

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIENCIAS TECNOLOGICAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

NAYDSON EMMERSON SOUSA PEREIRA DO LAGO

**MÉTODO CHAN-VESE DE SEGMENTAÇÃO APLICADO NA
LOCALIZAÇÃO DE LESÕES DE CÂNCER MELANOMA E NÃO
MELANOMA**

SÃO LUIS – MA

2016

NAYDSON EMMERSON SOUSA PEREIRA DO LAGO

**MÉTODO CHAN-VESE DE SEGMENTAÇÃO APLICADO NA
LOCALIZAÇÃO DE LESÕES DE CÂNCER MELANOMA E NÃO
MELANOMA**

Monografia apresentada como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia da Computação, pela Universidade do Estadual do Maranhão, Centro de Ciências Tecnológicas, *campus* de Paulo VI.

Orientador: Prof. Dr. Lúcio Flávio A. Campos

SÃO LUIS – MA

2016

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central UEMA
Campus Paulo VI – São Luís - MA

Lago, Naydson Emmerson Sousa Pereira do.

Método chan-veze de segmentação aplicado na localização de lesões de câncer melanoma e não melanoma / Naydson Emmerson Sousa Pereira do Lago. – São Luís, 2016.

51 f

Monografia (Graduação) – Curso de Engenharia de Computação, Universidade Estadual do Maranhão, 2016.

Orientador: Prof. Dr. Lúcio Flávio Albuquerque Campos.

1.Câncer de pele. 2.Dermatoscopia. 3.Modelo chan-veze.
4.Segmentação. I.Título

CDU: 004.9:616.5

**MÉTODO CHAN-VESE DE SEGMENTAÇÃO APLICADO NA
LOCALIZAÇÃO DE LESÕES DE CÂNCER MELANOMA E NÃO
MELANOMA**

Monografia apresentada como requisito para a
obtenção do título de Bacharel em Engenharia da
Computação, pela Universidade do Estadual do
Maranhão, Centro de Ciências Tecnológicas,
campus de Paulo VI.

BANCA EXAMINADORA

Pf. Dr. Lucio F. A. Campos
Orientador

Pf. Me. Denner Robert R. Guilhon
Examinador

Pf. Me. Reinaldo J. da Silva
Examinador

Aprovada em 06 de Julho de 2016.

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Antônio Sete Rocha do Lago e Aldeiris Sousa Pereira, por me incentivarem e me darem exemplos de coragem, ânimo e persistência diante das dificuldades na busca de um grande sonho. Aos meus irmãos David Allan e Maísa Thyessa, e a minha esposa Lauryanna, pelo amor, carinho, amizade, dedicação, compreensão e incentivo para a conquista dos meus objetivos.

A todos os meus familiares que sempre demonstraram expectativas e me deram todo suporte necessário para a conclusão deste curso e me incentivaram de alguma forma na busca constante pelo conhecimento.

Nesta hora de encerramento de uma etapa muito especial, em que a alegria por estar terminando se junta ao cansaço, torna-se difícil lembrar-me de todos que participaram comigo dessa jornada, mas de uma maneira muito sincera, dedico a todos que de uma forma ou de outra colaboraram para a realização dessa monografia.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelas oportunidades que ele tem me proporcionado e pela possibilidade de viver esse momento privilegiado. Por sempre me iluminar e me guiar. Por estar sempre presente na minha vida, e tornar tudo possível. Por me mostrar que, mesmo nos momentos difíceis, sempre existem portas a serem abertas. Pelo dom da minha vida.

A todos meus amigos e companheiros de turma do curso de Engenharia da Computação 2011.1 que compartilhei alegrias, dúvidas e conhecimento. Em especial a Paulo Sandino, que mesmo com seu jeito desengonçado de ser, muito me incentivou com seus “sonhos” de um futuro promissor a todos nós. E hoje, um desses sonhos já se torna real.

Agradeço a um grupo de amigos denominado de “Zoito” (grupo de amigos composto por oito pessoas), que desde o tempo de ensino médio se manteve a amizade e o incentivo a cada um para seguir em seus sonhos mesmo em instituições de ensino superior diferentes.

Ao meu amigo Denner de Araújo, por me ajudar no desenvolvimento da parte prática de programação deste trabalho.

Ao meu orientador Lúcio Flávio, por ter me aceitado como orientando, pelo auxílio desempenhado durante todo o desenvolvimento desse trabalho. Agradeço muito pela atenção, dicas e conselhos e pela pessoa que se fez sempre presente me ajudando a sanar as dúvidas durante este tempo de pesquisa de conclusão do trabalho.

“Deem graças em todas as circunstâncias, pois esta é a vontade de Deus para vocês em Cristo Jesus”. (1 Tessalonicenses 5:18)

“Bendiga o Senhor a minha alma! Não esqueça nenhuma de suas bênçãos”. (Salmos 103:2)

“Porque para Deus nada é impossível”. (Lucas 1:37)

RESUMO

O câncer de pele é o mais comum de todos os cânceres e o aumento da sua incidência deve-se em parte, ao comportamento das pessoas em relação à exposição do sol. No Brasil, o câncer de pele não melanoma é o mais incidente na maioria das regiões. A dermatoscopia é o principal tipo de exame para o diagnóstico de doenças da pele dermatológica. O diagnóstico médico auxiliado por computador – CAD (Computer-Aided Diagnosis), tem se tornado cada vez mais frequente, como por exemplo, no diagnóstico de lesões de pele, para o qual técnicas para a extração automática dos contornos das mesmas torna-se crucial. Normalmente, este sistema inicia por um pré-processamento da imagem, isto é, remoção de artefatos indesejados, como pelos, sardas ou efeitos de sombreamento. Em seguida, o sistema executa uma etapa de segmentação, identificando as bordas da lesão. Muitas vezes, algumas lesões passam despercebidas pelo dermatologista porque este pode estar com a visão cansada e ter dificuldade para identificar corretamente as características das regiões doentes. A idéia do CAD pode ser aplicada em todas as modalidades de obtenção de imagem, incluindo a radiografia convencional, tomografia computadorizada, ressonância magnética, ultrassonografia e medicina nuclear. A resposta do computador pode ser útil, uma vez que o diagnóstico do profissional da área da saúde é baseado em avaliação subjetiva, estando sujeito a variações intra e interpessoais, bem como baixa qualidade da imagem, fadiga visual ou distração. O presente trabalho tem como objetivo apresentar uma análise do modelo Chan-Vese de segmentação para imagens dermatológicas dos tipos melanoma e não melanoma. O modelo Chan-Vese de segmentação é baseado na técnica de crescimento de região e em modelo de contorno ativos. O modelo apresentou um bom resultado de acerto de imagens segmentadas em relação ao número de imagens utilizadas. O procedimento de análise de segmentação foi realizado de acordo com os resultados que já haviam sido coletadas do baco de dados em que as imagens foram adquiridas.

Palavras-Chave: Câncer de Pele, Dermatoscopia, Modelo Chan-Vese, Segmentação.

