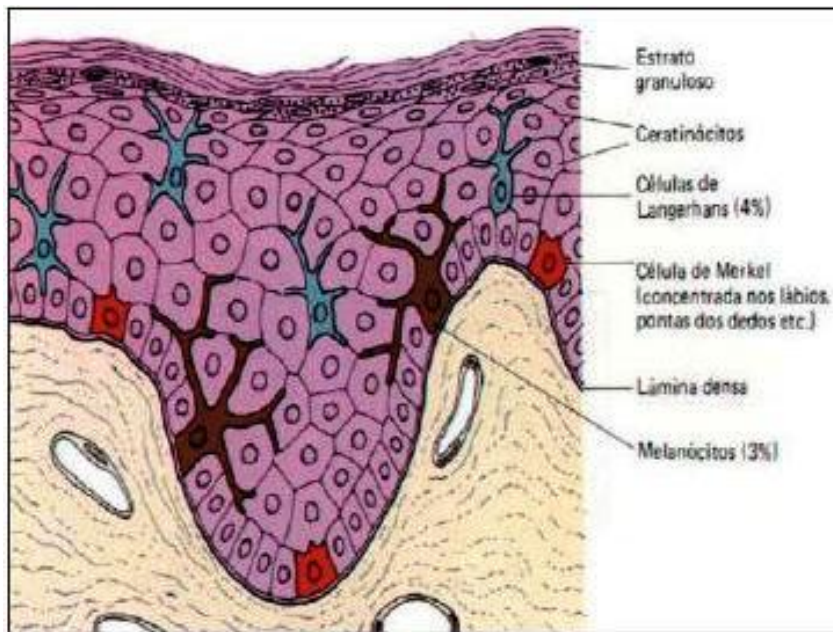


Figura 3. Localização dos melanócitos. Fonte da imagem: (MIOT *et al.*, 2009)

3.2 CÂNCER DE PELE

Entre todos os tipos de cânceres, o de pele é o mais comum, tendo sua incidência diretamente relacionada a fatores de risco como alimentação, uso de tabaco, álcool e também à exposição ao Sol (INCA, 2008; SOARES, 2008; FACINA, 2011; OSELAME, NEVES e SANCHES, 2013).

O câncer de pele configura-se atualmente como uma epidemia global, justificada pela crescente incidência, com taxas anuais variando de 3% a 7% na população de pele clara (MAGLOGIANNIS e DOUKAS, 2009; CHRISTENSEN *et al.*, 2010b). Dados do Instituto Nacional do Câncer (INCA) apontavam que eram esperados para o ano de 2013, mais de 130 mil novos casos de câncer de pele não melanoma no Brasil (INCA, 2008; FACINA, 2011).

O câncer de pele do tipo melanoma é menos frequente, mas possui uma letalidade muito mais elevada, eram esperados 3.170 novos casos em homens e 3.060 novos casos entre as mulheres, sendo as maiores taxas na região Sul. Isto se deve principalmente a fatores como a latitude em que a região se encontra, pois isto ocasiona uma alta taxa de radiação solar e devido à maior parte da população ser branca pela colonização europeia na região (INCA, 2008; POPIM *et al.*, 2008; NEVES e OSELAME, 2012).

O câncer de pele melanoma caracteriza-se, principalmente, pela intensificação, perda ou mudança de cor de um sinal ou nevos. Entre os cânceres de pele não melanoma, o carcinoma basocelular corresponde a cerca de 70% dos casos e pode ser curado quando diagnosticado precocemente e operado corretamente. Apresenta-se como um tumor brilhante e da cor da pele que o circunda, podendo sangrar e formar crosta, ou como uma placa seca, áspera e que descama constantemente, sem cicatrizar. Sua localização preferencial é a face (INCA, 2008; POPIM *et al.*, 2008; ROSADO, 2009). A Figura 4 exemplifica um caso de carcinoma basocelular.



Figura 4. Carcinoma basocelular de face. Fonte da imagem: (INCA, 2008)

O carcinoma espinocelular corresponde a aproximadamente 20% dos cânceres de pele e é curável, quando operado precocemente. Apresenta maior possibilidade de disseminação do que o basocelular. Prefere as regiões do tronco e membros e se apresenta mais como uma lesão vegetante e propensa à ulceração e infiltração dos tecidos profundos (INCA, 2008; POPIM *et al.*, 2008; ROSADO, 2009). A Figura 5 ilustra um caso de carcinoma espinocelular.



Figura 5. Carcinoma espinocelular. Fonte da imagem: (INCA, 2008)

O melanoma é o menos comum, no entanto, quando diagnosticado tardiamente apresenta conseqüências devastadoras. É caracterizado pela presença de uma pinta ou mancha com crescimento acelerado e progressivo, com alterações repentinas de cor, tamanho e aspecto. Representa 75% de todas as mortes causadas por neoplasias que acometem a pele, sendo 1-2% de todas as mortes por

câncer nos Estados Unidos (INCA, 2008; POPIM *et al.*, 2008; ROSADO, 2009; CHRISTENSEN *et al.*, 2010a). Uma estratégia muito eficaz é o diagnóstico precoce, pois em estágio inicial os resultados do tratamento são promissores (INCA, 2008; POPIM *et al.*, 2008; FACINA, 2011; NEVES e OSELAME, 2012; OSELAME, NEVES e SANCHES, 2013).

O sinal inicial do melanoma é percebido pela alteração de tamanho, forma ou coloração de uma mancha ou nevo já existente. Os melanomas podem ser reconhecidos utilizando-se a regra ABCD, pelas seguintes características: assimetria (lesões recentes crescem de forma desigual); bordas irregulares (crescimento desigual resulta em bordas irregulares); cores variadas: (crescimento irregular ocasiona novos tons de preto e castanho claro e escuro) e diâmetro (características ABC somadas ao diâmetro maior que 6 mm são consideradas suspeitas (GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011). A Figura 6 ilustra um caso de melanoma.



Figura 6. Melanoma cutâneo. Fonte da imagem: <http://dermis.net>

3.3 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS (PDI)

Dentre todos os sentidos humanos, considera-se a visão o mais avançado de todos, sendo as imagens captadas primordiais para a percepção humana. A captação de imagens pelo sentido visual do ser humano é considerada uma fonte de informação importante sobre o meio em que habita, e serve de referência para

execução de tarefas de distintas naturezas. Neste contexto, a imagem é formada pela interação de raios luminosos e objetos, sendo que parte da energia se dissipa do objeto na forma de novos raios de luz, sendo assim captados pelo sistema visual humano ou por uma forma artificial de captação (BRYIS, 2008).

A visão humana é limitada a banda visível do espectro eletromagnético, porém, aparelhos imagiológicos conseguem captar quase todo o espectro eletromagnético desde ondas *gamma* até as ondas rádio. Com o advento dos computadores, a aquisição de imagens apresenta significativa evolução ao longo dos anos, principalmente no que diz respeito ao registro e manipulação de imagens, encontrando desta forma, grande demanda evolutiva de tecnologias que possibilitem um espectro mais amplo de opções de armazenamento e processamento, resultando categoricamente em maior padrão de qualidade visual. Desta forma, aparelhos imagiológicos podem processar imagens geradas por computador ou outros meios de aquisição, tendo um amplo campo de aplicações (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2002).

Entende-se o PDI como sendo o processo de manipulação de uma imagem a partir do uso de um computador, em que a entrada e saída do processo serão uma imagem. O objetivo maior do PDI é aperfeiçoar estruturas centrais para o analista humano, além de fornecer subsídios para a interpretação e posteriores processamentos (MARQUES FILHO e NETO, 1999; GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2002).

Essencialmente objetiva fornecer ferramentas para facilitar a identificação e a extração de informações contidas nas imagens, visando posterior interpretação. Neste contexto, sistemas de computação são utilizados para a interação de análise e manipulação de imagens brutas, resultando deste processo a produção de outras imagens, contendo informações específicas extraídas e realçadas a partir das imagens brutas (SILVA, 2011). Tais informações caracterizam-se em função das propriedades ou padrões que compõem a imagem, sendo para tanto necessário maior capacidade de interpretação dos dados.

Ainda conforme os apontamentos de Silva (2011), o sistema visual humano possui grande capacidade de reconhecer padrões em imagens distintas, mas não é capaz de processar a quantidade de informações contidas nestas (SILVA, 2011). Degradações e distorções referentes ao processo de aquisição, transmissão e

visualização das imagens contribuem ainda mais para limitar a capacidade do olho humano. Portanto, o objetivo maior do PDI é remover estas barreiras, facilitando a extração de informações de imagens (MARQUES FILHO e NETO, 1999).

3.3.1 Histórico das imagens digitais

Historicamente, a fotografia no campo da saúde foi incorporada como instrumento de observação na França e na Inglaterra no início da segunda metade do século XIX. Os primeiros usos restringiam-se a experimentos fotográficos com pacientes acometidos por doenças mentais, acreditando que a imagem fotográfica da fisionomia dos doentes poderia ajudar na identificação de sintomas neurológicos com maior facilidade do que a olho nu (HOCHMAN, MELLO e SANTOS, 2002).

No ano de 1878 foi criado por Jean Charcot, em Paris um serviço fotográfico denominado *Sapêtriére*, o qual tinha a finalidade de estudar doentes acometidos por enfermidades neurológicas, associando ao uso de imagens fotográficas destes sujeitos. Posteriormente, foi publicada em 1893 a obra *La protografie médicale*, com o intuito de capacitar e formar médicos para a utilização de registros fotográficos no acompanhamento das doenças da época (HOCHMAN, MELLO e SANTOS, 2002).

Reconhece-se a importância da fotografia no setor saúde como um instrumento de grande valia voltada ao auxílio na definição de diagnóstico e tratamento. Neste contexto, a tecnologia digital promoveu nos últimos anos a popularização do método por meio das máquinas fotográficas digitais, sejam pela facilidade de manuseio, pela qualidade atribuída as imagens captadas e armazenamento (SILVA, 2003).

Inicialmente, as primeiras aplicações de imagens digitais deram-se no início dos anos 20, como o desenvolvimento do chamado sistema de Bart Lane, concebido para a transmissão entre continentes de imagens através de cabos imersos nos oceanos. Somente em 1964 surgem os primeiros relatos no que se refere ao processamento digital de imagens, especificamente em imagens adquiridas da superfície lunar, objetivando reduzir distorções surgidas na aquisição destas imagens (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2004). Paralelamente ao uso na tecnologia espacial, os processamentos de imagens começaram a ser utilizados no campo da medicina. Tal fato refere-se à invenção da Tomografia Axial

Computadorizada, em meados do início dos anos 70, sendo um marco importante do avanço do uso da tecnologia aplicada às imagens digitais na área médica (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2002).

Cita-se atualmente, o uso do processamento digital de imagens em distintas áreas da ciência, entre a medicina, astronomia, defesa, biologia e outras tantas. Tal fato decorre justamente do PDI ser considerado uma tecnologia essencial e viável dentro do ponto de vista econômico.

3.3.2 Definição de Imagem

As imagens podem ser definidas por uma função dita bi-dimensional $f(x,y)$, onde x e y são consideradas coordenadas espaciais e f a amplitude em qualquer par de coordenadas (x,y) , sendo esta a intensidade da imagem neste ponto em específico. A imagem é considerada digital quando os valores de x,y e f são quantidades discretas e finitas, tendo cada elemento um valor e uma localização, sendo designados de *pixel* (*Picture element*) (MARQUES FILHO e NETO, 1999).

3.3.3 Tipos de processamento de imagens

Pode-se dividir o processamento de imagens em três grupos distintos, a saber: o processamento de baixo nível, que atua no nível do *pixel* envolvendo operações como pré-processamento da imagem para redução de ruído, aumento de contraste e suavização da imagem. Em contrapartida o processamento de médio nível envolve ações mais avançadas como segmentação, partição e reconhecimento de objetos individuais. O objeto de entrada é uma imagem, porém a saída pode constituir-se por conjunto de atributos extraídos das imagens. Por fim, o de alto nível envolve a interpretação do conteúdo da imagem e sua análise (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2002).

3.3.4 Aquisição de imagens

As imagens podem ser adquiridas por meio de diferentes sensores e técnicas que compreendem um mapeamento de uma cena 3-D num espaço 2-D resultando

em uma voltagem contínua em forma de onda de amplitude e comportamento espacial relacionados ao fenômeno físico estudado. Para a imagem ser criada se faz necessária a conversão da informação contínua adquirida para o formato digital. Assim, a imagem digital é obtida através de uma operação de amostragem espacial 2-D e quantificação de intensidade de uma função contínua. Como características principais utilizadas para representar os atributos da imagem digital têm-se o número de *pixels* como indicador primordial (MARQUES FILHO e NETO, 1999).

Entende-se pelo processo de amostragem os instantes temporais ou locais onde os valores da imagem são gravados, sendo a discretização do domínio contínuo representado variavelmente em x, y, z e t . A resolução adequada dependerá do tipo de informação que se pretende extrair da imagem, podendo-se adquirir e armazenar com a menor ou maior resolução possível, porém, isto dependerá essencialmente do objetivo da análise da imagem e em relação a eficiência e redução de custos que podem dificultar a análise final (MARQUES FILHO e NETO, 1999).

No processo de quantização ocorre a discretização de cor, permitindo a conversão de uma imagem em um conjunto discreto de cores, envolvendo, sobretudo, a atribuição de valores a cada amostra de maneira que a imagem seja reconstruída a partir de amostras quantizadas. Neste contexto a discretização compreende na observação de um sinal no espaço ou tempo em posições ou instantes discretos. A gama dinâmica de valores que as amostras da imagem podem assumir é dividido num número finito de intervalos e cada intervalo é atribuído a um único nível (ACHARYA e RAY, 2005b).

Tipicamente, o número de níveis de cada *pixel* de uma imagem de cinzentos é representada por 8 bits, correspondendo a 256 níveis de quantização, embora algumas aplicações usem 16 bits, onde o realce de intervalos de níveis de cinzentos seja necessário (GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2002). A Figura 7 demonstra o processo de quantização de cores.

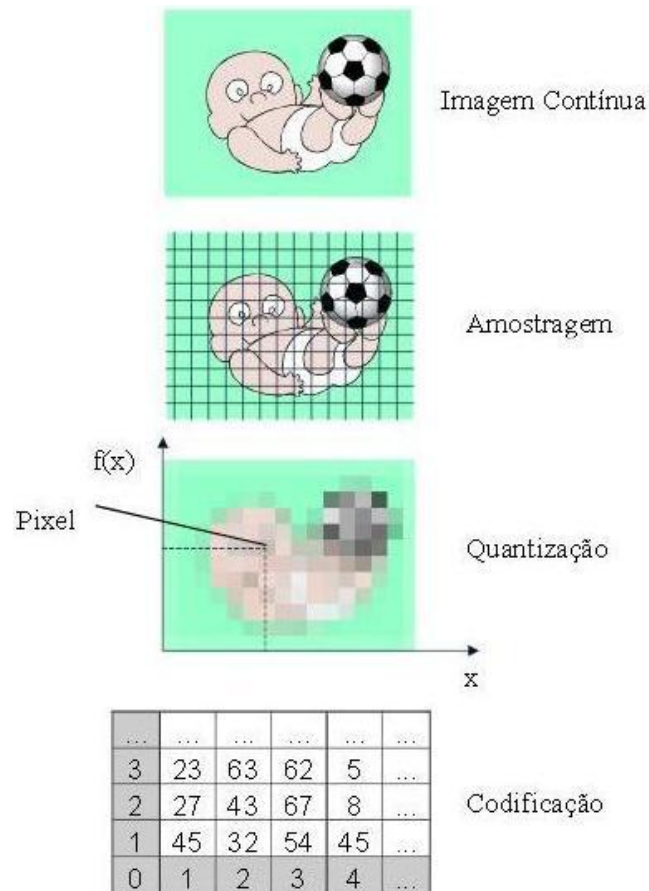


Figura 7. Quantização de cores em imagens digitais. Fonte da imagem: (SCURI, 1999)

3.4 SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

O processo de segmentação de imagens permite subdividir uma imagem em partes significativas, gerando regiões que podem ser descritas por suas características espaciais e espectrais, sendo rotulada de acordo com seus atributos extraídos (SCURI, 1999; GONZALEZ, WOODS e EDDINS, 2002; SOARES, 2008). Neste sentido, a segmentação é baseada em duas características de tons de cinza em uma imagem monocromática, ou seja, descontinuidade (mudança abrupta nos valores de cinza) e similaridade (agregação e semelhança entre *pixels* vizinhos). Desta forma, procura-se distinguir partículas umas das outras e do fundo da imagem. Destaca-se que o problema em segmentar uma imagem dermatológica refere-se ao pouco contraste entre a lesão e pele, bordas, sombras e pelos sobrepostos (SOARES, 2008).