ABSTRACT

Skin cancer is the most common of all cancers and the increased incidence is due in part to the people's behavior in relation to sun exposure. In Brazil, non-melanoma skin cancer is the most frequent in most regions. Dermatoscopy is the main kind of exam for the diagnosis of dermatological skin diseases. The computer aided medical diagnosis – CAD, has become increasingly common, such as the diagnosis of skin lesions, where the techniques for automatic extraction of their contours becomes crucial. Usually, the system starts by pre-processing the image, in other words removing undesired artifacts such as hair, freckles or shading effects. Next, the system performs a segmentation step to identify the lesion boundaries. The idea of CAD can be applied to all kinds of obtaining image, including conventional radiography, computed tomography, magnetic resonance, ultrasound and nuclear medicine. The computer's response can be useful, since the diagnosis of the health professional is based on subjective assessment, subject to intra- and inter-personal variation and low image quality, eye fatigue or distraction. This study aims to present an analysis of the Chan-Vese model for segmentation of dermatological images of melanoma and non-melanoma types. The Chan-Vese segmentation model is based on the region growing technique and active boundary model. The model showed a good result of segmented images in relation to the number of images used. The procedure of segmentation analysis was performed according to the results that had already been collected from database in which the images were acquired.

Keywords: Skin Cancer, Dermatoscopy, Chan-Vese Model, Segmentation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Pele com neoplasia do tipo melanoma.....	13
Figura 2 - Pele com neoplasia do tipo não melanoma.....	13
Figura 3 - Evolução de um melanoma.....	17
Figura 4 - Representação matricial da imagem de um melanoma.....	22
Figura 5 - Suavização utilizando difusão anisotrópica.....	27
Figura 6 - Resultado da aplicação do filtro de difusão anisotrópica.	27
Figura 7 - O termo apropriado para possíveis posições da curva..	30
Figura 8 - Resultado da aplicação do modelo Chan-Vese.....	34
Figura 9 - Fluxograma do método desenvolvido.....	35
Figura 10 - Base de Dados.....	36
Figura 11 - Pré-processamento utilizando filtro de difusão anisotrópica.....	37
Figura 12 - Resultado de método de segmentação na região de interesse.....	38
Figura 13 - Imagem na forma de conjunção.....	39

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Análise de acerto das imagens por grupo.....	41
Gráfico 2 - Análise de todas as imagens utilizadas para a segmentação.	41

LISTA DE SIGLAS

ABCD – Assimetria, Borda, Cor, Dimensão.

CAD – Computer – Aided Diagnosis

CNPCP – Campanha Nacional de Prevenção ao Câncer de Pele.

INCA – Instituto Nacional de Câncer.

SBCD – Sociedade Brasileira de Cirurgia dermatológica.

SBD – Sociedade Brasileira de Dermatologia.

SVM – Support Vector Machine (Máquina de Vetor de Suporte).

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
2 OBJETIVOS	21
2.1 GERAL.....	21
2.2 ESPECÍFICO (S).....	21
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	22
3.1 A IMAGEM DIGITAL NA DERMATOLOGIA	21
3.2 PRÉ - PROCESSAMENTO	23
3.3 MODELO CHAN-VESE DE SEGMENTAÇÃO.....	28
4 METODOLOGIA.....	35
4.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS.....	35
4.2 PRÉ - PROCESSAMENTO	36
4.3 SEGMENTAÇÃO	38
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	40
6 CONCLUSÕES.....	43
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	44
APÊNDICE	47

1 INTRODUÇÃO

A pele é o maior órgão do corpo humano e corresponde a 15% do peso total do homem (PINTO et al, 2007). É o órgão que reveste e delimita o organismo, protegendo-o e interagindo com o meio externo. A pele também protege o corpo contra o calor, a luz e as infecções, além de ser responsável pela regulação da temperatura corpórea e auxiliar nas reservas de água, vitamina d e gordura (GUIMARAES et al, 2003).

Como qualquer outro órgão, a pele é passível de ser atingida por fenômenos patogênicos básicos que irão determinar alterações microscópicas fundamentais e que, macroscopicamente, traduzir-se-ão pelas lesões elementares. Dentre as proliferações podemos citar as neoplasias (BARDINI et al, 2010). As neoplasias malignas da pele podem ser divididas basicamente em dois grupos: melanoma e não melanoma (exemplos de neoplasia nas figuras 1 e 2) – este composto, principalmente, pelos carcinomas basocelular e espinocelular (FUNDAÇÃO DO CÂNCER, 2009).



Fonte: Fundação do Câncer (2009)

Figura 1 - Pele com neoplasia do tipo melanoma.



Fonte: SBCCD (2016)

Figura 2 - Pele com neoplasia do tipo não melanoma.

O melanoma pode ocorrer em qualquer lugar da pele, e como os cânceres basocelulares e espinocelulares, geralmente curável na fase inicial. Porém, com alto risco de metástase se o diagnóstico for tardio. O carcinoma basocelular geralmente tende a ser de crescimento lento e é muito raro que ocorram metástases. O carcinoma espinocelular frequentemente são mais agressivos do que o carcinoma basocelular, sendo mais propensos a metástases. Atualmente, o câncer da pele é a forma mais comum e prevenível dos tipos de cânceres. A incidência de carcinomas da pele supera a incidência de cânceres do pulmão, mama, cólon, reto, próstata, bexiga e todos os linfomas combinados (GRABRIELA BARDINI et al, 2010).

A radiação ultravioleta (RUV) é um carcinógeno completo. Inicia o processo de malignização por meio de mutações no DNA e promove o desenvolvimento do câncer por processo inflamatório inerente à exposição UV cumulativa. Observa-se que as manifestações cutâneas apresentam um espectro evolutivo de aparecimento, nesta ordem: queimadura, espessamento da pele, manchas hipercrômicas, rugas finas, rugas profundas, ceratose actínica e câncer da pele (SANTOS et al, 2007).

Além da grande magnitude do problema, existem evidências de tendência de aumento da morbidade e mortalidade por câncer da pele, o que impõe sua consideração como problema de saúde pública, mas de controle factível pelas prevenções primária e secundária. Nessa perspectiva, a Sociedade Brasileira de Dermatologia (SBD) – (SBD, 2006) - vem promovendo, nos últimos sete anos, a Campanha Nacional de Prevenção ao Câncer da Pele - CNPCP.

Na data da campanha, médicos dermatologistas examinam gratuitamente a população e orientam sobre hábitos de exposição ao sol, em postos de atendimentos na maioria dos estados do país. Esta iniciativa e a divulgação dos riscos da exposição solar pela mídia vêm aumentando a consciência do problema entre os brasileiros criando, pouco a pouco, um ambiente favorável a iniciativas de prevenção primária na infância (SBD, 2006).

O câncer de pele está entre os tipos mais frequentes de câncer no mundo, sendo tipo de tumor mais comum no Brasil, de acordo com o Instituto Nacional do Câncer Jose Alencar Gomes Da Silva (INCA) – (INCA, 2016). Em 2014, só no Brasil, estima-se, segundo o INCA, que a taxa do câncer de pele chegou a cerca de 25% (vinte e cinco por

cento) de todos os tumores registrados no país, o equivalente a 182 mil casos. As formas de manifestar a doença podem estar relacionadas a diversos fatores como (SBCD, 2016):

- Histórico familiar de câncer de pele;
- Histórico familiar de câncer de pele;
- Pessoas de pele clara e olhos claros, com cabelos ruivos ou loiro;
- Pessoas que trabalham frequentemente expostas ao sol sem proteção adequada;
- Exposição aos raios ultravioletas do sol principalmente na infância e adolescência.

A doença raramente acomete negros. Sua distribuição também sofre influência geográfica, sendo mais comum em regiões próximas à linha do equador, onde a intensidade dos raios solares é maior e mais duradoura. Por exemplo: a Austrália, país tropical que possui grande parte da população de origem caucasiana, figura entre os países com maior incidência de câncer de pele do mundo (SBD, 2016).

A Organização Mundial de Saúde (OMS) estima que, no ano de 2030, existirá 27 milhões de casos novos de câncer, 17 milhões de mors pela doença e 75 milhões de pessoas vivendo com câncer. O maior efeito desse aumento indicará em países em desenvolvimento. No Brasil, o câncer já é a segunda causa de morte por doenças, atrás apenas do aparelho circulatório (SBCD, 2016).

O câncer de pele é mais comum em indivíduos com mais de 40 anos (INCA, 2016; SBD, 2016), principalmente se estes apresentarem pele clara, forem sensíveis à ação dos raios solares, ou possuírem alguma doença cutânea previa. O câncer de pele pode manifestar-se em diferentes formas, sendo as frequentes:

- Carcinoma basocelular;
- Carcinoma Epidermóide (Não Melanoma);
- Melanoma.

O carcinoma basocelular (SBD, 2016) é o tipo de câncer de pele mais comum, constituindo 70% dos casos – mas, felizmente, é o tipo menos agressivo. Ele leva esse nome por ser um tumor constituído de células basais, comuns da pele. Essas células

começam a se multiplicar de forma desordenada, dando origem ao tumor. O carcinoma basocelular apresenta crescimento muito lento, que dificilmente invade outros tecidos e causa metástase.

Esse câncer é encontrado frequentemente nas partes do corpo que ficam mais expostas ao sol, como rosto e pescoço. O nariz é a localização mais frequente (70% dos casos), mas também pode ocorrer na orelha, canto interno do olho e outras partes da face. Quando o tumor é retirado precocemente, as chances de cura são altas. O tipo mais encontrado é o nódulo-ulcerativo, que se traduz como uma pápula vermelha, brilhosa, com uma crosta central, que pode sangrar com facilidade (INCA, 2016; SBD, 2016).

O melanoma, se origina nos melanócitos, célula que produz a melanina, substância responsável por determinar a cor da pele e pode surgir a partir da pele normal ou pigmentada. A doença se manifesta através do surgimento de uma pinta escura de bordas irregulares. Na maioria dos casos não apresenta sintomas, mas o tumor irá evoluir apresentando mudanças de cores que podem variar do marrom claro ao preto, aumento da superfície e das bordas da lesão. Um dos tumores mais perigosos, o melanoma tem a capacidade de invadir qualquer órgão, criando metástases, inclusive cérebro e coração (SOARES, 2008).

Portanto, é um câncer com grande letalidade. O melanoma cutâneo tem incidência bem inferior aos outros tipos de câncer de pele, mas sua incidência está aumentando no mundo inteiro.

Há diversos tipos clínicos de melanoma, como o melanoma nodular, melanoma lentiginoso acral, melanoma maligno disseminado e melanoma maligno lentigo. Embora o câncer de pele seja o mais frequente no Brasil e corresponda a 25% de todos os tumores malignos registrados no país, o melanoma representa apenas 4% das neoplasias malignas do órgão, apesar de ser o mais grave devido à sua alta possibilidade de metástase (SBCD, 2016).

Tipo menos frequente dentre todos os cânceres da pele, com 6.130 casos/ano no Brasil segundo o INCA (INCA, 2016), o melanoma tem o pior prognóstico e o mais alto índice de mortalidade. Embora o diagnóstico de melanoma normalmente traga medo e apreensão aos pacientes, as chances de cura são de mais de 90%, quando há detecção precoce da doença.

O prognóstico desse tipo de câncer pode ser considerado bom, se detectado nos estádios iniciais, nos últimos anos, houve uma grande melhora na sobrevivência dos pacientes com melanoma, principalmente devido à detecção precoce do tumor.

O melanoma, em geral, tem a aparência de uma pinta ou de um sinal na pele, em tons acastanhados ou enegrecidos. Porém, quando se trata de melanoma, a “pinta” ou o “sinal” em geral mudam de cor, de formato ou de tamanho, e podem causar sangramento (SBCD, 2016). Pode ser vista na figura 3, exemplo de evolução de um melanoma. Por isso, é importante observar a própria pele constantemente, e procurar imediatamente um dermatologista caso detecte qualquer lesão suspeita.

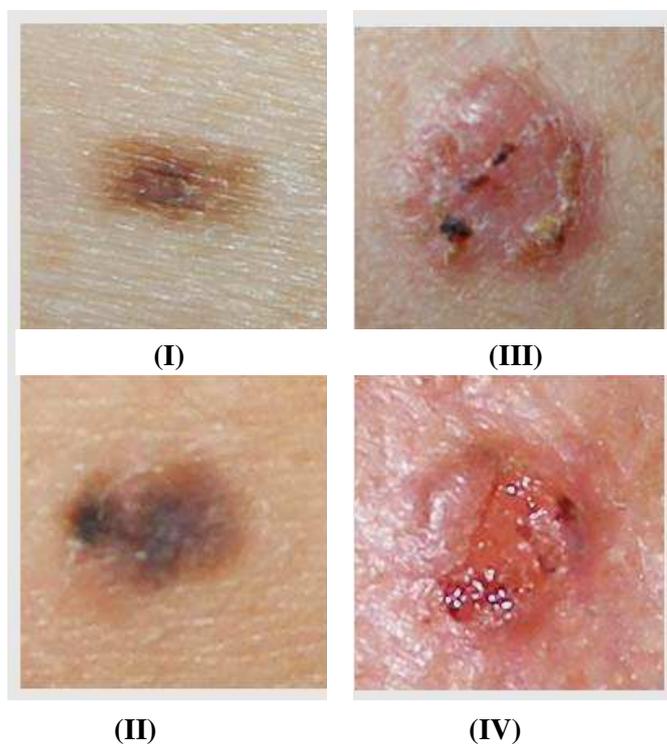


Figura 3 – Evolução de um melanoma. (I) uma pequena mancha. (II) aumento de tamanho da mancha. (III) aparição da mancha como ferida. (IV) ferida com secreção

Fonte: SBCD (2016)

As lesões de pele podem ser diferenciadas em benigna ou maligna, conforme suas características, analisadas pelos dermatologistas (SBCD, 2016). A regra ABCD (assimetria, borda, cor e diâmetro) e a análise de textura são muito utilizadas pelos dermatologistas para analisar lesões de pele a partir de imagens fotográficas, contribuindo para o diagnóstico clínico. Uma mesma pinta pode apresentar uma ou mais dessas categorias e quanto maior o número, maior o grau de suspeita de ser um tumor de pele. Alguns tumores malignos de pele, porém, fogem dessa descrição. Nessas condições deve-se procurar um especialista imediatamente.