3.4.1 Limiarização

A limiarização é o método mais simples e intuitivo de segmentação de imagens. Neste processo todos os *pixels* que estão entre uma faixa de intensidade são classificados como pertencentes a uma mesma região (MARQUES FILHO e NETO, 1999; SCURI, 1999).

Desta forma, em uma imagem monocromática a limiarização gera uma imagem binarizada (preto e branco). Para isto ocorrer é dado um valor T de nível de cinza como limiar (*threshold*), em que todos os *pixels* que tiverem valor maior ou igual ao valor T passam a ter o maior nível cinza (255) representado pela cor branca. Os demais *pixels* recebem o menor valor de nível de cinza (0) representado pela cor preta (ARTERO e TOMMASELLI, 2000; MANOUSAKI *et al.*, 2006; MELLI, GRANA e CUCCHIARA, 2006; TAOUIL e ROMDHANE, 2006; PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010). Pode ser expressa pela Equação 1:

$$LI(x, y) = \begin{cases} 255, & se I(x, y) \geq T \\ 0, & se I(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

Assumindo:

$LI(x,y)$: imagem limiarizada
 I : imagem
 T : limiar

3.4.2 Agrupamento de cores (*cluster*)

A segmentação de imagens coloridas pelo processo de agrupamento de cores utiliza os atributos de cor referente a cada *pixel*. O método de análise de imagens dermatológicas por agrupamento de cores é uma ferramenta computacional que permite a identificação de grupos de pontos na imagem e os substitui por valores medianos referentes ao canal de cor pertencente RGB (*Red*, *Green* e *Blue*) por meio de centróides. Este processo de segmentação é baseado na intensidade de cor da imagem (MARQUES FILHO e NETO, 1999; SCURI, 1999; MELLI, GRANA e CUCCHIARA, 2006; MIOT e BRIANEZI, 2010).

3.4.3 Crescimento de regiões

As técnicas de segmentação por crescimento de regiões partem do princípio de que partes parecidas da imagem pertencem ao mesmo objeto, sendo unidos a uma mesma região. Neste processo consideram-se cada *pixel* como uma região e são repetidas várias vezes para unir-se a regiões na imagem até que atinja um ponto de parada baseados em critérios previamente estabelecidos, como por exemplo, continuidade ou descontinuidade de bordas da imagem (BETTA *et al.*, 2006; CELEBI *et al.*, 2007; IYATOMI *et al.*, 2008).

3.4.4 Snakes

O método de contornos ativos (*snakes*) consiste em uma curva $C(s,t)=(x(s,t),y(s,t))$ que se movimenta dinamicamente até se deparar com o contorno do objeto em questão. Este modelo deforma a curva para minimizar a energia funcional (PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010). É dada pela Equação 2:

$$E = \int_0^1 \left[\frac{1}{2} (\alpha |\dot{c}(s)|^2 + \beta |c''(s)|^2) + \kappa E_{ext}(c(s)) \right] ds \quad (2)$$

Onde:

α : tensão do contorno

β : rigidez do contorno

k : força externa do contorno

$c(s)$: final da curva do contorno

E_{ext} : força externa que guia o contorno na imagem até o limite

3.5 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS (RNA)

Uma área que crescimento amplo e de extrema relevância na atualidade é o setor de Inteligência Artificial (IA), área voltada para a sistematização e automação de tarefas. Neste contexto, destaca-se o uso de Redes Neurais Artificiais (RNA), que é uma forma de computação não algorítmica caracterizada por sistemas que lembram a estrutura do cérebro humano (BRAGA, CARVALHO e LUDERMIR, 2000).

A RNA é normalmente formada por neurônios, ou seja, uma unidade de processamento simples de informações, cuja função é a de calcular funções

matemáticas não lineares. Estes neurônios podem ser dispostos em uma ou várias camadas interligadas, com conexões ligadas a pesos que armazenam o conhecimento e servem para ponderar a informação de entrada por cada neurônio da rede (FALCÃO *et al.*, 2013).

Desta forma, a RNA pode ser considerada como um processador paralelamente distribuído formado por unidades de processamento simples, cuja propensão natural é armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso futuro (HAYKIN, 2001).

Este conhecimento se dá por meio da fase inicial no processamento das informações, denominada de aprendizado. Nesta fase, um conjunto de exemplo é disponibilizado na rede com o intuito de extrair características que possibilitem a diferenciação de estruturas. Após o aprendizado, a RNA será capaz de distinguir grupos ou resolver problemas (FALCÃO *et al.*, 2013). Esta capacidade de aprender é possível pela generalização da informação recebida pelo neurônio (HAYKIN, 2001).

São descritas duas maneiras de aprendizado: supervisionado, em que existe a presença de um supervisor responsável por fiscalizar e estimular as entradas da rede por meio de padrões e observar a saída, conforme o resultado desejado. Ou pelo modelo não supervisionado, em não existe um supervisor e somente os padrões de entrada são disponibilizados. Usualmente estes modelos são voltados para descoberta de características estatísticas relevantes nos dados de entrada, formas de agrupamentos ou classes (FALCÃO *et al.*, 2013).

Estes neurônios podem ser alocados de forma individual ou em agrupamentos. Neurônios individuais possuem capacidade computacional limitada, no entanto, quando agrupados em formato de rede são capazes de resolver problemas complexos (FALCÃO *et al.*, 2013). Neste sentido, estes agrupamentos podem ser formados por redes de camada única (forma mais simples, em que uma camada de entrada se projeta para uma camada de saída) ou por múltiplas camadas.

Um modelo muito utilizado é o *Perceptron* de múltiplas camadas. Este tipo de RNA consegue resolver os problemas não-lineares, assim, como à maioria das situações e problemas reais são não-lineares. Destacam-se também as redes neurais com funções de ativação de base radial (RBF), que apresentam três

diferenças principais em relação às redes tipo *Perceptron* multicamadas: sempre apresentam uma única camada intermediária; neurônios de saída são sempre lineares; neurônios da camada intermediária têm apenas funções de base radial como função de ativação, ao invés de funções sigmoidais ou outras (VON ZUBEN e ATTUX, 2001; KOVÁCS, 2002).

A consequência imediata do uso de funções de ativação de base radial está na forma como as entradas são processadas pelos neurônios da camada intermediária. Ao invés da ativação interna de cada neurônio da camada intermediária se dar pelo emprego do produto escalar entre o vetor de entradas e o vetor de pesos, como no caso do *Perceptron*, ela é obtida a partir de uma norma ponderada da diferença entre ambos os vetores (VON ZUBEN e ATTUX, 2001; KOVÁCS, 2002).

As redes RBF são redes de aprendizado local, de modo que é possível chegar a uma boa aproximação desde que um número suficiente de dados para treinamento seja fornecido na região de interesse. Em contraste, *Perceptrons* multicamadas são redes de aprendizado “global” (em virtude da natureza das funções de ativação) que fazem aproximações de efeito global, em regiões compactas do espaço de aproximação. Redes neurais com capacidade de aproximação local são muito eficientes quando a dimensão do vetor de entradas é reduzida (KOVÁCS, 2002).

Destaca-se o emprego do uso de redes neurais em sistemas de predição diagnóstica. Cita-se o uso no auxílio diagnóstico de lesões de pele (câncer de pele) por reconhecimento e diferenciação de estruturas presentes em lesões malignas e benignas. O estudo conduzido por Rubegni *et al.*, (2002) utilizou uma rede neural como classificador de imagens de lesões de pele, atingindo resultados expressivos, com uma sensibilidade (SE) de 94,3% e uma especificidade (SP) de 94,3%. Da mesma forma, Gola Isasi *et al.*, (2011) atingiu acerto diagnóstico de 85% com o uso de redes neurais.

Nestes casos os preditores formam as entradas e um conjunto de variáveis, que irão gerar a associação de um grupo que representarão as saídas. Desta forma, as redes neurais são instrumentos alternativos para a análise discriminatória de variáveis (RUBEGNI *et al.*, 2002; IYATOMI *et al.*, 2008; GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011).

4 METODOLOGIA

O caminho metodológico trilhado permeou o estudo do tipo descritivo comparativo com base na análise de imagens dermatológicas adquiridas por meio de fotografia digital de lesões hiperpigmentadas, nevos, melanomas ou outras alterações que possam ser correlacionadas com o desenvolvimento de neoplasias de pele.

Escolheu-se a pesquisa descritiva por esta apresentar de maneira geral as características de um determinado grupo de sujeitos sem que o pesquisador interfira na realidade, além de ser uma técnica de observação, registro, análise e correlação de fatos (GIL, 2002).

Para a análise computacional das imagens selecionadas optou-se pelo método denominado de regra ABCD. Esta regra foi proposta em 1994 por Wilhelm Stolz, sendo o segundo algoritmo desenvolvido após a análise de padrões, cujo objetivo foi simplificar e melhorar o processo de diagnóstico de melanomas (SOBIERANSKI *et al.*, 2007; ROSADO, 2009). Esta regra teve origem após a análise de 31 características dermatológicas, das quais quatro foram elencadas como cruciais para o diagnóstico do melanoma: assimetria (A); irregularidades de bordas (B); cor (C) e diâmetro (D). A Figura 8 ilustra a regra ABCD.

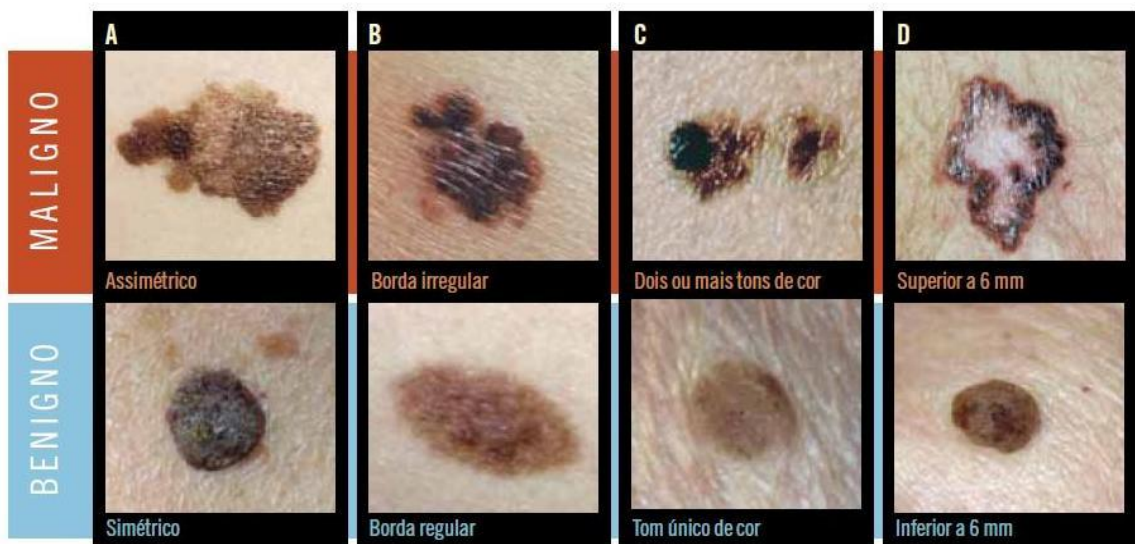


Figura 8. Regra ABCD. Fonte da imagem: (OSELAME, NEVES e SANCHES, 2013)

4.1 SELEÇÃO DAS IMAGENS

As imagens utilizadas no estudo são provenientes de um banco de imagens de livre acesso. Foram selecionadas 37 imagens de câncer de pele do tipo melanoma e 26 imagens de lesões de pele não classificadas como câncer, consideradas nevos. As imagens de melanomas foram retiradas do Banco de imagens DermIS (*Dermatology Information System*) (n=25) e DermAtlas (*Interactive Dermatology Atlas*) (n=12). As imagens não câncer foram todas retiradas do Banco de imagens DermIS (*Dermatology Information System*).

Foram critérios de inclusão das imagens: diagnóstico positivo confirmado para câncer de pele, imagens livres de ruídos, sombras e angulações no processo de aquisição. A Figura 9 ilustra as imagens de melanomas utilizadas no estudo.



Figura 9. Exemplos de imagens de melanomas utilizadas no estudo. Fonte das imagens: <http://dermis.net>

A Figura 10 exemplifica as imagens classificadas como não câncer.

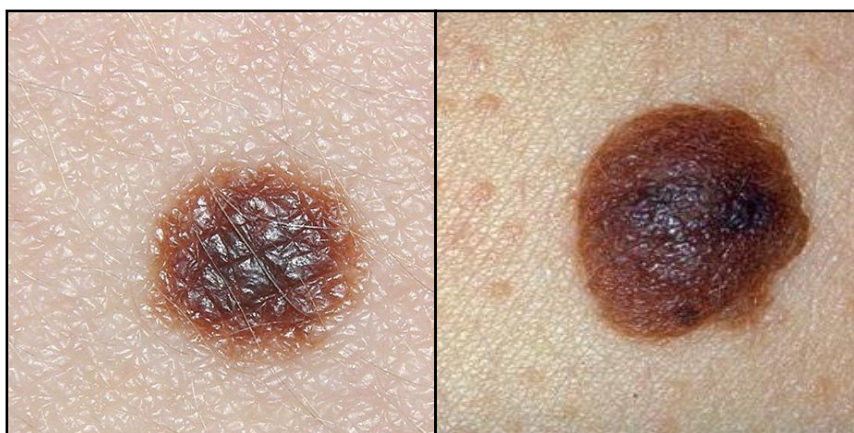


Figura 10. Imagens classificadas como nevos extraídas dos bancos de imagens.

Fonte das imagens: <http://dermatlas.net>

Entre as imagens disponíveis em ambos os bancos de imagens, 22 imagens de melanomas e 11 imagens não câncer deixaram de ser incluídas no estudo por apresentarem padrões que poderiam interferir no processamento digital. Desta forma, adotaram-se os seguintes critérios de exclusão: sombras ou objetos no fundo durante a aquisição das imagens, angulações e reflexos de luminosidade. A Figura 11 ilustra exemplos de imagens não incluídas no presente estudo.



Figura 11. Exemplo de imagens não incluídas no estudo. Fonte das imagens:

<http://dermis.net>

Por fim, a amostra final deste estudo foi composta por 15 imagens de melanomas (APÊNDICE A) e 15 referentes a não câncer (APÊNDICE B).

4.2 FLUXOGRAMA DO PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

A Figura 12 apresenta os passos desde a aquisição das imagens até a classificação final.

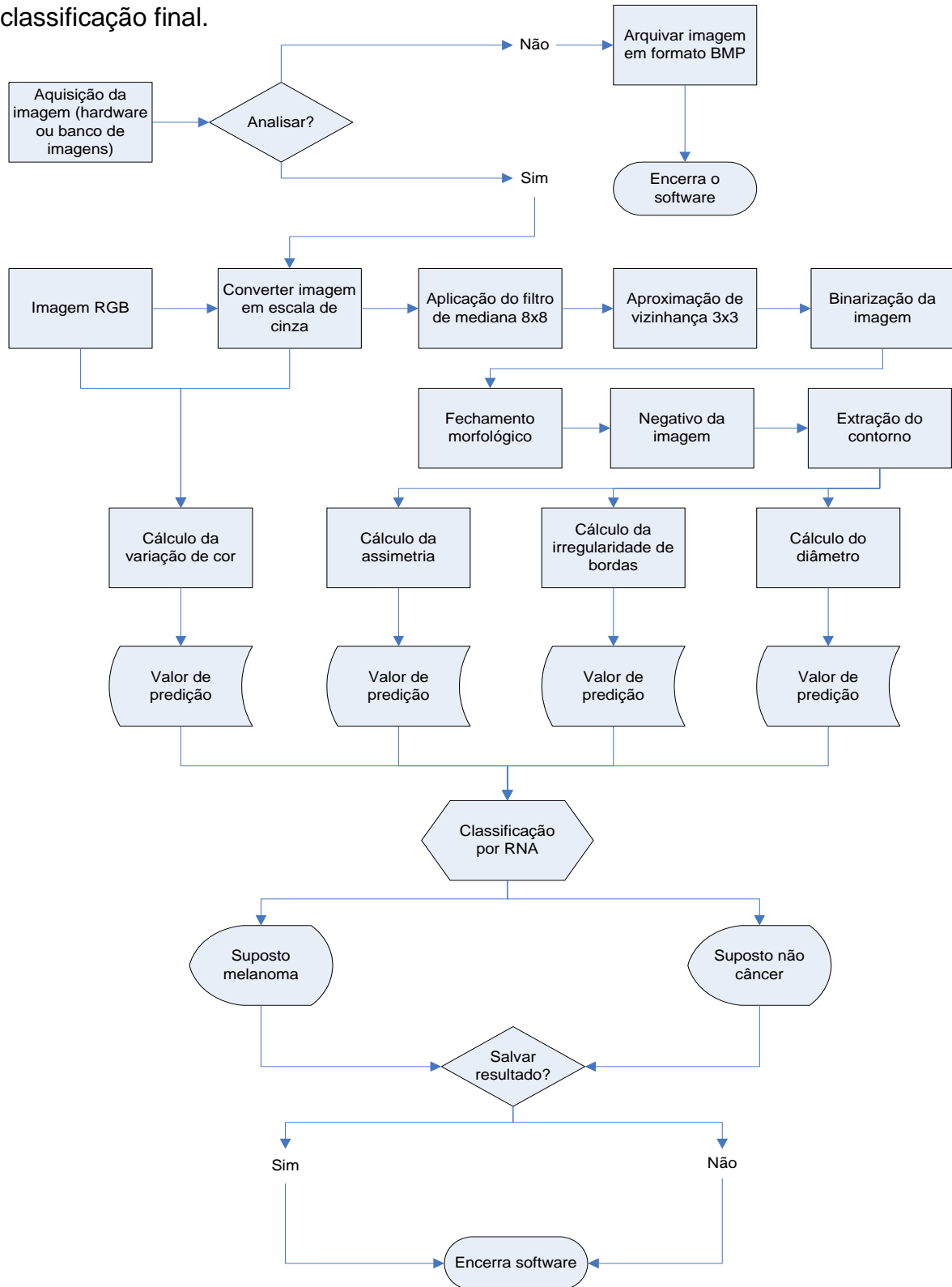


Figura 12. Processamento digital das imagens seleccionadas.

4.3 AVALIAÇÃO DA ASSIMETRIA (A) DAS LESÕES

Um dos padrões para avaliação de risco para câncer de pele refere-se à assimetria. Para avaliar este padrão, procedeu-se conforme proposto por Parolin *et al.*, (2010), onde a assimetria foi calculada em relação a cada eixo que passa através do centro da lesão, sendo considerada assimétrica pelo menor valor considerando todos os eixos (PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010). Considera-se o centróide da lesão (c) e seu perímetro contendo N pixels (P_i). Para cada ponto (P_i) mede-se a distancia euclidiana (d_i) do centróide da lesão. Este método é calculado conforme apresentado na Equação 3:

$$d_i = \|P_i - c\|, i = 1, \dots, N. \quad (3)$$

Para se obter a assimetria da lesão (A_j) em torno de um ponto (P_i), ou seja, em torno de um eixo que passa por c e P_i se deve calcular a média das distancias (d_i) entre os pontos da esquerda e a direita. Este modelo é expresso na Equação 4:

$$A_j = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N/2} |d_{j-i} - d_{j+i}|, j = 1, \dots, N. \quad (4)$$

O índice de assimetria da lesão é dado pelo menor valor de A_j (Equação 5):

$$A = \min_j A_j \quad (5)$$

Em outro estudo que teve como método a regra ABCD, conduzido por Gola Isasi *et al.*, (2011) a assimetria foi expressa conforme apresentado na Equação 6:

$$\frac{\sum_{j=1}^{n/180} (P_j / (\frac{T}{2}))}{\binom{n}{180}} \quad (6)$$

Em que:

N representa os graus de rotação;

P indica o valor de um *pixel*;

T indica o número de *pixels* na lesão.

No presente estudo a assimetria das lesões foi avaliada por duas retas traçadas na imagem, denominadas de diagonal maior e sua respectiva perpendicular maior. Estes pontos foram gerados a partir dos pontos mais distantes entre as bordas da imagem.

Este método foi baseado no *Dermatoscopy Point Value* (DPV), que tem por finalidade auxiliar o dermatologista durante o processo de diagnóstico de lesões pigmentadas. Leva em consideração o resultado da proporção entre o segmento perpendicular e a diagonal maior, onde a pontuação é quantificada em (0 a 2 pontos). Caso a proporção seja maior que 40% (0 ponto), lesão simétrica. Caso a proporção esteja entre 20% a 40% (1 ponto), lesão pouco assimétrica. Caso a proporção seja menor que 20% (2 pontos), lesão muito assimétrica (SOBIERANSKI *et al.*, 2007; ROSADO, 2009).

Esta pontuação é aplicada em um *score* para classificar a lesão em benigna, suspeita ou maligna, juntamente com a avaliação de outras características da regra ABCD.

O método considerou os dois maiores segmentos de retas gerados na imagem. Obteve-se a distância em *pixels* entre os pontos gerados na reta. Para chegar ao valor da proporção o valor em *pixels* da maior perpendicular foi dividido pelo valor em *pixels* da diagonal maior.

4.4 AVALIAÇÃO DE IRREGULARIDADE DE BORDAS (B)

As bordas da lesão conferem aspectos de regularidade ou irregularidade, significando a possibilidade de lesão benigna ou maligna respectivamente. Empregou-se o método proposto por Kusumoputro e Ariyanto (1998) e Parolin *et al.*, (2010), em que a irregularidade das bordas foi calculada conforme a Equação 7:

$$I = \frac{N^2}{4\pi A}$$

(7)

Em que:

N é perímetro da lesão em pixels

A é a área da lesão em pixels

Outro método para avaliar a irregularidade de bordas foi proposto no estudo de Gola Isasi *et al.*,(2011). A Equação 8 ilustra este método desenvolvido com as imagens selecionadas.

$$\frac{\sum_{j=1}^{n/360} (r_j - r_{min}) / (r_{max} - r_{min})}{\binom{n}{360}} \quad (8)$$

Em que:

n refere-se aos graus de rotação;

r destina-se a distancia de um *pixel* central até a borda da lesão

O outro método empregado para a avaliação da irregularidade de bordas consistiu em dividir a imagem em oito segmentos de retas a partir do centro. Este método objetivou verificar a existência de diferença significativa entre os diâmetros destas retas em seus opostos simétricos, em lesões melanomas e imagens não câncer.

4.5 AVALIAÇÃO DA VARIAÇÃO DE COR (C)

A variação de cor da lesão é caracterizada entre todos os *pixels* da imagem, calculados para cada componente de cor do canal RGB. Caracteristicamente, melanomas têm misturas de cores (vermelho, marrom, preto) o que leva a uma grande variação no canal RGB (KUSUMOPUTRO e ARIYANTO, 1998; PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010). Empregou-se o método proposto por Parolin *et al.*, (2010), em que a variação destas cores é expressa conforme a Equação 9:

$$\sigma_c^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^c - \mu_{c_{RGB}})^2, c \in \{R, G, B\} \quad (9)$$

Em que:

x_i^c representa o valor do componente c de *pixels* a partir de i no canal de cor RGB

$\mu_{c_{RGB}}$ relaciona-se ao valor médio do mesmo componente de cor

n representa o número de *pixels* na lesão

4.6 AVALIAÇÃO DO DIÂMETRO (D) DAS LESÕES

No presente estudo utilizou-se a razão área/perímetro (Equação 10), considerando que as lesões apresentam forma circular. O perímetro de uma figura plana fechada é o comprimento da linha que limita a figura.

$$R \frac{A}{P} = \frac{r^2}{2r} \quad (10)$$

r representa o raio.

As imagens foram processadas pelo *software* com o intuito de identificar o perímetro e sua respectiva área em *pixels*.

O método empregado considerou que a área cresce exponencialmente em relação ao raio. Já o perímetro cresce linearmente, desta forma, supõe-se que em lesões com formato circular (não câncer) a razão área/perímetro assume um valor maior nas lesões de maior raio do que as lesões com valor de raio menor.

4.7 CONFECÇÃO DO *HARDWARE*

Visando a padronização nos métodos de aquisição de imagens dermatológicas para análise computacional, procedeu-se o desenvolvimento de um *hardware* específico para este fim. Inicialmente este *hardware* justifica-se pela necessidade de se realizar medições de lesões de pele sem as interferências relacionadas aos métodos de aquisição. Ressalta-se que o método de avaliação de diâmetro não foi apresentado como resultado neste estudo, pois as imagens processadas foram extraídas de bancos de imagens. No entanto, o processo de aquisição pelo *hardware* desenvolvido foi validado para trabalhos futuros,

possibilitando a aquisição com redução de interferência de luminosidade e distancia focal.

Um sistema de medição por imagem pode ser dividido nas seguintes etapas: (1) aquisição; (2) pré-processamento; (3) segmentação de objetos; (4) reconhecimento dos objetos de interesse; e (5) medição (FELICIANO, SOUZA e LETA, 2010).

Neste sentido, para a aquisição de imagens, desenvolveu-se um protótipo (*hardware*) utilizando-se um *webcam* da marca C3 Tech, modelo WB2101-P, com resolução real de 300k *pixels* e máximo de 30 mega *pixels* através de *software*, foco de 5.0cm ao infinito.

Procedeu-se a desmontagem do modelo original, priorizando a exposição da câmera integrada e a placa eletrônica. O modelo original possuía 6 LEDs para visão noturna, os quais foram substituídos por 10 LEDs brancos com lente transparente de 5 mm, com intensidade luminosa de 15.000mcd a 17.000mcd, tensão de 3,0v a 3,2v e corrente máxima de 20 mA contínuo.

Desta forma, objetivou-se atingir uma iluminância controlada da ordem de 250 *lux* na aquisição das imagens. Para a mensuração da luminosidade foi utilizado um Luxímetro Impac IP-410 que opera em 4 faixas (20/200/2000/20000 *lux*) sendo a precisão de 5% e a repetibilidade de 2%.

Visando ampliar a captação da imagem, foi acoplada a lente do *webcam* uma lente de aumento de 90 mm de diâmetro. Para o controle da emissão de reflexos oriundos da pele, a parte posterior da lente foi recoberta com papel seda branco, a fim de produzir um filtro indireto de luminosidade.

Todo o sistema foi adaptado em um copo transparente de acrílico de 12 cm, no qual a lente do *webcam* ficou com distancia fixa de 5 cm para a captação das imagens. Este sistema possui conexão USB 2.0 para permitir que logo após a captação a imagem possa ser visualizada no *software*, processada, armazenada ou excluída. A Figura 13 ilustra o resultado final da construção do protótipo.

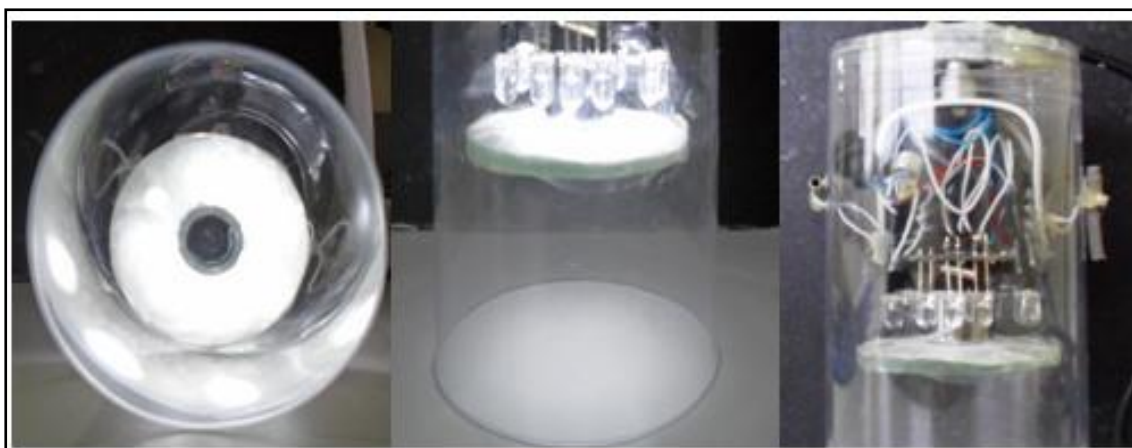


Figura 13. Protótipo (*hardware*) construído objetivando padronizar a aquisição de imagens e reduzir erros relativos a distancia e luminosidade.

Ressalta-se que o protótipo de *hardware* construído agrega baixo custo, sobretudo, por se tratar de materiais simples, agregando desta forma, a possibilidade de socialização do item. A Tabela 1 apresenta uma estimativa do custo de construção do protótipo.

Tabela 1. Custo estimado da construção do protótipo de *hardware*.

Materiais	Custo (R\$)
<i>Webcam</i>	50,00
Lente de aumento 90 mm	15,00
LEDS	15,00
Copo de acrílico 12 cm	2,00
Material de soldagem	10,00
Total	92,00

5 RESULTADOS

5.1 VALIDAÇÃO DO *HARDWARE* DE AQUISIÇÃO DAS IMAGENS

Entre as funções do *software* desenvolvido na plataforma de programação MATLAB para análise de imagens digitais, está a contabilização dos *pixels* existentes no contorno da área de interesse.

Para estabelecer critérios de avaliação no Padrão Internacional de Medidas, houve a necessidade da conversão de *pixels* para centímetros quadrados (cm²). Para validar este processo construiu-se um quadrado com lados de 4 cm. Para tal, foi utilizado o *software* livre denominado *Inkscape*.

Após a impressão da imagem do quadrado, foram adquiridas 10 imagens. Procedeu-se então a contabilização dos *pixels* do perímetro deste quadrado com o processamento pelo *software* desenvolvido.

A Figura 14 representa o quadrado de 4 cm com a contagem dos *pixels* do contorno representado em vermelho.

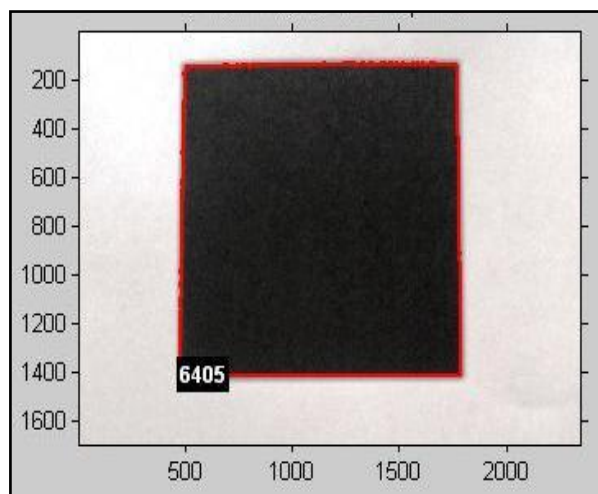


Figura 14. Demarcação das bordas do quadrado de 4 cm e contagem dos *pixels* do contorno (vermelho).

O valor da média de *pixels*, das 10 imagens, foi dividido pelo perímetro total em centímetros (16 cm). A Equação 11 demonstra o cálculo realizado.

$$\lambda = \frac{\bar{P}}{16}$$

(11)

Onde λ expressa à quantidade de *pixels* correspondente a 1 cm; \bar{P} refere-se à média de *pixels* do quadrado e 16 relaciona-se ao perímetro total do quadrado (16 cm). A Tabela 2 apresenta os valores referentes às imagens do quadrado utilizado como padrão de medida para o cálculo da constante de conversão.

Tabela 2. Valores obtidos das 10 imagens do quadrado de 4 cm; média e desvio padrão.