O autoexame regular da pele permite a detecção precoce do câncer de pele, e deve ser realizado em frente à um espelho numa sala iluminada. É importante conhecer o padrão de pintas, manchas, sardas, e outras marcas na pele para que você possa detectar novas pintas ou alterações nas já existentes. As seguintes etapas devem ser incluídas no autoexame da pele:

- Examinar a patê anterior, posterior e lateral do corpo inteiro diante de um espelho, com os braços levantados;
- Dobrar os cotovelos e olhar cuidadosamente a parte externa e interna dos antebraços, braços e mãos;
- Examinar a parte anterior, posterior e lateral das pernas e pés, incluindo planta dos pés e os espaços entre os dedos;
- Levantar o cabelo para examinar o pescoço e o couro cabeludo com um espelho de mão;
- Verificar a área genital e adegas com um espelho de mão.

O exame de dermatoscopia (microscopia de epiluminescência) é feito por um instrumento dermatoscópio, composto por uma lupa com iluminação, que aumenta a proximidade a lesão em 10 a 30 vezes, permitindo uma inspeção não invasiva e mais profunda da pele. Este tipo de exame pode ser utilizado para confirmar o diagnóstico adquirido da regra ABCD, pois adquire informações mais detalhadas (WOLFF et al, 2006).

Em caso de dúvida, depois de utilizados esses recursos clínicos, é necessário realizar a biopsia, um exame histopatológico, realizado depois da remoção total (excisão) ou de uma amostra do tecido da região doente, para análise microscópica. Este exame identifica a presença ou não de células anormais e determina o estágio (estadiamento) que o câncer se encontra, conforme as suas características histopatológicas (CUCÉ et al, 2001). Algumas destas características são: sua espessura e a profundidade da lesão.

Uma pinta normal geralmente tem uma cor uniforme, marrom, bege, ou preta na pele, podendo ser plana ou em relevo, redonda ou oval. As pintas, em geral têm menos do que 6 cm de diâmetro. A pinta pode ser de nascença, ou surgir durante a infância ou na adolescência. As pintas novas, que surgirem após essa fase, devem ser avaliadas por um médico.

Uma vez que uma pinta se desenvolveu, normalmente ela permanecerá com o mesmo tamanho, forma e cor, durante muitos anos. Algumas pintas podem, eventualmente, desaparecer. A maioria das pessoas tem manchas na pele, e quase todas as pintas são inofensivas. Mas é importante reconhecer qualquer alteração, que possa sugerir o desenvolvimento do melanoma.

Se o médico encontrar qualquer pinta irregular ou outras áreas suspeitas, ele pode encaminhar o paciente a um dermatologista, que é o médico especializado em problemas de pele. Os dermatologistas, também, podem realizar exames regulares da pele. Muitos dermatologistas utilizam a técnica denominada dermatoscopia, também conhecida como dermoscopia, microscopia de epiluminescência ou microscopia de superfície, para examinar, de forma mais clara, a pele.

Exames regulares da pele são, especialmente, importantes para as pessoas que têm um risco aumentado para o melanoma, como pessoas com síndrome do nevo displásico, com histórico familiar de melanoma e aquelas que tiveram já melanoma no passado.

Devido a este grande número de casos de câncer, surgiu então interesse em várias pesquisas e em construção de sistemas computadorizados para auxiliar os profissionais da área no diagnóstico de lesões de pele.

O diagnóstico precoce do melanoma implica em um alto nível de sobrevivência para os pacientes que possuem essa doença, porém, o diagnóstico do câncer de pele do tipo melanoma não é uma tarefa simples de ser realizada. Tendo em vista as dificuldades apresentadas para o diagnóstico dessa doença, várias aplicações vêm sendo desenvolvidas para auxiliar médicos e profissionais de saúde no diagnóstico do câncer de pele do tipo melanoma (ALENCAR, 2015).

Este sistema tem como objetivo principal analisar as lesões benignas, para evitar o seu desenvolvimento, ou diagnosticar as lesões malignas em seu estágio inicial, para serem tratadas precocemente, pois se diagnosticada logo ao início, maiores as chances para um tratamento bem-sucedido.

O diagnóstico precoce é um fator essencial para o tratamento e cura dessa doença, isso porque nos estágios iniciais o melanoma se desenvolve apenas na camada mais superficial da pele, facilitando a extração da lesão. Nos estágios mais avançados, a lesão é mais profunda, o que aumenta a chance de metástase para outros órgãos e diminui a

chance de cura (SBCD, 2016).

Para a construção destes sistemas muito utilizadas as técnicas de processamento de imagens digitais e sistemas inteligentes, tais como, filtro mediana, para diminuir o efeito dos ruídos nas imagens, o modelo CHAN-VESE (CHAN, 2011) para identificar a área lesionada e a máquina de suporte para classificar as lesões de pele. Há vários trabalhos que propõem artifícios que ajudam no auxílio ao dermatologista nos seus diagnósticos, utilizando técnicas de processamento de imagens e sistemas inteligentes para detectar e classificar vários tipos de lesões de pele.

O trabalho de RUIZ et al. (2011) apresenta um sistema de apoio à decisão que classifica imagens com lesões cutâneas suspeitas. O sistema baseia seu diagnóstico em três fases: detecção, descrição e classificação da lesão. Na primeira fase, o autor realiza um pré-processamento na imagem aplicando um filtro de remoção de pelo e, em seguida, a imagem é segmentada por meio de método de *THRESHOLDING OTSU* (OTSU, 1979). Na fase de detecção de características, as lesões são analisadas de acordo com a regra ABCD da dermatologia (SBCD, 2016) e as características extraídas são selecionadas deixando somente as características que descrevem melhor as lesões malignas.

Em SOARES (2008), o autor apresenta uma metodologia inteligente para análise e classificação de imagens de câncer de pele. Neste trabalho, são utilizadas técnicas de transformada *WAVELET PACKET* para extrair as características de cor, forma e textura. As características encontradas são classificadas utilizando o algoritmo SVM.

No trabalho apresentado por OLIVEIRA (2012), o sistema consegue identificar diferentes tipos de lesões de pele, são elas: nevos melanócitos, ceratose seborreica e o melanoma. Para isso, são extraídas das imagens características da regra ABCD e da análise de textura. O sistema utiliza o modelo de difusão anisotrópica para efetuar o pré-processamento das imagens e, para a efetuar a segmentação, o autor utilizou o modelo de contorno ativo sem borda de CHAN-VESE (CHAN, 2011). Os dados foram classificados utilizando SVM.

Os trabalhos apresentados acima, utilizam diferentes técnicas para reconhecer e classificar imagens de lesões de pele, onde os resultados apresentados pelos sistemas mostram que eles podem ser boas opções de ferramentas para auxiliar profissionais da saúde na detecção do câncer de pele do tipo melanoma.

2 OBJETIVOS

2.1 GERAL

Analisar o comportamento e os resultados do método de CHAN-VESE para uma melhor segmentação e detecção e caracterização de lesões de pele dos tipos melanoma a partir de imagens fotográficas salvas em um banco de dados, sendo assim possível o auxílio ao dermatologista no seu diagnóstico.