Imagem	Perímetro do quadrado de 4 cm em <i>pixels</i>	Valor de 1 cm em <i>pixels</i>
1	6405	400,31
2	6443	402,69
3	6409	400,56
4	6476	404,75
5	6454	403,38
6	6468	404,25
7	6410	400,63
8	6402	400,13
9	6494	405,88
10	6468	404,25
Média	6444,90	402,68
σ	34,04	2,13

O valor do coeficiente de variação foi de 0,005; O Intervalo de Confiança (IC) ficou entre 401,40 e 404,00 e Margem de erro para 1 (um) cm na imagem foi de 0,03 mm.

Após a validação do processo de conversão de *pixels* em cm², procedeu-se o emprego do método em lesões dermatológicas. Foram adquiridas 10 imagens de uma mesma lesão mantendo os mesmos padrões de aquisição citados anteriormente. A Figura 15 representa o resultado do processo final realizado pelo *software*.



Figura 15. Lesão dermatológica analisada na interface gráfica.

A Tabela 3 apresenta os valores relativos à conversão de pixels para cm^2 em 10 imagens de lesões dermatológicas.

Tabela 3. Resultado da conversão de pixels para cm^2 .

Imagem	Resultado em cm^2
1	6,71
2	6,95
3	6,95
4	6,9
5	7,18
6	7,05
7	7,05
8	7,05
9	6,62
10	6,62
Média	6,90
σ	0,20

5.2 PROCESSAMENTO INICIAL DAS IMAGENS

Inicialmente a imagem foi processada para extrair características que pudessem interferir na análise, tais como sombras, pêlos e demais ruídos oriundos do processo de aquisição. Ressalta-se que a imagem foi convertida em escala de

cinza para posterior processamento. A Figura 16 representa a conversão para escala de cinza.

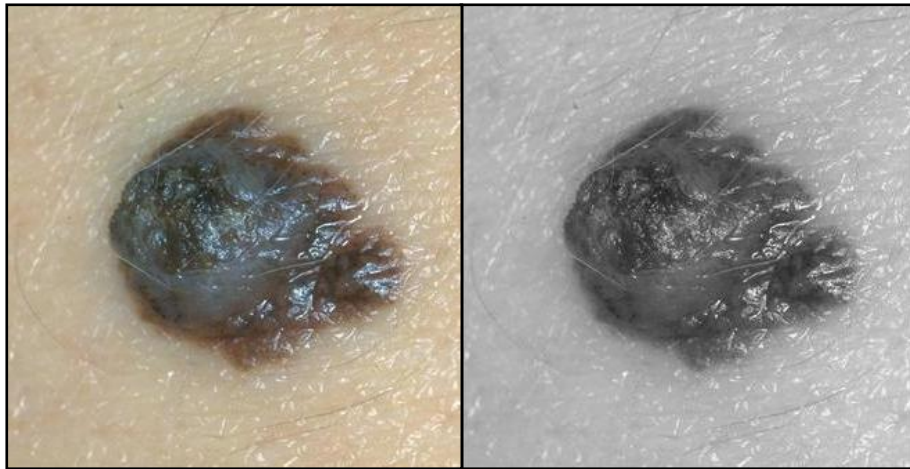


Figura 16. Da esquerda (Imagem original em RGB); da direita (Imagem convertida em escala de cinza). Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

Em seguida foi aplicado o filtro de mediana 8x8, objetivando uniformizar as cores. Este tipo de filtro analisa os valores dos *pixels* vizinhos comparado com o *pixel* a ser calculado. Isto significa que os *pixels* são ordenados em valores crescentes, de modo a escolher a mediana desses valores como um novo valor para o *pixel* que está sendo calculado.

Este método oportuniza a retirada de uma pequena quantidade de pêlos e outros ruídos da imagem, uniformizando os tons de cinza. A Figura 17 exemplifica a aplicação do filtro de mediana.

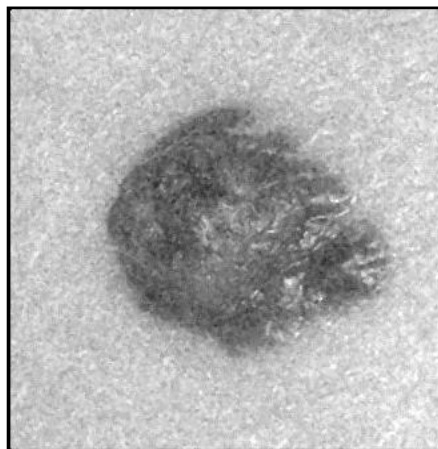


Figura 17. Imagem em escala de cinza com aplicação de filtro de mediana. Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

Posteriormente, foi utilizada a técnica de aproximação por vizinhança. Este método utilizou a aproximação 3x3 objetivando melhorar o contraste da imagem. A Figura 18 demonstra a aplicação deste filtro.

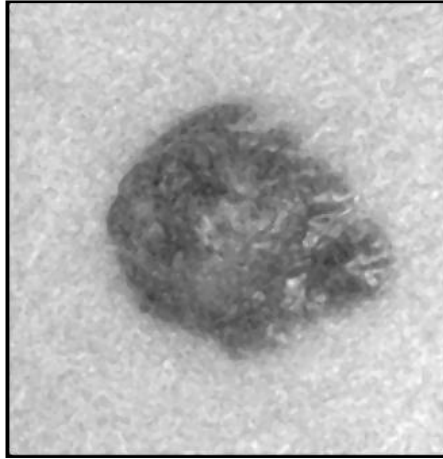


Figura 18. Imagem em escala de cinza com aplicação de filtro de aproximação por vizinhança 3x3. Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

Sequencialmente a imagem foi binarizada. Este método transforma a imagem de escala de cinza para preto e branco. Para permitir o processamento apenas da área da lesão de pele, foi realizada a inversão do fundo de branco para preto e da lesão de preto para branco. A Figura 19 ilustra este processo.

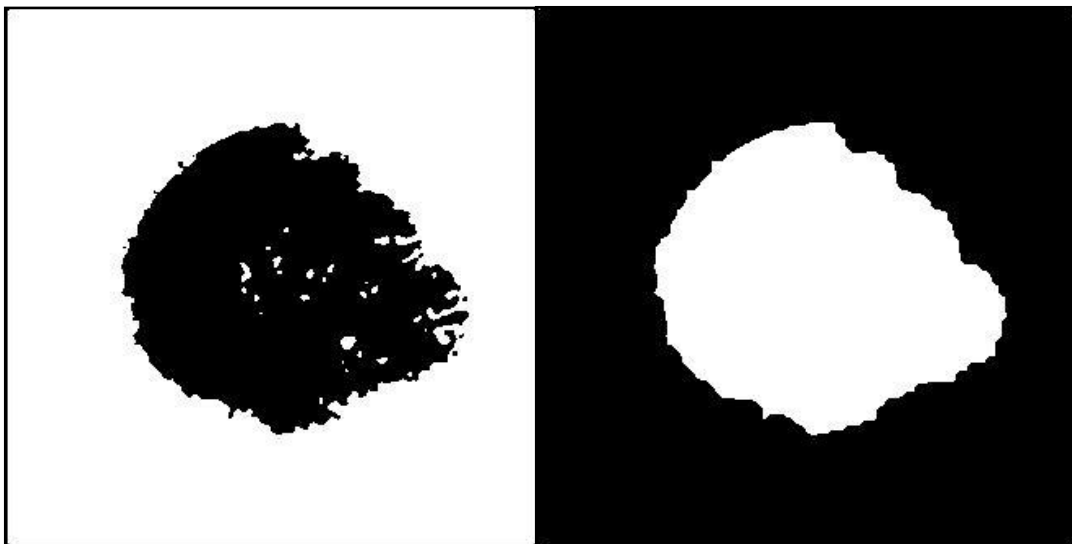


Figura 19. Da esquerda (Imagem binária); da direita (Imagem com inversão de preto e branco). Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

5.3 ASSIMETRIA (A)

5.3.1 Assimetria conforme Parolin *et al.*, (2010)

Para análise da assimetria, os grupos de imagens de melanomas e imagens não câncer foram submetidas à equação proposta por Parolin *et al.*, (2010). A Tabela 4 apresenta a análise por meio de estatística descritiva entre os grupos de imagens.

Tabela 4. Estatística descritiva de imagens submetidas ao método de avaliação de assimetria Parolin *et al.*, (2010).

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma(N=15)	0,831	5,978	2,027
Não Câncer(N=15)	1,365	1,480	1,865

5.3.2 Assimetria conforme Gola Isasi *et al.*, (2011)

Para análise da assimetria, os grupos de imagens de melanomas e imagens não câncer foram submetidas à equação proposta por Gola Isasi *et al.*, (2011). A Tabela 5 expressa a análise estatística entre os grupos.

Tabela 5. Estatística descritiva de imagens submetidas ao método de avaliação de assimetria Gola Isasi *et al.*, (2010).

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	-0,940	0,051	-0,955
Não Câncer (N=15)	-0,914	0,082	-0,954

5.3.3 Assimetria baseada no *Dermatoscopy Point Value* (DPV)

No presente estudo, foi empregado o método que leva em consideração a maior diagonal da lesão e sua respectiva perpendicular, baseado no *Dermatoscopy Point Value* (DPV). A Figura 20 demonstra o processo aplicado nas imagens selecionadas no estudo.

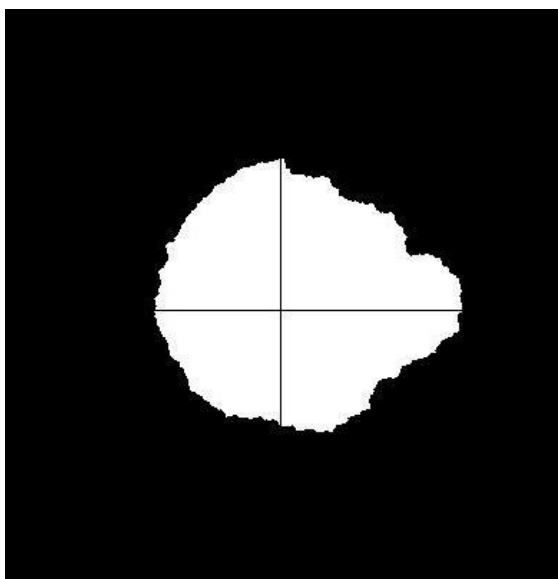


Figura 20. Diagonal maior e sua respectiva perpendicular. Fonte da imagem original:

<http://dermis.net>.

Conforme a análise realizada na Figura 19, a diagonal maior possui 218 *pixels* e a perpendicular maior, ou seja, neste caso do lado direito, possui 98 *pixels*, resultando em uma proporção de 44,95%, lesão considerada simétrica pelo DPV.

A Tabela 6 apresenta a análise estatística realizada nos grupos de imagens submetidos ao processo de classificação pelo DPV.

Tabela 6. Imagens submetidas ao processo de classificação pelo DPV
(SOBIERANSKI *et al.*, 2007)

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	43,181%	5,493%	44,927%
Não Câncer (N=15)	44,707%	6,146%	44,055%

Observa-se, que nas imagens melanomas e não câncer predominou pela média, a classificação simétrica (acima de 40%).

Para comparar os grupos utilizou-se o teste não paramétrico para duas amostras independentes. A Tabela 7 demonstra que não houve diferença significativa entre os grupos nas imagens analisadas com os métodos propostos.

Tabela 7. Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (assimetria).

	Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011)	<i>Dermatoscopy</i> <i>Point Value</i> (DPV)	Parolin <i>et al.</i> , (2010)
Mann-Whitney U	102,000	102,000	71,000
Wilcoxon W	222,000	222,000	191,000
Z	-0,436	-0,436	-1,721
Sig. Assint. (2 caudas)	0,663	0,663	0,085

a. Variável de agrupamento: Grupo

Para avaliar a especificidade e sensibilidade dos três métodos, foi utilizado o recurso denominado curva ROC. A Figura 21 expressa o resultado da análise.

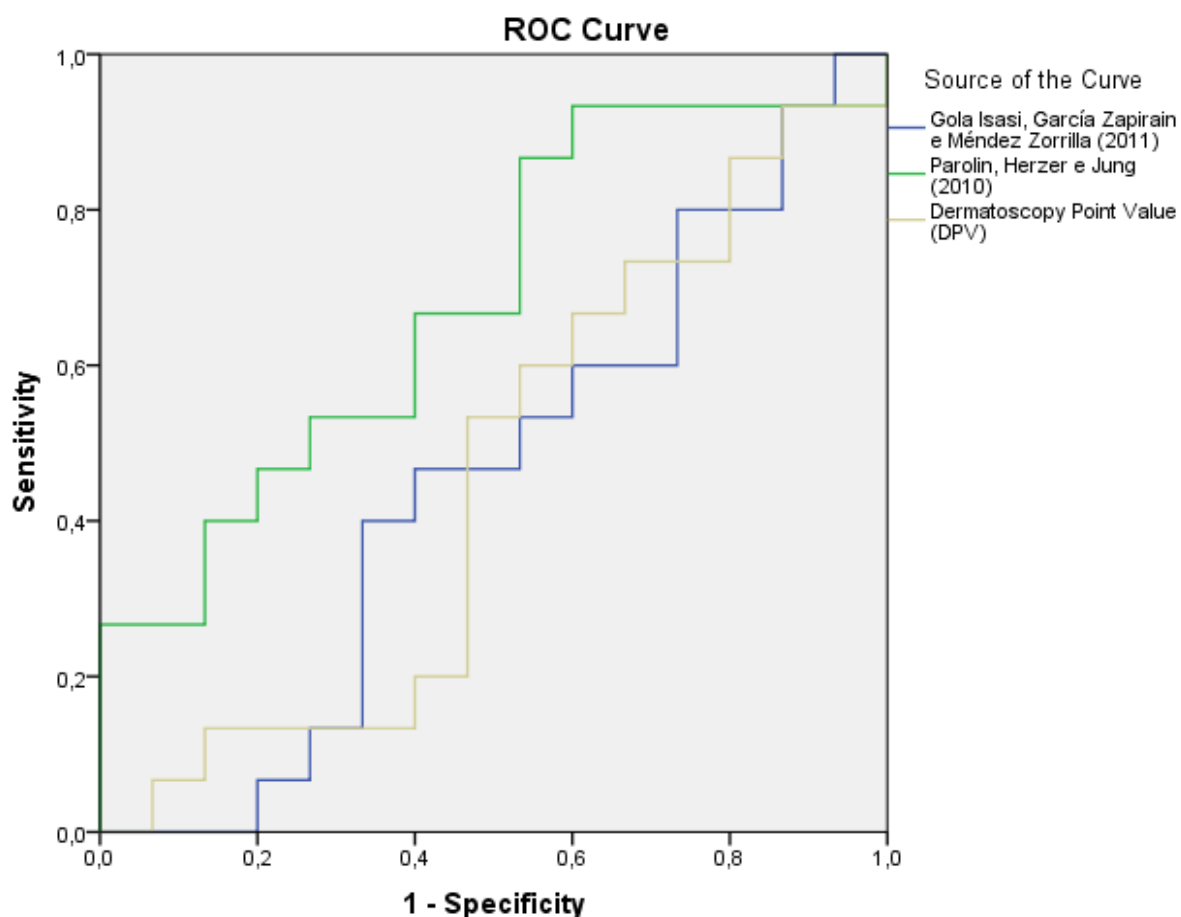


Figura 21. Curva ROC para as variáveis analisadas de assimetria.

A Tabela 8 apresenta o resumo da área sob a curva para as três variáveis analisadas.

Tabela 8. Área sob a curva das variáveis de assimetria analisadas com a curva ROC

Variável(eis) de resultado de teste	Área Abaixo da Curva
Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011)	0,453
<i>Dermatoscopy Point Value</i> (DPV)	0,453
Parolin <i>et al.</i> , (2010)	0,684

5.4 IRREGULARIDADE DE BORDAS (B)

5.4.1 Irregularidade a partir da distancia do centro da lesão em direção as bordas

Neste método, foi proposto percorrer a imagem em oito segmentos de retas a partir do centro. Supostamente, quanto mais irregular for à lesão, maior será diferença entre os segmentos opostos. Desta forma, a distancia entre o centro e as bordas foi calculado em *pixels*. A Figura 22 representa o resultado final dos oito segmentos de retas traçadas na imagem a partir do centro.

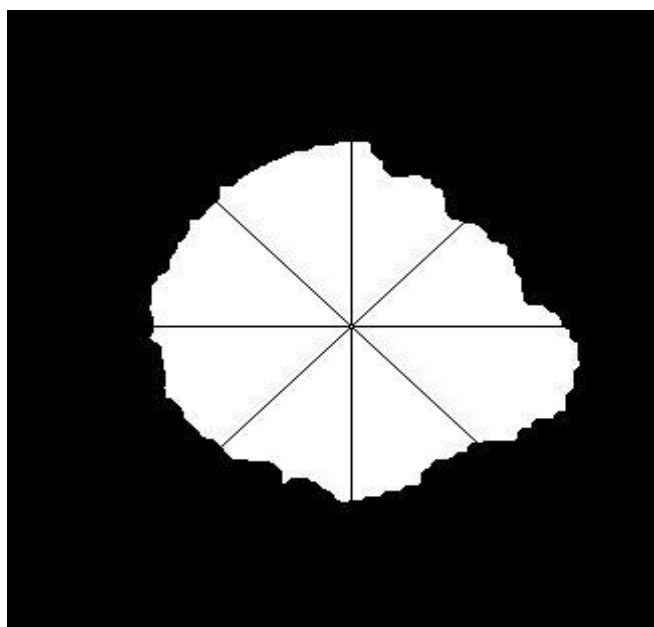


Figura 22. Oito segmentos de retas traçadas a partir do centro da lesão. Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

A Tabela 9 expressa a diferença entre os grupos.

Tabela 9. Irregularidade de bordas a partir de oito segmentos de reta do centro em direção a borda da lesão.

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	-0,402	8,608	0,360
Não Câncer (N=15)	-0,887	6,760	-1,130

5.4.2 Irregularidade de bordas conforme Kusumoputo e Ariyanto (1998) e Parolin *et al.*, (2010)

Para a análise da irregularidade de bordas, empregou-se o método proposto por (KUSUMOPUTRO e ARIYANTO, 1998; PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010). A Tabela 10 expressa a diferença entre os grupos de imagens analisados.

Tabela 10. Irregularidade de borda conforme Kusumoputo e Aryianto (1998) e Parolin *et al.*, (2010).

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	42919085594,632	34042710896,336	56979702707,040
Não Câncer (N=15)	42403764322,926	44713528912,724	15872193823,365

5.4.3 Irregularidade de bordas conforme Gola Isasi *et al.*, (2011)

Outro método para avaliar a irregularidade de bordas foi proposto no estudo de Gola Isasi *et al.*, (2011). A Tabela 11 apresenta as variáveis resultantes.

Tabela 11. Irregularidade de bordas nos grupos de imagens Gola Isasi *et al.*, (2011).

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	4,310	4,288	2,627
Não Câncer (N=15)	5,912	8,187	3,321

Para comparar os grupos utilizou-se o teste não paramétrico para duas amostras independentes. A Tabela 12 demonstra que não houve diferença significativa entre os grupos nas imagens analisadas.

Tabela 12. Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (irregularidade de bordas).

	Kusumoputro e Ariyanto (1998); Parolin <i>et al.</i> , (2010)	Irregularidade de borda a partir da distancia do centro da lesão em direção as bordas	Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011)
Mann-Whitney U	108,000	107,000	90,000
Wilcoxon W	228,000	227,000	210,000
Z	-0,187	-0,228	-0,655
Asymp. Sig. (2-tailed)	0,852	0,820	0,513

a. Variável de agrupamento: Grupo

Para avaliar a especificidade e sensibilidade dos três métodos, foi utilizado o recurso denominado curva ROC. A Figura 23 expressa o resultado da análise.

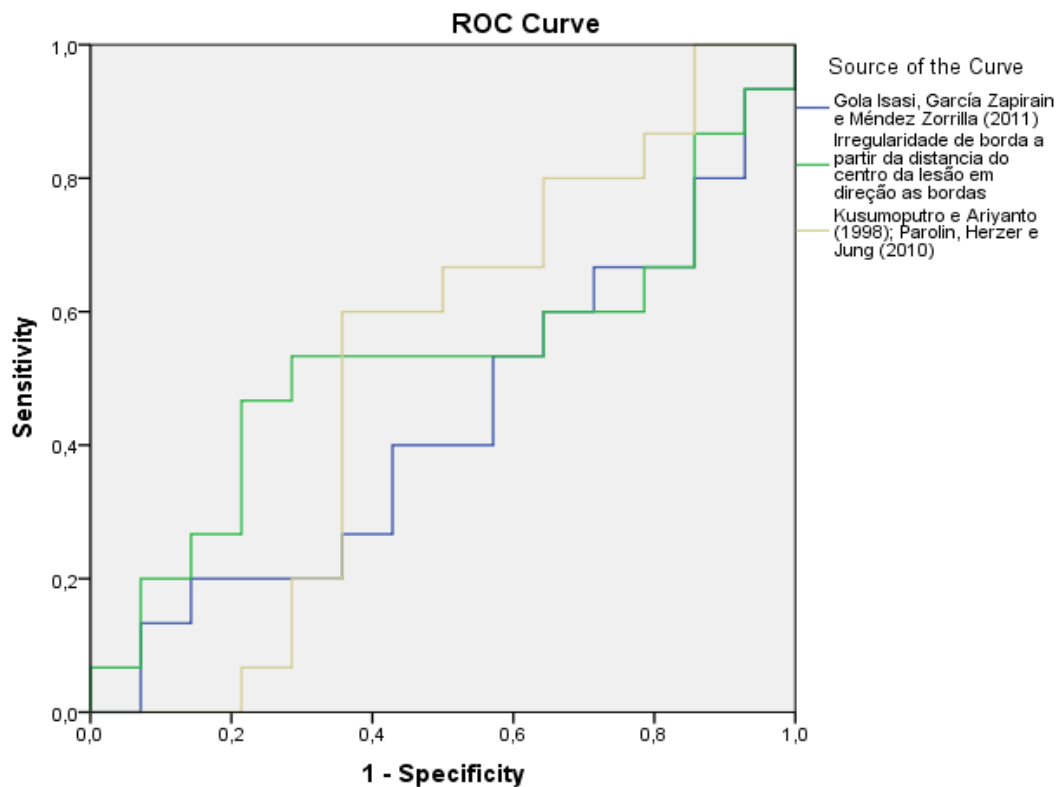


Figura 23. Curva ROC para as variáveis analisadas de irregularidade de bordas.

A Tabela 13 apresenta o resumo da área sob a curva para as três variáveis analisadas.

Tabela 13. Área sob a curva das variáveis de irregularidade de bordas analisadas com a curva ROC

Variável(eis) de resultado de teste	Área Abaixo da Curva
Kusumoputro e Ariyanto (1998); Parolin <i>et al.</i> , (2010)	0,519
Irregularidade de borda a partir da distancia do centro da lesão em direção as bordas	0,524
Gola Isasi <i>et al.</i> , (2011)	0,429

5.5 COR (C)

5.5.1 Método proposto por Parolin *et al.*, (2010)

Para a avaliação da cor das imagens, empregou-se inicialmente o método proposto por Parolin *et al.*, (2010), em que a variação de cor foi tratada no canal RGB. A Tabela 14 aponta a variação de cor nos grupos de imagens analisados.

Tabela 14. Variação de cor no canal RGB com o método proposto por Parolin *et al.*, (2010).

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma <i>Red</i> (N=15)	0,242	0,278	0,111
Melanoma <i>Green</i> (N=15)	0,153	0,127	0,103
Melanoma <i>Blue</i> (N=15)	0,124	0,107	0,081
Não Câncer <i>Red</i> (N=15)	0,153	0,257	0,034
Não Câncer <i>Green</i> (N=15)	0,148	0,173	0,055
Não Câncer <i>Blue</i> (N=15)	0,117	0,084	0,104

5.5.2 Variação no canal de cor RGB utilizando a amplitude: proposta neste estudo

O método proposto para avaliação da variação de cor das imagens de lesões utilizou o canal de cor RGB (*red*, *green* e *blue*). Foram analisadas as médias de intensidade da lesão de pele em cada canal de cor, tanto para as imagens de câncer de pele e de imagens não câncer. As intensidades foram expressas por meio de histogramas de intensidade.

Destaca-se que foi empregado um limiar para cálculo apenas da intensidade da lesão, excluindo os valores relativos à pele ao redor. A Figura 24 ilustra o resultado.

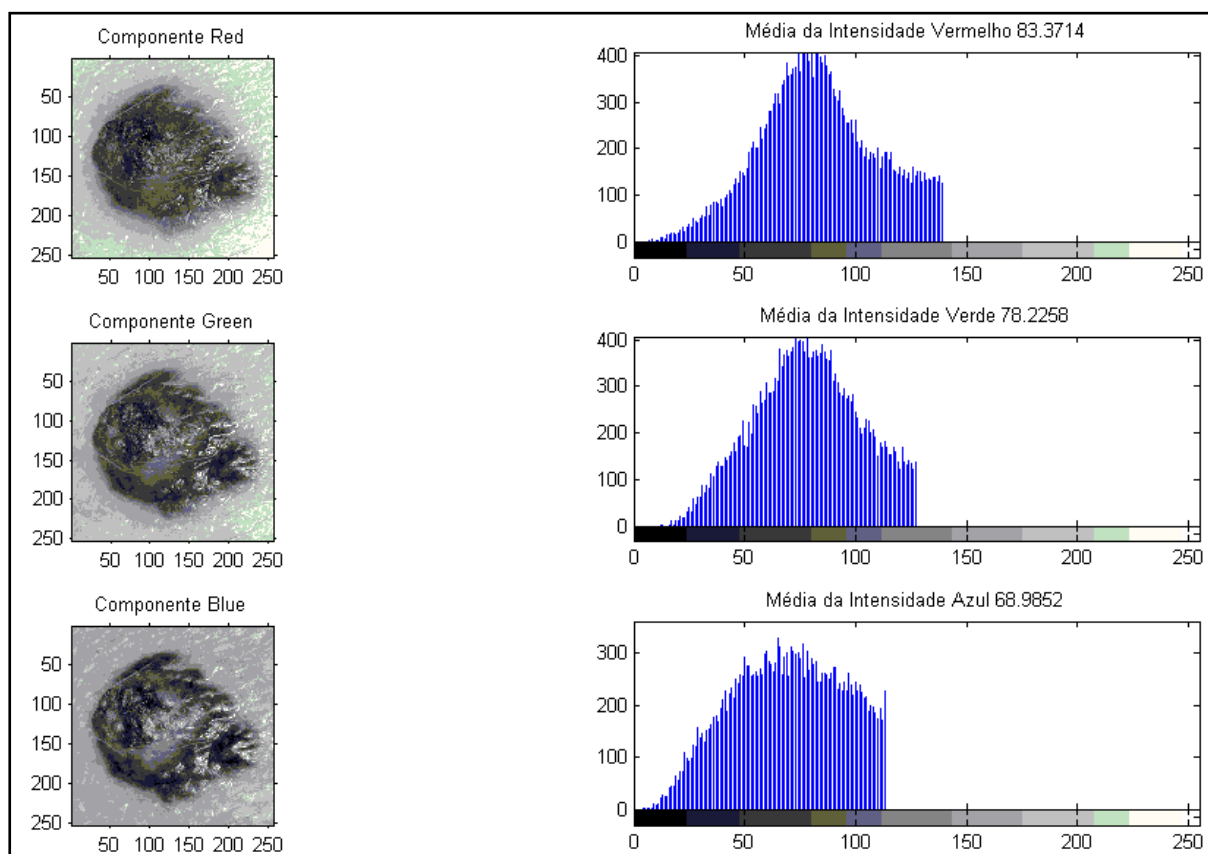


Figura 24. Histograma dos canais de cor RGB apenas da lesão. Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

Para designar a variação de cores foi empregado o método estatístico de cálculo de amplitude. Este cálculo foi realizado nos canais de cor RGB. A Tabela 15 expressa a diferença entre os grupos de imagens.

Tabela 15. Diferença entre a amplitude no canal de cor RGB.

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma Amplitude <i>Red</i> (N=15)	114,87	28,710	112,00
Melanoma Amplitude <i>Green</i> (N=15)	110,27	18,782	111,00
Melanoma Amplitude <i>Blue</i> (N=15)	108,80	24,906	109,00
Não Câncer Amplitude <i>Red</i> (N=15)	80,33	30,967	84,00
Não Câncer Amplitude <i>Green</i> (N=15)	90,53	21,768	89,00
Não Câncer Amplitude <i>Blue</i> (N=15)	92,07	24,165	96,00

5.5.3 Variação de cor utilizando a escala de cinza

A variação de cor também foi analisada utilizando as imagens convertidas em escala de cinza. Esta escolha justifica-se pelas imagens terem sido extraídas de bancos de imagens, e não terem recebido o mesmo tratamento de iluminação no

momento da aquisição. Desta forma, para minimizar as interferências da luminosidade nos canais de cor, uma opção foi o processamento em escala de cinza. A Tabela 16 apresenta a variação das imagens analisadas em escala de cinza.

Tabela 16. Variação da intensidade de cinzentos nos grupos de imagens analisados.

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	246,47	10,433	252,00
Não Câncer (N=15)	230,53	28,650	243,00

Para comparar os grupos utilizou o teste não paramétrico para duas amostras independentes. A Tabela 17 demonstra que houve diferença significativa entre os grupos nas imagens analisadas. Ressaltam-se a amplitude *red*, amplitude *Green* e amplitude *Gray*, propostas neste estudo.

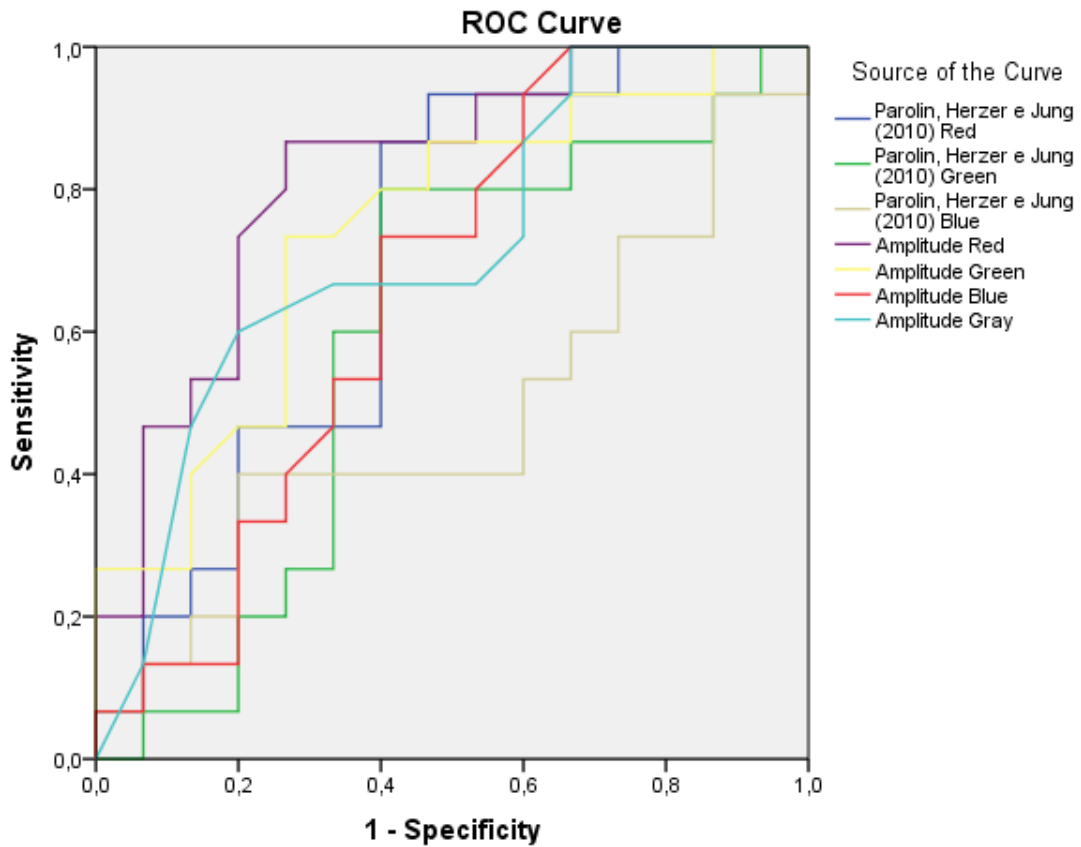
Tabela 17. Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (cor).