2.2 ESPECÍFICO (S)

Disponibilizar uma nova técnica de extração de características das imagens com informações sobre as principais lesões de pele, segundo a regra ABCD (Assimetria, Borda, Cor e Diâmetro), e utilizar as informações em trabalhos futuros para a classificação do diagnóstico dessas imagens.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

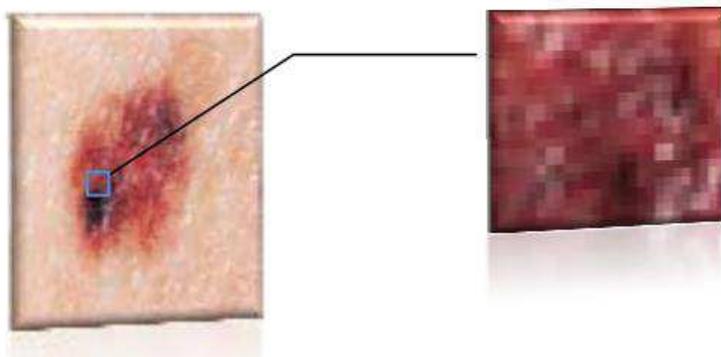
3.1 A IMAGEM DIGITAL NA DERMATOLOGIA

Uma imagem de um objeto real é em princípio contínua tanto na sua variação espacial como nos níveis de cinza (MASCARENHAS, 1989). Visando o seu processamento computacional a imagem deve ser digitalizada, ou seja, discretizada tanto no espaço quanto na amplitude. A digitalização da amplitude é chamada de quantização dos níveis de cinza (BRITO, 1998).

Existem duas maneiras de representar uma imagem: representação vetorial e representação matricial. Estas representações diferem na natureza dos dados que compõem a imagem.

Segundo FACON (2002), uma imagem vetorial é uma imagem de natureza geométrica, ou seja, ela é definida em função de elementos geométricos e parâmetros (linhas, circunferências, pontos, etc.). Já uma imagem matricial é uma imagem de natureza discreta, isto é, a imagem é formada de elementos independentes, dispostos na forma de uma matriz, cada um contendo uma unidade de informação da imagem. Esta representação não armazena nenhuma informação geométrica dos objetos contidos na imagem o que torna difícil a manipulação de sua estrutura. No entanto esta é capaz de representar qualquer tipo de imagem. Como podemos observar na figura 4 abaixo:

Figura 4 - Representação matricial da imagem de um melanoma.



Fonte: CHAN, 2011

O Departamento de Imagem da Sociedade Brasileira de Dermatologia (SBD, 2016) estimula a documentação fotográfica na prática dermatológica, incluindo assistência, ensino e pesquisa. A tecnologia digital veio reduzir os custos, aumentar a qualidade e a produtividade, e proporcionar a popularização do uso de fotografia na especialidade.

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 (PAPIER, 2000).

A análise nas imagens médicas envolve extrair atributos visuais na imagem que correspondem à de interesse. Dentre esses atributos nas imagens dermatológicas podemos citar a assimetria, borda, cor, diâmetro, forma, textura.

3.2 PRÉ - PROCESSAMENTO

São realizadas técnicas de pré-processamento para melhorar as condições da imagem e corrigir possíveis ruídos adquiridos no processo de aquisição da imagem. É realizada a suavização nas imagens da base, com o intuito de amenizar os efeitos dos ruídos presentes nas mesmas, como os pelos, que podem atrapalhar no resultado da segmentação.

Considerando que o método de segmentação utilizado é aplicado para imagens em níveis de cinza, as imagens originais, que antes eram coloridas são convertidas para imagens em níveis de cinza. Dessa forma, o tempo de processamento é menor, visto que não é necessário a suavização nas três componentes RGB, separadamente. Logo, as mesmas passam por um processo de suavização, sendo aplicado o método de difusão anisotrópica, obtendo-se como resultado as imagens suavizadas (OLIVEIRA, 2012).

O filtro não linear denominada *Difusão Anisotrópica* é utilizado, conforme proposto por Barcelos, Boaventura e Silva (2003). Esse filtro foi escolhido devido ao seu ótimo resultado de suavização nas imagens, sem a perda das bordas das lesões de pele (ALENCAR, 2015). Visto que uma das características analisadas para o diagnóstico das lesões de pele é a irregularidade da borda, esse filtro se mostra uma eficiente técnica para

suavizar as imagens. Este filtro, considerado um filtro não linear, é aplicado por meio de iterações, que podem ser definidas de acordo com a quantidade de ruídos, tendo como resultado uma suavização seletiva da imagem, mas pode eliminar as bordas da lesão quando aplicado em excesso.

Barcelos, Boaventura e Silva (2003) acrescentaram o termo $(1 - g)$ da equação de difusão anisotrópica, descrita na Equação 1, para realizar a suavização da imagem com menos perda da borda, com objetivo de aplicá-la em imagens que necessitem de uma maior suavização. Este filtro foi inicialmente proposto por Perona e Malik [30], tendo o seguinte modelo: $u_t = \text{div} (g |\nabla u| \nabla u)$. O termo $g |\nabla u| \text{div} \nabla u / |\nabla u|$ da Equação 1 foi proposto por Alvarez (ALVAREZ et al, 1992), como uma alteração do modelo proposto por Perona e Malik (1990). Já o termo $(u - I)$ adicionado na Equação 1, foi proposto por Nordström (1990).

$$u_t = g |\nabla u| \text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda (1 - g)(u - I) \quad (1)$$

onde:

- $u(x, y, 0) = I(x, y)$, sendo $x, y \in \Omega \subset \mathbb{R}^2$;
- u é a imagem suavizada;
- I é a imagem original;
- t é a escala da suavização, sendo $t > 0$;
- div é o operador divergente;
- ∇u é o valor do gradiente de u ;
- λ é um parâmetro que auxilia na velocidade da difusão.

O termo g , definido pela Equação 1, é utilizado para detecção de borda. Considerando uma vizinhança de um ponto x , quanto o gradiente ∇ possui uma média baixa, ou seja, há poucos pontos (ruídos) na imagem, o x é considerado um ponto interior (região homogênea), tendo como resultado $g \sim 1$. Mas, caso o gradiente ∇ tenha uma média alta, possuindo vários pontos, o x será um ponto de um contorno, $g \sim 0$ (Equação 2).

$$g = \frac{1}{1+k|\nabla(G\sigma * u)|^2} \quad (2)$$

tal que $g(0) = 1$, $g(s) \geq 0$ e $g(s) \rightarrow 0$ quando $s \rightarrow \infty$, k é um parâmetro e $G\sigma$ é a função gaussiana (Equação 3).

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (3)$$

Encontrada a borda, o termo $|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$ da Equação 1 tem por objetivo realizar uma suavização alta em ambos os lados da borda quando $g \sim 1$, e uma suavização baixa na mesma, quando $g \sim 0$. O termo de moderação $(1 - g)$ tem função de equilibrar o termo forçante $(u - I)$, juntos reforçam a borda para não a perder na difusão permitindo uma melhor suavização da imagem.

Para desenvolver este filtro, a Equação 1 deve ser discretizada, ou seja, obtida por aproximação utilizando métodos de diferenças finitas, como o método de Euler. Considerando u a intensidade de uma imagem com dimensão $M \times N$ na posição (x_i, y_j) , sendo $i = 1, 2, \dots, N$ e $j = 1, 2, \dots, M$, e $t_n = 1, 2, \dots, Z$, que representa a evolução de tempo da difusão, temos u_{ij}^n . A discretização do termo $(G\sigma * u)$ da equação 2 é obtida da seguinte maneira (ALVAREZ et al, 1992):

$$\begin{aligned} (G\sigma * u_{ij}^n) = & \frac{1}{36} (G\sigma(1,1)u_{i-1,j-1}^n + G\sigma(-1,1)u_{i+1,j-1}^n + G\sigma(1,-1)u_{i-1,j+1}^n \\ & + G\sigma(-1,-1)u_{i+1,j+1}^n + 16G\sigma(0,0) + 4[G\sigma(0,1)u_{i,j-1}^n \\ & + G\sigma(1,0)u_{i-1,j}^n + G\sigma(-1,0)u_{i+1,j}^n + G\sigma(0,-1)u_{i,j+1}^n] \end{aligned} \quad (4)$$

onde $G\sigma$ é função gaussiana representada pela Equação 3. Considerando o resultado da Equação 4, o termo $|\nabla(G\sigma * u)|^2$ da Equação 2 é definida por:

$$|\nabla(G\sigma * u_{ij}^n)|^2 = \frac{(u_{(i+1,j)}^n - u_{(i-1,j)}^n)^2}{2} + \frac{(u_{(i,j+1)}^n - u_{(i,j-1)}^n)^2}{2} \quad (5)$$

Outro termo que deve ser discretizado é o da Equação 1 $|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$, sendo representado por:

$$|\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) = \frac{u_x^2 u_{yy} - 2u_x u_y u_{xy} + u_y^2 u_{xx}}{u_x^2 u_y^2} \quad (6)$$

As derivadas presentes na Equação 6 ($u_x, u_y, u_{xx}, u_{yy}, u_{xy}$) são aproximadas utilizando diferenças centrais, sendo:

$$u_x(x_i x_y) \cong \frac{u_{(i+1,j)} - u_{(i-1,j)}}{2} \quad (7)$$

$$u_y(x_i x_y) \cong \frac{u_{(i,j+1)} - u_{(i,j-1)}}{2} \quad (8)$$

$$u_{xx}(x_i x_y) \cong u_{(i+1,j)} - 2u_{(i,j)} + u_{(i-1,j)} \quad (9)$$

$$u_{yy}(x_i x_y) \cong u_{(i,j+1)} - 2u_{(i,j)} + u_{(i,j-1)} \quad (10)$$

$$u_{xy}(x_i x_y) \cong \frac{u_{(i+1,j+1)} - u_{(i+1,j-1)} - u_{(i-1,j+1)} - u_{(i-1,j-1)}}{4} \quad (11)$$

Desta forma, a aproximação numérica da Equação 3.1 é representada da seguinte maneira (ALVAREZ et al, 1992):

$$u_{ij}^{n+1} = u_{ij}^n + \Delta t \frac{u_{ij}^n \left[\left(\frac{u_{(i+1,j)}^n - u_{(i-1,j)}^n}{2} \right)^2 (u_{(i,j+1)}^n - 2u_{(i,j)}^n + u_{(i,j-1)}^n) \right.}{\left(\frac{u_{(i+1,j)}^n - u_{(i-1,j)}^n}{2} \right)^2 + \left(\frac{u_{(i,j+1)}^n - u_{(i,j-1)}^n}{2} \right)^2}$$

$$\begin{aligned}
& \frac{2 \left(\frac{u_{(i+1,j)}^n - u_{(i-1,j)}^n}{2} \right) \left(\frac{u_{(i,j+1)}^n - u_{(i,j-1)}^n}{2} \right) \left(\frac{u_{(i+1,j+1)}^n - u_{(i+1,j-1)}^n - u_{(i-1,j+1)}^n + u_{(i-1,j-1)}^n}{4} \right)}{\left(\frac{u_{(i+1,j)}^n - u_{(i-1,j)}^n}{2} \right)^2 + \left(\frac{u_{(i,j+1)}^n - u_{(i,j-1)}^n}{2} \right)^2} \\
& + \frac{\left(\frac{u_{(i,j+1)}^n - u_{(i,j-1)}^n}{2} \right)^2 (u_{(i+1,j)}^n - 2u_{(i,j)}^n + u_{(i-1,j)}^n)}{\left(\frac{u_{(i+1,j)}^n - u_{(i-1,j)}^n}{2} \right)^2 + \left(\frac{u_{(i,j+1)}^n - u_{(i,j-1)}^n}{2} \right)^2}] - \lambda(1 - g_{ij}^n)(u_{ij}^n - I)
\end{aligned} \tag{12}$$

O resultado da aplicação do filtro de difusão anisotrópica utilizando acima, pode ser visto na Figura 5 e 6. Sendo a Figura 5 a imagem original apresentada na (a) e o resultado da aplicação do filtro apresentado (b), onde podemos observar a suavização da imagem, com preservação das bordas (OLIVEIRA, 2012).

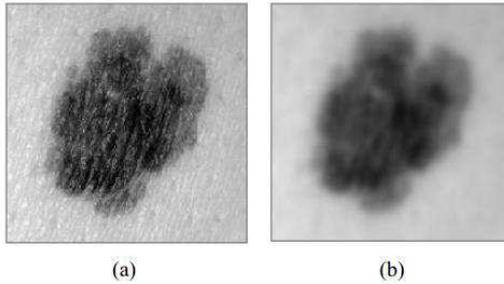


Figura 5 - Suavização utilizando difusão anisotrópica. (a) Imagem original e (b) Imagem suavizada.

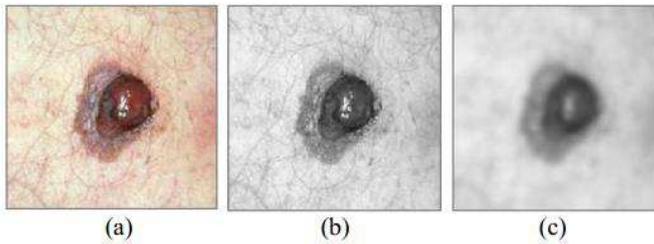


Figura 6 – Resultado da aplicação do filtro de difusão anisotrópica. Imagem original (a). A imagem (c) é resultados da aplicação do filtro na imagem em níveis de cinza (b).

Fonte Figuras 5 - 6: OLIVEIRA, R.B (2012)

A segmentação da imagem é uma etapa crítica de todo o processo, pois todas as medidas serão feitas sobre as regiões nela identificadas. Processo este que permite subdividir uma imagem em diversas partes ou regiões significativas (GONZALES, 2002). De acordo com Erthal (1991), o processo gera regiões descritas pelas suas características espaciais e espectrais, e a medida que cada região é adquirida, ela é rotulada e seus atributos estatísticos são extraídos.

Em geral, a segmentação é baseada em duas características dos tons de cinza da imagem: a descontinuidade e a similaridade. O método da descontinuidade baseia-se na mudança abrupta dos valores de cinza e o método da similaridade fundamenta-se pela agregação de pixels em função da sua semelhança com os pixels vizinhos (ERTHAL, 1991). A grande dificuldade da segmentação reside no fato de não se conhecer de antemão o número e tipo de estruturas que se encontram na imagem.

Essas estruturas são identificadas a partir da geometria, forma, topologia, textura, cor ou brilho, sendo escolhidas aquelas que possibilitam a melhor identificação. As abordagens existentes na literatura são múltiplas, dentre as quais: a segmentação por região, binarização, contorno, textura, cor, algoritmos genéticos, modelos de contornos ativos, morfologia matemática, baseada na teoria dos conjuntos nebulosos, ou ainda, híbridas.