	Amplitude <i>Gray</i>	Parolin et al., (2010) <i>Red</i>	Parolin et al., (2010) <i>Green</i>	Parolin et al., (2010) <i>Blue</i>	Amplitude <i>Red</i>	Amplitude <i>Green</i>	Amplitude <i>Blue</i>
Mann-Whitney U	63,500	67,000	91,000	109,000	40,500	58,000	76,500
Wilcoxon W	183,500	187,000	211,000	229,000	160,500	178,000	196,500
Z	-2,044	-1,887	-0,892	-0,145	-2,988	-2,261	-1,494
Sig. Assint. (2 caudas)	*0,041	0,059	0,373	0,885	*0,003	*0,024	0,135

a. Variável de agrupamento: Grupo

Para avaliar a especificidade e sensibilidade dos métodos, foi utilizado o recurso denominado curva ROC.

A Figura 25 expressa o resultado da análise.



Diagonal segments are produced by ties.

Figura 25. Curva ROC para as variáveis analisadas de cor.

A Tabela 18 apresenta o resumo da área sob a curva para as três variáveis analisadas.

Tabela 18. Área sob a curva das variáveis de cor analisadas com a curva ROC

Variável(eis) de resultado de teste	Área Abaixo da Curva
Amplitude <i>Red</i>	0,820
Amplitude <i>Green</i>	0,742
Amplitude <i>Blue</i>	0,660
Parolin <i>et al.</i> , (2010) <i>Red</i>	0,702
Parolin <i>et al.</i> , (2010) <i>Green</i>	0,596
Parolin <i>et al.</i> , (2010) <i>Blue</i>	0,484
Amplitude <i>Gray</i>	0,718

5.6 AVALIAÇÃO DO DIÂMETRO (D)

5.6.1 Estimativa razão área/perímetro

O diâmetro foi estimado no estudo devido às imagens utilizadas serem oriundas de bancos de imagens, as quais não tinham um padrão de distancia focal na aquisição e resoluções distintas, dificultando desta forma uma conversão precisa dos *pixels* da imagem para centímetros ou milímetros.

Para estimar o diâmetro, as imagens foram processadas pelo *software* com o intuito de identificar o perímetro e sua respectiva área em *pixels*. A Figura 26 demonstra o resultado da contabilização dos *pixels* das lesões.

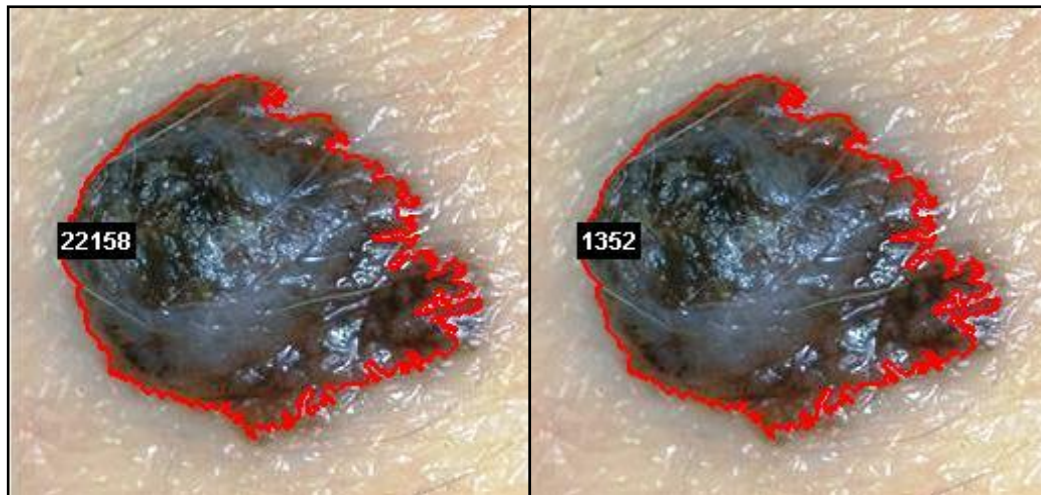


Figura 26. Contabilização dos *pixels* de uma imagem melanoma. Esquerda (área); Direita (perímetro). Fonte da imagem original: <http://dermis.net>.

Na Figura 27 o mesmo processo foi aplicado em uma imagem não câncer.

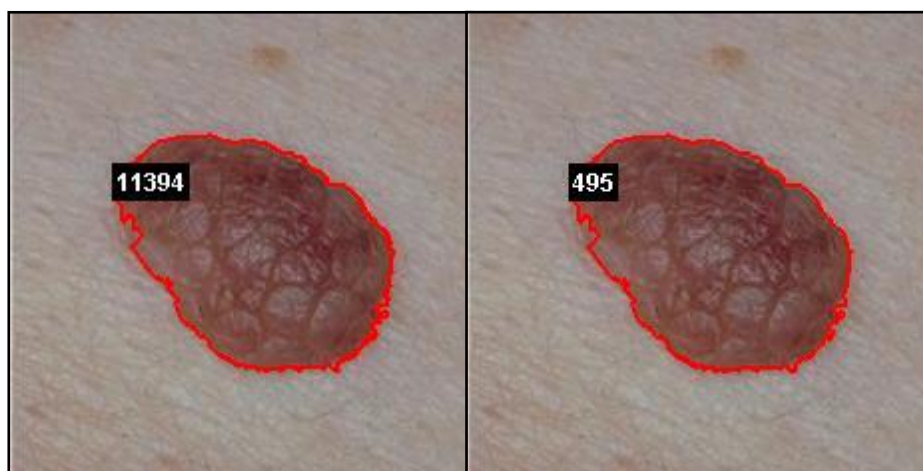


Figura 27. Contabilização dos *pixels* de uma imagem não câncer. Esquerda (área); Direita (perímetro). Fonte da imagem original: <http://dermatlas.net>

A Tabela 19 expressa a estatística comparando a razão área e perímetro entre os grupos de imagens de melanomas e imagens não câncer.

Tabela 19. Grupos analisados com a razão área/perímetro.

Tipo de Lesão	Média	Desvio padrão	Mediana
Melanoma (N=15)	15,829	8,767	13,288
Não Câncer (N=15)	14,706	8,506	12,483

Para comparar os grupos utilizou o teste não paramétrico para duas amostras independentes. A Tabela 20 demonstra que não houve diferença significativa entre os grupos nas imagens analisadas.

Tabela 20. Teste não paramétrico para duas amostras independentes, entre grupos de imagens melanomas e não câncer (diâmetro).

	Razão Área/Perímetro
Mann-Whitney U	101,000
Wilcoxon W Z	221,000 -0,477
Sig. Assint. (2 caudas)	0,633

a. Variável de agrupamento: Grupo

Para avaliar a especificidade e sensibilidade do método, foi utilizado o recurso denominado curva ROC. A Figura 28 expressa o resultado da análise.

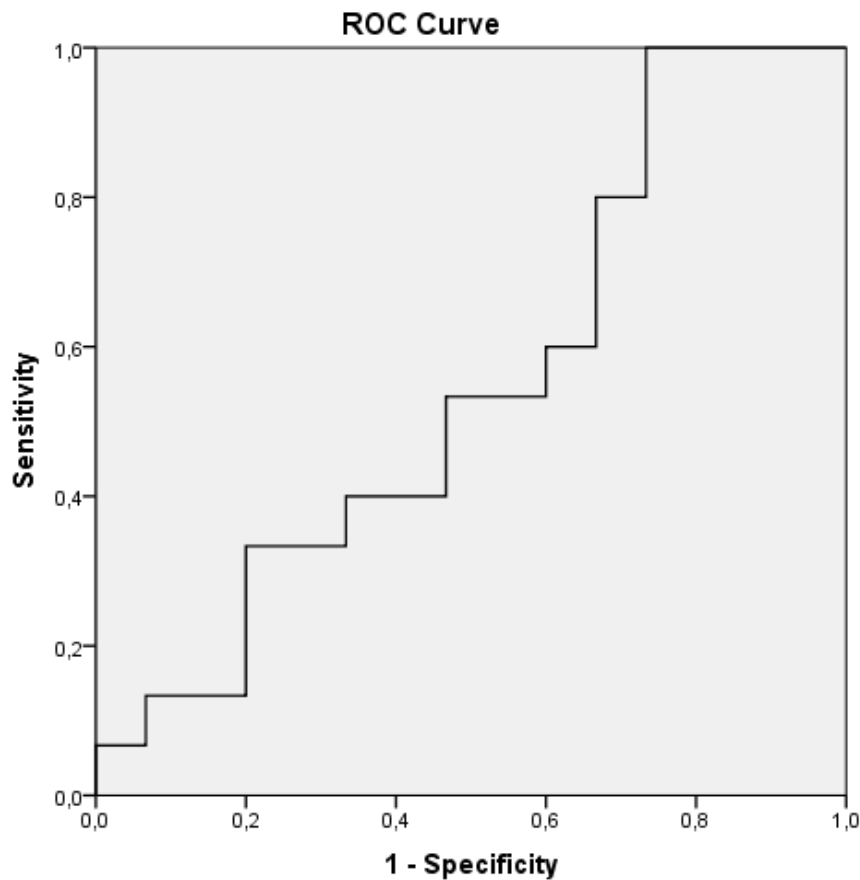


Figura 28. Curva ROC para a variável analisada de diâmetro.

A Tabela 21 apresenta o resumo da área sob a curva da variável analisada.

Tabela 21. Área sob a curva da variável diâmetro analisada com a curva ROC

Variável (eis) de resultado de teste	Área Abaixo da Curva
Razão Área/Perímetro	0,551

5.7 CLASSIFICAÇÃO DAS IMAGENS

Para classificar as imagens em melanomas e não câncer optou-se pelo emprego de rede neural com ativação de base radial (*Radial Basis Function Neural Network - RBF*), disponível no *software Statistical Package for the Social Sciences (SPSS)* versão 21.

Foram associadas variáveis com melhores resultados obtidos com a análise da curva ROC, os quais: (A) proposta por Parolin *et al.*, (2010), (B) irregularidade pela distancia do centro até as bordas com oito segmentos de retas; (C) amplitude de

red, *Green* e *Gray* e (D) pela estimativa razão área/perímetro. A Tabela 22 apresenta os casos utilizados para treinamento e teste da RBF.

Tabela 22. Casos direcionados para treino e teste na RBF.

	N	Porcentagem
Treinamento	8	26,7%
Testes	22	73,3%
Total	30	100,0%

Posteriormente, RBF foi classificou as imagens de acordo com as variáveis de entrada em melanoma e não câncer. A Tabela 23 demonstra o percentual de acerto no grupo de treinamento e no grupo de teste.

Tabela 23. Resultado da classificação das imagens utilizando RBF.

Amostra	Observado	Melanoma	Não Câncer	Porcentagem correta
Treinamento	Melanoma	4	0	100,0%
	Não Câncer	0	4	100,0%
	Acerto global	50,0%	50,0%	100,0%
Testes	Melanoma	11	0	100,0%
	Não Câncer	1	10	90,9%
	Acerto global	54,5%	45,5%	95,5%

Variável dependente: Grupo

Para verificar a sensibilidade e especificidade do teste, foi gerada a curva ROC. A Figura 29 apresenta o resultado.

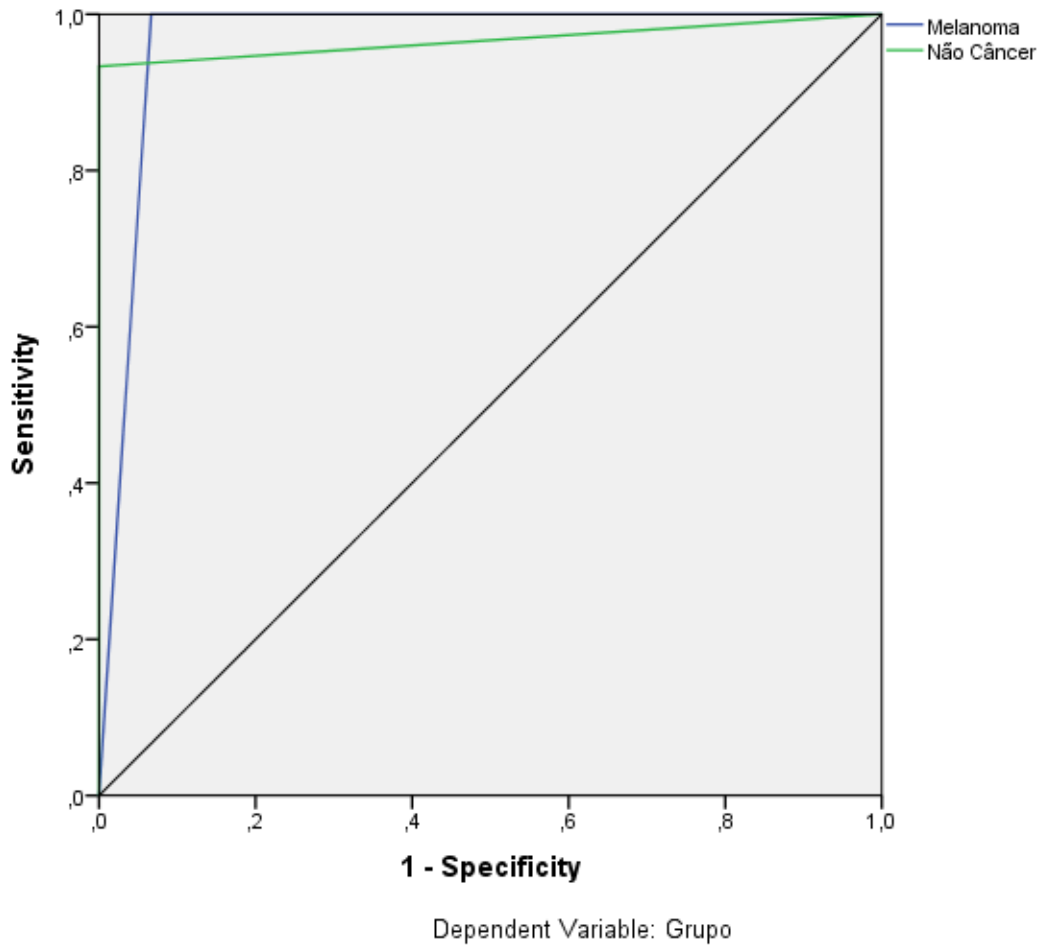


Figura 29. Curva ROC relativa aos grupos de imagens analisadas.

A área abaixo da curva é expressa na Tabela 24.

Tabela 24. Área abaixo da curva ROC do grupo de imagens analisadas.

Variável (eis) de resultado de teste	Área Abaixo da Curva
Melanoma	0,967
Não Câncer	0,967

Desta forma, observa-se que a associação dos métodos propostos neste estudo foi capaz de classificar as imagens dos grupos melanoma e não câncer com acerto global de 95,5%. Apresentou também boa sensibilidade e especificidade, com uma área baixo da curva ROC na ordem de 0,967.

6 DISCUSSÃO

6.1 Processamento inicial das imagens

No presente estudo optou-se em trabalhar as imagens no canal de cor RGB, com conversão em escala de cinza. O canal de cor RGB foi escolhido por preservar características originais da imagem, objetivando a comparação da análise humana das imagens em trabalhos futuros. Para reduzir o impacto da luminosidade durante a aquisição das imagens, visto que as imagens utilizadas são provenientes de um banco de imagens, houve a conversão para escala de cinza com aplicação do filtro de mediana 8x8, objetivando uniformizar as cores.

Processo semelhante foi empregado no estudo de Candeias e Silva (2008), em que a imagem original RGB foi convertida em tons de cinza e foi aplicado um filtro de mediana 8x8, para posterior segmentação (CANDEIAS e SILVA, 2008). A segmentação foi conduzida por meio de limiares no histograma, para posterior binarização.

Neste trabalho foi utilizada a técnica de aproximação por vizinhança. Este método utilizou a aproximação 3x3 objetivando melhorar o contraste da imagem e melhorar o contorno da lesão, conforme também expresso no estudo de Gola Isasi *et al.*, (2011). Após este processo, houve a binarização da imagem filtrada, e posterior extração das características do contorno da lesão (GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011).

O método proposto no presente estudo se mostrou eficaz no processo de segmentação e extração dos contornos das imagens selecionadas dos bancos de imagens.

O Quadro 1 apresenta os principais tipos de segmentação, classificadores, sensibilidade, especificidade e método de análise de imagens dermatológicas digitais.

Quadro 1. Tipos de segmentação, classificadores, sensibilidade, especificidade e método de análise de imagens dermatológicas digitais.

Autor	Método de segmentação	Classificador	Sensibilidade	Especificidade	Método de análise
(GANSTER <i>et al.</i> , 2001)	Limiarização e agrupamento de cores	K-vizinho próximos	73%	89%	Baseado na regra ABCD
(RUBEGNI <i>et al.</i> , 2002)	Limiarização	Redes Neurais	94%	94%	Quatro categorias: geometria, cor, textura e ilhas de cores.
(BLUM <i>et al.</i> , 2004)	Não descrito	Regressão Linear	82%	87%	Não descrito
(BETTA <i>et al.</i> , 2006)	Crescimento de regiões	Não descrito	Não descrito	Não descrito	Baseado no método dos 7 pontos. Não faz diagnóstico.
(MANOUSAKI <i>et al.</i> , 2006)	Limiarização	Regressão logística univariada	60,9%	95,4%	Avaliaram geometria, cor e textura
(CELEBI <i>et al.</i> , 2007)	Crescimento de regiões	Máquina de vetor de suporte	92%	93%	11 características de forma, 354 de cor e 72 de textura.
(CELEBI <i>et al.</i> , 2008)	Manual	Árvores de decisão	69%	90%	Baseado no método dos 7 pontos. Não faz diagnóstico.
(IYATOMI <i>et al.</i> , 2008)	Crescimento de regiões e agrupamento de cores	Redes Neurais	86%	86%	Baseado na regra ABCD
(CHRISTENSEN <i>et al.</i> , 2010a)	Limiarização	K-vizinho próximos	86%	70,3%	Avaliaram forma, bordas e cor.
(PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010)	Limiarização e Uso de 'snakes'	Transformada de Wavelet	Não descrito	Não descrito	Baseado na regra ABCDE. Descreve precisão diagnóstica de 82,5%
(GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011)	Limiarização	Redes Neurais	Não descrito	Não descrito	Baseado na regra ABCD. Descreva acurácia no diagnóstico de 89-95%

6.2 Avaliação da assimetria (A)

Para avaliação da assimetria, selecionou-se o método descrito por Gola Isasi *et al.*, (2011). Nas imagens selecionadas para o estudo, a equação aplicada não se mostrou capaz de diferenciar os grupos de imagens melanomas e não câncer, não existindo diferença estatística significativa entre os grupos (0,663; *p* valor 0,05). O estudo utilizado como referência para o cálculo da assimetria não apresenta a descrição estatística relativa ao grupo de imagens utilizado para validar a equação.

Destaca-se o uso de apenas 30 imagens no presente estudo, enquanto que Gola Isasi *et al.*, utilizaram 160 imagens.

Outro método descrito foi o do cálculo do *Dermatoscopy Point Value* (DPV). Este método foi descrito no estudo de Sobieranski *et al.*, (2007), e leva em consideração a proporção entre a diagonal maior e sua respectiva perpendicular na área interna da lesão. Nas 30 imagens selecionadas, não houve diferença estatística significativa entre os grupos (0,663; *p valor* 0,05). Desta forma, as imagens foram classificadas como simétricas (acima de 40%) pela técnica, tanto em melanomas (média=43,181%) como em imagens não câncer (média=44,707%).

O método descrito por Parolin *et al.*, (2010) foi que melhor resultado apresentou, mas ainda sem grande diferença significativa com os demais métodos (0,085; *p valor* 0,05). Neste estudo não foram apresentadas análises estatísticas para a validação da equação.

No estudo realizado por Araújo (2010), foi calculado o diâmetro da lesão em busca pelo par de pontos mais distantes em seu contorno. Desta forma, foi gerada uma reta perpendicular, em que se objetivou identificar a quantidade de espículas presentes na lesão (ARAUJO, 2010).

O critério utilizado para a seleção do método a ser adotado como um componente no sistema de classificação por rede neural artificial considerou a melhor sensibilidade (SE) e especificidade (SP) descrita na curva ROC. Desta forma, o método proposto por Parolin *et al.*, (2010) obteve a melhor área sob a curva (0,684).

6.3 Avaliação da irregularidade de borda (B)

Para avaliação da irregularidade de bordas foi utilizada a equação proposta por Kusumoputo e Ariyanto (1998) e Parolin *et al.*, (2010). O estudo de Parolin *et al.*, (2010) utilizou um banco com 290 imagens. O método foi empregado no presente estudo em 30 imagens, e não demonstrou diferença estatística significativa entre os grupos de imagens (0,852; *p valor* 0,05).

Outro método foi o proposto por Gola Isasi *et al.*, (2011), e novamente não houve diferença estatística significativa entre os grupos (0,513; *p valor* 0,05).

Foi proposto neste estudo um método para determinar a irregularidade de bordas das lesões. O método percorre a imagem e destaca oito segmentos de retas a partir do centro. Supostamente, quanto mais irregular for a lesão, maior será a diferença entre os segmentos opostos. A distância dos segmentos entre o centro e a borda foi calculada em *pixels*.

Destaca-se a dificuldade encontrada neste processo pelo fato das imagens originarem-se de bancos de imagens, com centralizações distintas durante o processo de aquisição, o que ocasiona erro quando existe a necessidade de determinar o centro geométrico da lesão. Desta forma, este método também não se demonstrou eficaz, não havendo diferença estatística significativa entre os grupos analisados (0,820; *p* valor 0,05). Espera-se que em trabalhos futuros, com aquisição padronizada, a técnica possa ser aplicada em um número maior de imagens.

Dificuldade semelhante foi retratada por Rosado (2009), que para análise da assimetria foi utilizado o cálculo de centróide buscando o centro geométrico da lesão. Mas da mesma forma que no presente estudo, várias imagens foram omitidas do conjunto inicial, pela lesão não estar inteiramente contida na imagem. Desta forma, o autor enfatiza a necessidade do desenvolvimento de rotinas que realizem uma etapa de seleção e aquisição adequada das imagens. Neste sentido, com um número de imagens reduzido, o algoritmo responsável pela extração da assimetria apresentou probabilidade de erro de 39% (ROSADO, 2009).

Salienta-se que neste estudo um método padronizado para aquisição de imagens dermatológicas foi proposto e validado, obtendo resultados positivos no que diz respeito à redução de interferências no momento da aquisição, principalmente as relativas a distância focal e luminosidade (NEVES e OSELAME, 2012; OSELAME, NEVES e SANCHES, 2013). Obteve-se um erro Margem de erro para 1 (um) cm na imagem de 0,03 mm. A precisão do método descrito, com coeficiente de variação de 0,005 e margem de erro da ordem de 0,03mm para cada 1 cm foi bem inferior ao relatado por Feliciano (FELICIANO, SOUZA e LETA, 2010), que reportou a possibilidade de 0,25mm de erro em dimensionamentos automatizados por visão computacional.

O método proposto estabelece o uso da fotogrametria, cuja finalidade é obter medidas da forma e das dimensões dos corpos ou de parte deles por imagens digitais. Diversos setores da saúde vêm incorporando a tecnologia das imagens

digitais. Estudos com a utilização de imagens fotográficas como ferramenta são descritos no: diagnóstico de padrões ventilatórios em crianças (RIPKA *et al.*, 2012); diagnóstico de desvios posturais (VACARI *et al.*, 2012); determinação da flexibilidade do tronco (PERIN *et al.*, 2012).

Desta forma, ressalta-se que a escolha por técnicas de medição automáticas de imagem requer uma avaliação detalhada das condições de iluminação e do objeto a ser medido, reduzindo as chamadas incertezas de tipo B, que são determinadas a partir de informações acessórias e externas ao processo de medição (FELICIANO, SOUZA e LETA, 2010). Espera-se, portanto, com o emprego do protótipo desenvolvido reduzir a influencia das variáveis interferentes durante o processo de aquisição de imagens dermatológicas.

Portanto, entre os três métodos empregados, a avaliação da irregularidade de borda a partir da distancia do centro da lesão em direção as bordas demonstrou melhor capacidade de classificação das imagens, obtendo a melhor área sob a curva ROC (0,524).

6.4 Avaliação da variação de cor (C)

A avaliação de variação de cor foi calculada no canal RGB, utilizando a intensidade média, máxima e mínima de cada canal (*red*, *Green* e *blue*). Optou-se por este modelo por ser o mais utilizado por câmeras e monitores de vídeo, não necessitando de conversão para a análise pelo *software*.

Com base na intensidade máxima e mínima, resultou o valor da amplitude, o qual foi utilizado neste estudo para identificar a variação em ambos os grupos de imagens analisados. Desta forma, a amplitude no canal de cor *red* foi a que apresentou melhor resultado (0,003; *p valor* 0,05), seguido da amplitude *Green* (0,24; *p valor* 0,05). O método proposto por Parolin *et al.*,(2010) não apresentou variação significativa nos canais de cor RGB (*red* 0,59; *Green* 0,373; *blue* 0,885; *p valor* 0,05).

A variação de cor foi expressa na forma de histogramas. O histograma é uma representação da distribuição da frequência de um conjunto de números dentro de um contexto selecionado. É representada pelo número de *pixels* na imagem com valores atribuídos a sua intensidade (GONZALEZ e WOODS, 2002).

Inicialmente o histograma fornece dados globais da imagem, representado por intervalos entre os níveis de cinzento presente na imagem (ACHARYA e RAY, 2005a). Alguns indicadores podem aparecer no histograma, como nível de intensidade, média, desvio padrão e outras informações úteis ao processamento (ACHARYA e RAY, 2005b).

Outro método empregado foi à análise em escala de cinza. Este método justifica-se pelo canal de cor RGB se sensível as interferências ambientais no processo de captação das imagens. A amplitude *Gray* também demonstrou ser uma boa opção para a análise de variação de cor (0,41; *p* valor 0,05).

Em um estudo semelhante, o algoritmo de extração de cor apresentou elevada probabilidade de erro no canal RBG, na casa de 40% (ROSADO, 2009). Portanto, a opção de associar a análise em escala de cinza deve ser considerada.

Desta forma, para compor o classificador, a amplitude *red* (área sob a curva 0,820), a amplitude *Green* (área sob a curva 0,742) e amplitude *Gray* (área sob a curva 0,718) foram consideradas pelo melhor desempenho expresso na curva ROC.

6.5 Avaliação do Diâmetro (D)

O método proposto no presente estudo, cujo relaciona a área e o perímetro, ambos em *pixels*, também não apresentou diferença estatística significativa entre os grupos de imagens (0,633; *p* valor 0,05). O método utiliza contornos ativos a partir de um limiar no canal de cor RGB. Foi utilizado como padrão para as imagens o limiar (120) para os canais *red*, *Green* e *blue*.

Desta forma, foi aplicada uma rotina para determinar o perímetro e área interna da lesão em *pixels*. Processo semelhante foi empregado por Araújo (2010), onde utilizou o método de crescimento de regiões de *Wathershed*, seguido pelo modelo de contornos ativos (ARAUJO, 2010).

6.6 Classificadores e resultados de estudos similares

Diversos estudos já propuseram o uso de processamento digital de imagens para o auxílio diagnóstico de lesões dermatológicas. Sistemas automatizados, com uso da regra ABCD conseguiram bons resultados quando comparados ao olho

humano. Destaca-se o estudo realizado por Ganster *et al.*, (2001), pioneiro ao utilizar os quatro componentes da regra ABCD, envolvendo um total de 122 parâmetros. Utilizou o classificador denominado “K vizinhos mais próximos (Knn)”, o que permite classificar a imagem por um processo baseado nos padrões de treino mais próximos (GANSTER *et al.*, 2001).

O método de classificação kNN considera a relação de imagens com padrão normal e anormal. É um método de determinação e não paramétrico que classifica uma imagem não conhecida através do cálculo de uma métrica, ou seja, a medida das distâncias. Essas métricas são distâncias vetoriais associadas à imagem desconhecida a ser classificadas e a cada imagem conhecida do banco de dados previamente classificadas em normais ou anormais (GANSTER *et al.*, 2001; CHRISTENSEN *et al.*, 2010a).

Em 2002, Rubegni *et al.*, (2002) alcançou uma sensibilidade (SE) de 94,3% e uma especificidade (SP) de 94,3%. Neste estudo, utilizou um banco de 550 imagens, das quais 350 eram nevos (não câncer) e 200 melanomas. O classificador adotado foi por rede neural artificial (RUBEGNI *et al.*, 2002).

Taouil e Romdhane (2006) objetivaram um sistema automático para segmentação e diagnóstico de melanomas. Foram analisadas 62 imagens entre benignas e malignas, em que obtiveram um índice de acerto entre 89,5% a 95,8% com o uso de rede neural artificial (TAOUIL e ROMDHANE, 2006).

O método de redes neurais envolve o processo de mapeamento de um grande número de entradas e um pequeno número de saídas, sendo frequentemente aplicada em ocasiões de classificação de informações. Nestes casos os preditores formam as entradas e um conjunto de variáveis, que irão gerar a associação de um grupo que representarão as saídas. Desta forma, as redes neurais são instrumentos alternativos para a análise discriminatória de variáveis (RUBEGNI *et al.*, 2002; IYATOMI *et al.*, 2008; GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011).

No estudo conduzido por Blum *et al.*, (2004), foi utilizado o modelo logístico regressivo como classificador, obtendo SE de 82,3% e SP de 86,9%, em um banco de 837 imagens, as quais 753 eram nevos e 84 melanomas (BLUM *et al.*, 2004).

Melli *et al.*, (2006) propuseram a segmentação por *clustering* (agrupamento por cor) associado a um sistema automático para detecção de bordas. Neste estudo

não foi declarado o índice de acerto diagnóstico. No entanto, foram determinados valores de sensibilidade e especificidade para o tipo de processamento proposto, atingindo a média entre eles de 0,96 (MELLI, GRANA e CUCCHIARA, 2006).

No estudo conduzido por Celebi *et al.*, (2007), foi empregado o uso de Máquina de Vetor de Suporte, atingindo SE de 93,3% e SP de 92,3%, em um conjunto de 564 imagens, sendo 476 nevos e 88 melanomas (CELEBI *et al.*, 2007). Em outro estudo, conduzido por Rosado (2009), o método classificador utilizado foi a Máquina de Vetor de Suporte, baseado em princípios de aprendizado estatístico, objetivando maior margem de separação entre classes. O acerto global para as imagens melanomas foi de 92,7% e para não melanoma e benigna 86%.

A Máquina de Vetor de Suporte consiste em uma técnica fundamentada na teoria do aprendizado estatístico, que visa maximizar a capacidade de generalização por meio de métodos capazes de extrair conhecimento por meio de amostras de dados (CELEBI *et al.*, 2008; SOARES, 2008).

No ano de 2008, Iyatomi *et al.*, (2008) propuseram um sistema de classificação utilizando a *internet*. Neste projeto, qualquer imagem inserida na página poderia ser classificada, além de forma um banco público de imagens. Os resultados apontaram um SE de 85,9% e SP de 86,0% (IYATOMI *et al.*, 2008).

Parolin *et al.*, (2010) programaram um sistema para detecção de melanomas baseado na segmentação de pele por WT (Transformada *Wavelet*) associado à detecção automática de bordas. Foram avaliadas 290 imagens (139 benignas e 151 malignas). Atingiram acerto diagnóstico para melanomas de 88,41% (PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010).

A transformada *Wavelet* tem sido aplicada no processamento de sinais visando melhorar a sua classificação. É uma ferramenta voltada a extrair características relevantes do sinal para a melhoria de classificadores ao extrair características por meio da decomposição de imagens em diferentes frequências. Especificamente pode ser aplicada em imagens com energia concentrada em regiões de baixa frequência (SOARES, 2008; PAROLIN, HERZER e JUNG, 2010).