A dificuldade da segmentação em imagens dermatológicas se dá devido ao baixo contraste entre a lesão e a pele que envolve e a borda irregular da lesão. Alguns fatores como sombra, cabelo sobreposto, reflexão clara, podem também gerar um resultado de segmentação falso. Muitas vezes é necessário contar com ajuda dos médicos para delinear a área suspeita do câncer.

A tarefa de segmentar uma imagem é complexa porque tenta traduzir para o computador um processo cognitivo extremamente sofisticado realizado pela visão humana. A segmentação procura distinguir as partículas uma das outras e do fundo da imagem. Assim, permitirá interpretar pixels contíguos e agrupá-los em regiões. Não existe um modelo formal para a segmentação, o processo é essencialmente empírico e deverá se ajustar a diferentes tipos de imagens (OLIVEIRA, 2012).

3.3 MODELO CHAN-VESE DE SEGMENTAÇÃO

Este método é um modelo de contorno ativo sem bordas, proposto por Chan e Vese (CHAN, 2001) para segmentação baseada em região e detecção de objetos em uma imagem. O modelo se baseia na técnica de segmentação *Mumford-Shah* (MUMFORD, 1989), e também no método *Level Set* (KAS, 1988), para representar a curva. As principais vantagens desta técnica são:

- A posição da curva inicial pode ser definida em qualquer lugar da imagem;
- Os contornos interiores são automaticamente detectados, sem a necessidade de introduzir uma nova curva na imagem, ao contrário do Level Set;
- Detecção de diferentes objetos com variadas intensidades e ainda com fronteiras borradas;
- Mudança topológica automática da curva;
- Detecção de objetos onde o contorno não possui gradiente, devido ao critério de parada da evolução da curva até a fronteira desejada não depender do gradiente da imagem. Isso não é possível com a utilização do modelo tradicional;
- Tem-se um bom resultado na detecção dos objetos em imagens com ruídos.

O modelo Chan-Vese (CHAN, 2001) se baseia na segmentação para a minimização de energia. Considerando uma curva C , como uma fronteira que separa o domínio da imagem Ω em dois subconjuntos G e \bar{G} , sendo a região fora da curva C e \bar{G} representa a região dentro da curva C , onde $G \sqsubset \Omega$ e $C = \delta G$. Este modelo basicamente considera um termo “apropriado” de energia F funcional (Equação 13) utilizado para a minimização da energia, que faz com que a curva C se deforme em sentido a fronteira C_0 de uma imagem u_0 com regiões de intensidades u_0^i constantes e aproximadas.

$$F = F_1(C) + F_2(C) \quad (13)$$

Sendo $F_1(C)$ e $F_2(C)$ a localização da curva C , se está dentro ou fora do objeto, respectivamente. São calculados por funcionais da seguinte forma:

$$F = \int_{dentro(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \int_{fora(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (14)$$

onde c_1 é a média da imagem u_0 dentro da curva C e c_2 é a média fora da curva.

Desta forma, podemos visualizar na Figura 7 os resultados do termo “apropriado” F para as possíveis posições da curva. O objeto é representado pela cor preta e a curva pelo círculo branco.

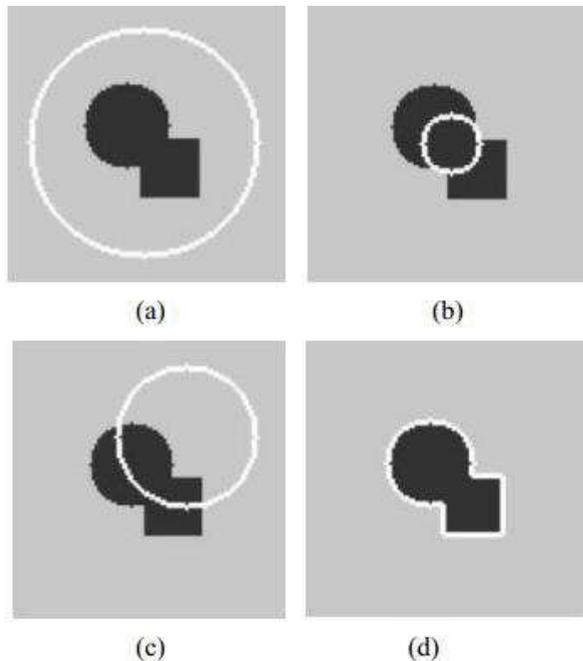


Figura 7 - O termo apropriado para possíveis posições da curva. Em (a), (b) e (c) o termo apropriado $F > 0$ e somente em (d) a curva está sobre o objeto, quando $F = 0$.

Fonte: (CHAN, 2001)

Se o $F_1(C) > 0$ e $F_2(C) \approx 0$, então a curva está localizada fora do objeto, como no caso da Figura 7(a). Na Figura 7(b), temos uma curva dentro do objeto, sendo $F_1(C) \approx 0$ e $F_2(C) > 0$. Quando a curva se encontra dentro e fora do objeto, como no caso da Figura 7(c), $F_1(C) > 0$ e $F_2(C) > 0$. Outra situação é quando $F_1(C) \approx 0$ e $F_2(C) \approx 0$, neste caso, Figura 7 (d), o termo de energia $F=0$ está minimizado, ou seja, a curva está sobre a fronteira C_0 (OLIVEIRA, 2012).

Para a minimização do termo de energia apropriado, utiliza-se o modelo de contorno ativo, baseado na segmentação de *Mumford-Shah* (MUMFORD, 1989), com o complemento de alguns termos de regularização, como o comprimento da curva $L(C)$ e a área da região dentro da curva $A(dentro(C))$. Então a energia funcional $F(c_1, c_2, C)$ é representação por:

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot L(C) + v \cdot A(\text{dentro}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{dentro}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{fora}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (15)$$

Tendo como parâmetros fixos μ e $v \geq 0$ e λ_1 e $\lambda_2 > 0$, que auxiliam cada termo, respectivamente, em seus resultados.

Considerando que o modelo Chan-Vese (CHAN, 2001) também possui o problema de partição mínima, como no *Mumford-Shah* (MUMFORD, 1989), pois busca a melhor aproximação da região u da imagem u_0 , tendo apenas dois valores, sendo:

$$u = \begin{cases} \text{Média } (u_0) \text{ dentro de} \\ \text{Média } (u_0) \text{ fora de } C \end{cases} \quad (16)$$

Para resolver este problema, o modelo utiliza a formulação variacional do método *Level Set* (KASS, 1988) para substituir a variável desconhecida C pela variável desconhecida ϕ . Definidos os termos de comprimento $L(C)$ e área $A(\text{dentro}(C))$ da Equação 15 a partir das funções de Dirac δ :

$$(\delta(x) = \frac{d}{dx} H(x)) \quad (17)$$

e Heaviside H

$$H(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0, \\ 0, x < 0 \end{cases} \quad (18)$$

se obtêm a seguinte funcional de energia *Level Set* $F(c_1, c_2, \phi)$:

$$F(c_1, c_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + v \cdot \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (19)$$

onde as constantes c_1 , e c_2 , respectivamente, são expressas por:

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (20)$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y)(1 - H(\phi(x, y)))dxdy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y)))dxdy} \quad (21)$$