O estudo proposto por Christensen *et al.*, (2010b) objetivaram atingir um grau de precisão de ao menos 64%, o mesmo percentual estimado por dermatologistas com análise ao olho nu. Foram avaliadas 97 imagens (43 benignas e 54 malignas) de um banco de imagens. Atingiu um grau de SE de 86% e SP de 70,37% na

predição semi-automática no diagnóstico de melanomas. O índice de acerto global para diagnóstico foi de 77% para melanomas. Foi utilizado o método de análise pela curva ROC (CHRISTENSEN *et al.*, 2010b).

Gola Isasi *et al.*, (2011) utilizaram técnica computacional integrada a regra ABCD (assimetria, bordas irregulares, cor e diâmetro respectivamente) com a análise de 160 imagens. Neste estudo foi desenvolvida uma interface para a demonstração dos parâmetros avaliados, em que são apresentados valores preditivos de risco para melanomas. O método conseguiu acerto diagnóstico de 85% para melanomas com o uso de reconhecimento de padrões em MATLAB (GOLA ISASI, GARCÍA ZAPIRAIN e MÉNDEZ ZORRILLA, 2011).

O método proposto no presente estudo levou em consideração o uso de rede neural artificial de base radial. Foram associadas variáveis de assimetria, irregularidade bordas e variação de cor. Dentre os métodos propostos na literatura, os que apresentaram melhores resultados individuais pela análise estatística foram os desenvolvidos neste estudo.

Empregou para a análise da assimetria o cálculo da distancia do centro da lesão até as bordas, gerada por oito segmentos de reta. Para avaliar irregularidade de bordas, a razão área/ perímetro. E na questão da variação de cor as amplitudes *red*, *Green* e *Gray*. Estas variáveis foram inclusas no método de classificação. O método obteve acerto diagnóstico para as imagens melanomas testadas (n=11) de 100%. Já para as imagens não câncer (n=11), o percentual de acerto foi de 90,9%. Desta forma, o acerto global para predição diagnóstica foi de 95,5%.

Em relação a SE e SP do método proposto, obteve uma área sob a curva ROC de 0,967, resultando em ótima capacidade de classificação das imagens.

7 CONCLUSÕES

O *software* desenvolvido demonstrou boa capacidade de processamento de imagens digitais, sobretudo, em relação à discriminação entre imagens classificadas como melanomas e não câncer com o uso de rede neural artificial de base radial, atingindo acerto global na predição diagnóstica de 95,5%.

O protótipo de *hardware* desenvolvido também apresentou bons resultados preliminares. Obteve-se um e Margem de erro para 1 (um) cm na imagem de 0,03 mm. A motivação do desenvolvimento do *hardware* se deu justamente pela dificuldade em se aplicar técnicas de processamento digital de imagens com a mínima interferência no momento da captação das imagens, o que geralmente não ocorre em imagens de bancos. Este fato foi um dos grandes impeditivos para que um número maior de imagens pudesse ser analisado neste estudo. Ressalta-se o baixo custo do protótipo de hardware desenvolvido, com valor estimado de 92 reais (R\$ 92,00).

Desta forma, o conjunto desenvolvido (*software* e *hardware*) se mostrou eficiente quando comparado a estudos similares. Destaca-se, o elevado percentual de acerto obtido pelo *software*, com baixo custo de utilização e podendo ser executado na grande maioria dos sistemas operacionais hoje utilizados.

Portanto, unir a análise humana à visão e predição por meios computacionais podem ser uma ferramenta importante no combate ao câncer de pele, principalmente oportunizando o acompanhamento longitudinal destas lesões, garantindo a possibilidade de comparações a médio e longo prazo.

REFERÊNCIAS

ACHARYA, T.; RAY, A. K. **Image Enhancement and Restoration**. New Jersey: Wiley Online Library, 2005a. 105-129 ISBN 0471745790.

_____. **Image formation and representation. Image processing: principles and applications**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2005b. ISBN 0471745782.

ARAUJO, A. F. D. **Método para extração e caracterização de lesões de pele usando difusão anisotrópica, crescimento de regiões, watersheds e contornos ativos**. 2010. Dissertação Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, São José do Rio Preto.

ARTERO, A.; TOMMASELLI, A. Limiarização Automática de Imagens Digitais. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 6, n. 1, p. 38-48, 2000.

BETTA, G. et al. Dermoscopic image-analysis system: estimation of atypical pigment network and atypical vascular pattern. **IEEE International Workshop on Medical Measurement and Applications**, 2006. p.63-67.

BLUM, A. et al. Digital image analysis for diagnosis of cutaneous melanoma. Development of a highly effective computer algorithm based on analysis of 837 melanocytic lesions. **British Journal of Dermatology**, v. 151, n. 5, p. 1029-1038, 2004. ISSN 1365-2133.

BRAGA, A. D. P.; CARVALHO, A.; LUDERMIR, T. B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro. Editora LTC: Livros Técnicos e Científicos, 2000. ISBN 8521612184.

BRYN, L. M. **Página dinâmica para aprendizado do sensoriamento remoto**. 2008. Dissertação Programa de Pós Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

CANDEIAS, A. L. B.; SILVA, M. G. N. Um novo algoritmo para detecção de contorno de melanomas em imagens de pele. **Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing**, 2008, Campo Grande. *Anais Eletrônicos*. p.9-13.

CELEBI, M. E. et al. Automatic detection of blue-white veil and related structures in dermoscopy images. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, v. 32, n. 8, p. 670-677, 2008. ISSN 0895-6111.

_____. A methodological approach to the classification of dermoscopy images. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, v. 31, n. 6, p. 362-373, 2007. ISSN 0895-6111.

CHRISTENSEN, J. H. et al. Pre - diagnostic digital imaging prediction model to discriminate between malignant melanoma and benign pigmented skin lesion. **Skin Research and Technology**, v. 16, n. 1, p. 98-108, 2010a. ISSN 1600-0846.

_____. Pré diagnostic digital imaging prediction model to discriminate between malignant melanoma and benign pigmented skin lesion. **Skin Research and Technology**, v. 16, n. 1, p. 98-108, 2010b. ISSN 1600-0846.

FACINA, T. Estimativa 2012–Incidência de Câncer no Brasil. **Revista Brasileira de Cancerologia**, v. 57, n. 4, p. 557, 2011.

FALCÃO, H. S. et al. Classificação de Vagas de Estacionamento com Utilização de Rede Perceptron Multicamadas. **Revista de Sistemas de Informação da FSMA**, n. 12, p. 41-48, 2013.

FELICIANO, F. F.; SOUZA, I. L.; LETA, F. R. Visão computacional aplicada à metrologia dimensional automatizada: considerações sobre sua exatidão. **Engevista**, v. 7, n. 2, 2010. ISSN 1415-7314.

GANSTER, H. et al. Automated melanoma recognition. **Medical Imaging, IEEE Transactions on**, v. 20, n. 3, p. 233-239, 2001. ISSN 0278-0062.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2002.

GOLA ISASI, A.; GARCÍA ZAPIRAIN, B.; MÉNDEZ ZORRILLA, A. Melanomas non-invasive diagnosis application based on the ABCD rule and pattern recognition image processing algorithms. **Computers in Biology and Medicine**, v. 41, n. 9, p. 742-755, 2011. ISSN 0010-4825.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image fundamentals**. 2. New Jersey: Prentice, 2002. 52-54.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. Image segmentation. **Digital Image Processing**, p. 577-581, 2002.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. L. **Digital image processing using MATLAB**. Pearson Education India, 2004. ISBN 8177588982.

HABIF, T. P. **Dermatologia clínica: guia colorido para diagnóstico e tratamento**. 5ª. Elsevier., 2012. ISBN 8535255885.

HAYKIN, S. S. **Redes neurais**. McMaster University, Hamilton, Ontário, Canadá: Bookman, 2001. ISBN 8573077182.

HOCHMAN, G.; MELLO, M. T. B. D.; SANTOS, P. R. E. D. Malaria in pictures: images from Brazil's Public Health campaigns in the first half of the Twentieth Century. **História, Ciências, Saúde-Manguinhos**, v. 9, n. Supl, p. 233-273, 2002. ISSN 0104-5970.

INCA. **Instituto Nacional do Câncer (INCA). Ações de enfermagem para o controle do câncer: uma proposta de integração ensino-serviço**. Rio de Janeiro: 3ª 2008.

IYATOMI, H. et al. An improved internet-based melanoma screening system with dermatologist-like tumor area extraction algorithm. **Computerized Medical Imaging and Graphics**, v. 32, n. 7, p. 566-579, 2008. ISSN 0895-6111.

KOVÁCS, Z. L. **Redes neurais artificiais**. 4ª. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2002. ISBN 8588325144.

KUSUMOPUTRO, B.; ARIYANTO, A. Neural network diagnosis of malignant skin cancers using principal component analysis as a preprocessor. *Neural Networks Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence.*, 1998, Anchorage, AK p.310-315.

MAGLOGIANNIS, I.; DOUKAS, C. N. Overview of advanced computer vision systems for skin lesions characterization. **Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on**, v. 13, n. 5, p. 721-733, 2009. ISSN 1089-7771.

MANOUSAKI, A. G. et al. A simple digital image processing system to aid in melanoma diagnosis in an everyday melanocytic skin lesion unit. A preliminary report. **International journal of dermatology**, v. 45, n. 4, p. 402-410, 2006. ISSN 1365-4632.

MANTESE, S. A. O. et al. Carcinoma basocelular-Análise de 300 casos observados em Uberlândia-MG Basal cell Carcinoma-Analysis of 300 cases observed in Uberlândia-MG, Brazil. **An Bras Dermatol**, v. 81, n. 2, p. 136-42, 2006.

MARQUES FILHO, O.; NETO, H. V. **Processamento digital de imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 8574520098.

MELLI, R.; GRANA, C.; CUCCHIARA, R. Comparison of color clustering algorithms for segmentation of dermatological images. *Medical Imaging, 2006*, International Society for Optics and Photonics. p.61443S-61443S-9.

MENZIES, S. W. et al. Short-term digital surface microscopic monitoring of atypical or changing melanocytic lesions. **Archives of dermatology**, v. 137, n. 12, p. 1583, 2001.

MIOT, H. A.; BRIANEZI, G. Análise morfométrica do colágeno dérmico a partir da segmentação por conglomerados (clusters) de cor. **Anais brasileiros de dermatologia**, v. 85, n. 3, p. 361-364, 2010.

MIOT, H. A.; PAIXÃO, M. P.; WEN, C. L. Teledermatology: past, present and future. **Anais brasileiros de dermatologia**, v. 80, n. 5, p. 523-532, 2005. ISSN 0365-0596.

MIOT, H. A.; PASCHOAL, M. P. P. F. M. Fundamentos da fotografia digital em Dermatologia Basics of digital photography in Dermatology. **An Bras Dermatol**, v. 81, n. 2, p. 174-80, 2006.

MIOT, L. D. B. et al. Fisiopatologia do melasma. **An. Bras. Dermatol. Rio de Janeiro**, v. 84, n. 6, p. 623-35, 2009.

NEVES, E.; OSELAME, G. Software para acompanhamento de lesões dermatológicas por imagem fotográfica. XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica, 2012, Porto de Galinhas - PE. *Anais do XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica*. p.932-935.

ORSOLIN, D. M.; CARDOSO, R. B. Telemedicina-Adaptação de sistema de aquisição de imagem para uso em teledermatologia. **Salão de Iniciação Científica (21.: 2009 out. 19-23: Porto Alegre, RS). Livro de resumos. Porto Alegre: UFRGS, 2009.**, 2009.

OSELAME, G. B.; NEVES, E. B.; SANCHES, I. J. Máquinas contra o câncer. **Ciência Hoje**, v. 306, p. 24-27, 2013.

PAROLIN, A.; HERZER, E.; JUNG, C. R. Semi-automated diagnosis of melanoma through the analysis of dermatological images. Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2010 23rd SIBGRAPI Conference on, 2010, IEEE. p.71-78.

PERIN, A. et al. Use of biophotogrammetry for assessment of trunk flexibility. **Revista Brasileira de Medicina do Esporte**, v. 18, n. 3, p. 176-180, 2012. ISSN 1517-8692.

POPIM, R. C. et al. Câncer de pele: uso de medidas preventivas e perfil demográfico de um grupo de risco na cidade de Botucatu. **Ciênc saúde coletiva**, v. 13, n. 4, p. 1331-6, 2008.

REZZE, G. G. et al. Structural correlations between dermoscopic features of cutaneous melanomas and histopathology using transverse sections. **The American journal of dermatopathology**, v. 28, n. 1, p. 13-20, 2006. ISSN 0193-1091.

RIPKA, W. et al. Biophotogrammetry model of respiratory motion analysis applied to children. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE, 2012, IEEE. p.2404-2407.

ROCHA, F. P. et al. Marcadores e fatores de risco para queratoses actínicas e carcinomas basocelulares: um estudo de caso-controle Risk markers and risk factors for actinic keratosis and basal cell carcinoma: a case-control study. **An Bras Dermatol**, v. 79, n. 4, p. 441-454, 2004.

ROCHA, R. C. C. **Rastreamento de câncer de pele em um município de colonização pomerana no estado do Espírito Santo, 1997-2002; Skin cancer screening in pomerana settling county in State of Espirito Santo, 1997-2002.** 2005. Universidade de São Paulo. Faculdade de Saúde Pública

ROSADO, L. **Sistema automático para diagnóstico de lesões cutâneas baseado em imagens dermoscópicas.** 2009. Dissertação de mestrado em Engenharia Biomédica, Universidade Técnica de Lisboa, Portugal

RUBEGNI, P. et al. Automated diagnosis of pigmented skin lesions. **International Journal of Cancer**, v. 101, n. 6, p. 576-580, 2002. ISSN 1097-0215.

SAMPAIO, S.; RIVITTI, E. Anatomia e fisiologia da pele. **Dermatologia 2º Edição**, p. 3-35, 2000.

SCURI, A. E. **Fundamentos da imagem digital.** Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 1999.

SILVA, C. S. **Projeto de educação a distância em dermatologia voltado para estudantes de graduação em medicina**. 2011. Dissertação Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo, Universidade de São Paulo, São Paulo.

SILVA, J. R. **Doença, fotografia e representação. Revistas médicas em São Paulo e Paris, 1869-1925**. 2003. Tese Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas. , Universidade de São Paulo, São Paulo.

SOARES, H. B. **Análise e classificação de imagens de lesões da pele por atributos de cor, forma e textura utilizando máquina de vetor de suporte**. 2008. Tese Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal.

SOBIERANSKI, A. C. et al. Metodologia computacional para aplicação da regra abcd na avaliação de lesões pigmentadas. X Congresso Brasileiro de Informática em Saúde, 2007, Porto de Galinhas.

SOYER, H. P. et al. Dermoscopy of pigmented skin lesions. **EJD**, v. 11, n. 3, p. 270-276, 2001. ISSN 1167-1122.

TAOUIL, K.; ROMDHANE, N. B. Automatic segmentation and classification of skin lesion images. Distributed Frameworks for Multimedia Applications, 2006. The 2nd International Conference on, 2006, IEEE. p.1-12.

VACARI, D. et al. Evaluation of pelvis slope and flattening on children gymnasts by biophotogrammetry technique. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE, 2012, IEEE. p.1948-1951.

VALLARELLI, A. F. A. Critérios para submissão de fotografias. **An Bras Dermatol**, v. 86, n. 2, p. 212-4, 2011.

VAUHKONEN, M. et al. A MATLAB package for the EIDORS project to reconstruct two-dimensional EIT images. **Physiological Measurement**, v. 22, n. 1, p. 107, 2001. ISSN 0967-3334.

VERONESE, L. A.; MARQUES, M. E. A. Critérios anatomopatológicos para melanoma maligno cutâneo: análise qualitativa de sua eficácia e revisão da literatura. **J Bras Patol Med Lab**, v. 40, n. 2, p. 99-112, 2004.

VON ZUBEN, I. P. F. J.; ATTUX, R. R. Redes Neurais com Funções de Ativação de Base Radial. **DCA/FEEC/Unicamp**, p. 1-38, 2001.

APÊNDICE A – Imagens de melanomas utilizadas no estudo.



APÊNDICE B – Imagens não câncer (nevus) utilizadas no estudo.