A Equação Diferencial Parcial (EDP) define o contorno inicial, utilizando a equação Euler-Lagrange para a evolução da função *Level Set* ϕ que minimiza o termo de energia apropriado, representada pela seguinte forma derivativa:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_1)^2 \right] \quad (22)$$

A Equação 22 é discretizada utilizando diferenças finitas, considerando $\phi_{i,j}^n$ para a função de Level Set no pixel (i, j) com n iterações. Tendo as seguintes notações:

$$\Delta_-^x \phi_{i,j}^n = \phi_{i,j}^n - \phi_{i-1,j}^n \quad (23)$$

$$\Delta_-^y \phi_{i,j}^n = \phi_{i,j}^n - \phi_{i,j-1}^n \quad (24)$$

$$\Delta_+^x \phi_{i,j}^n = \phi_{i+1,j}^n - \phi_{i,j}^n \quad (25)$$

$$\Delta_+^y \phi_{i,j}^n = \phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j}^n \quad (26)$$

A discretização da Equação Diferencial Parcial para a minimização da função de energia apropriada é dada pela Equação 27.

$$\begin{aligned}
\frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} = & \delta^h(\phi_{i,j}^n) \left[\frac{\mu}{\delta^2} \Delta_+^x \cdot \left(\frac{\Delta_+^x \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{\frac{(\Delta_+^x \phi_{i,j}^n)^2}{(h)^2} + \frac{(\phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j-1}^n)^2}{(2h)^2}}} \right) \right. \\
& + \frac{\mu}{h^2} \Delta_+^y \cdot \left(\frac{\Delta_+^y \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{\frac{(\phi_{i+1,j}^n \phi_{i-1,j}^n)^2}{(2h)^2} + \frac{(\Delta_+^y - \phi_{i,j}^n)^2}{(h)^2}}} \right) - v \\
& \left. - \lambda_1 \left(u_{0,i,j} - c_1(\phi^n) \right)^2 + \left(u_{0,i,j} - c_1(\phi^n) \right)^2 \right] \quad (27)
\end{aligned}$$

Para cada iteração, pode ser realizada a reinicialização de ϕ para o conjunto de nível zero, prevenindo que a função *Level Set* se torne muito plana, um efeito causado pela utilização da função delta Dirac δ^h , sendo aplicado a seguinte função de distância de sinal:

$$\psi_\tau = \text{singn}(\phi(t))(1 - |\nabla\psi|) \quad (28)$$

$$\psi(0) = \phi(t) \quad (29)$$

onde $\phi(t)$ é a solução ϕ no tempo t , tendo ψ a cada novo ϕ . O ψ_τ da Equação 28 terá o mesmo sinal de $\phi(t)$ e a distância $\nabla\psi$ é convertida para 1.

Para a aplicação deste modelo, os seguintes passos são realizados:

- Inicialização de $\phi_{i,j}^n$ da função ϕ_0 com $n = 0$;
- Cálculo de c_1 e c_2 expressas pelas Equações 20 e 21 respectivamente;

- Execução do Equação Diferencial Parcial (EDP) da forma discretizada da Equação 27;
- Reinicialização de $\phi_{i,j}^{n+1}$ usando a função de distância de sinal da Equação 28;
- Verificar se a solução é satisfatória, se não, define-se $n = n + 1$ e repete os processos.

O resultado da aplicação do modelo Chan-Vese para imagens em níveis de cinza pode visto na Figura 8.

Fonte: OLIVEIRA, R.B. (2012)

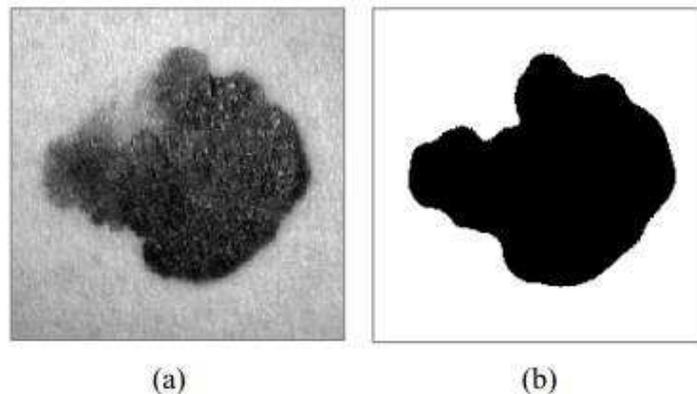


Figura 8- Resultado da aplicação do modelo Chan-Vese. (a) Imagem original e (b) Imagem binarizada.

Na imagem da Figura 8(b) temos um exemplo de imagem binarizada a partir da aplicação do modelo Chan-Vese para imagens em níveis de cinza, conforme a imagem da Figura 8(a). A cor preta da imagem binarizada representa a lesão e a cor branca representa a pele (OLIVEIRA, 2012).

4 METODOLOGIA

Aqui, apresenta-se o método desenvolvido para segmentação de lesões de pele. Na Figura 9, temos a estrutura do método desenvolvido.

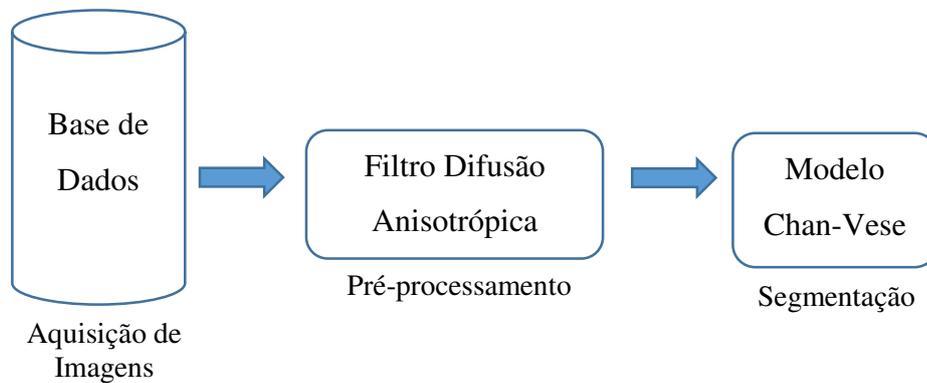


Figura 9 - Fluxograma do método desenvolvido.

O método desenvolvido possui as seguintes etapas de processamento: aquisição de imagens, pré-processamento, segmentação. Primeiramente são adquiridas imagens para compor o banco de testes. A segunda etapa do método desenvolvido é a suavização das imagens por meio do filtro de difusão anisotrópica, para eliminar os ruídos presentes nas mesmas e não afetar o resultado da segmentação. Depois é realizada a segmentação utilizando o modelo de contorno ativo sem borda Chan-Vese para detectar a lesão.

4.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

A primeira etapa do método desenvolvido foi a aquisição de imagens para a formação de um banco de imagens de lesões de pele, utilizada para os testes. O banco deste trabalho é formado por imagens no formato *jpg*, com dimensões variadas, diferentes aproximações e diversas influências de ruído, tais como, reflexos, linhas da pele, sangue e pelos. O banco utilizado neste trabalho é constituído de 200 imagens, sendo 116 imagens de melanoma e 84 de imagens não melanoma. Exemplos de cada um desses tipos de lesões são apresentados na Figura 10.

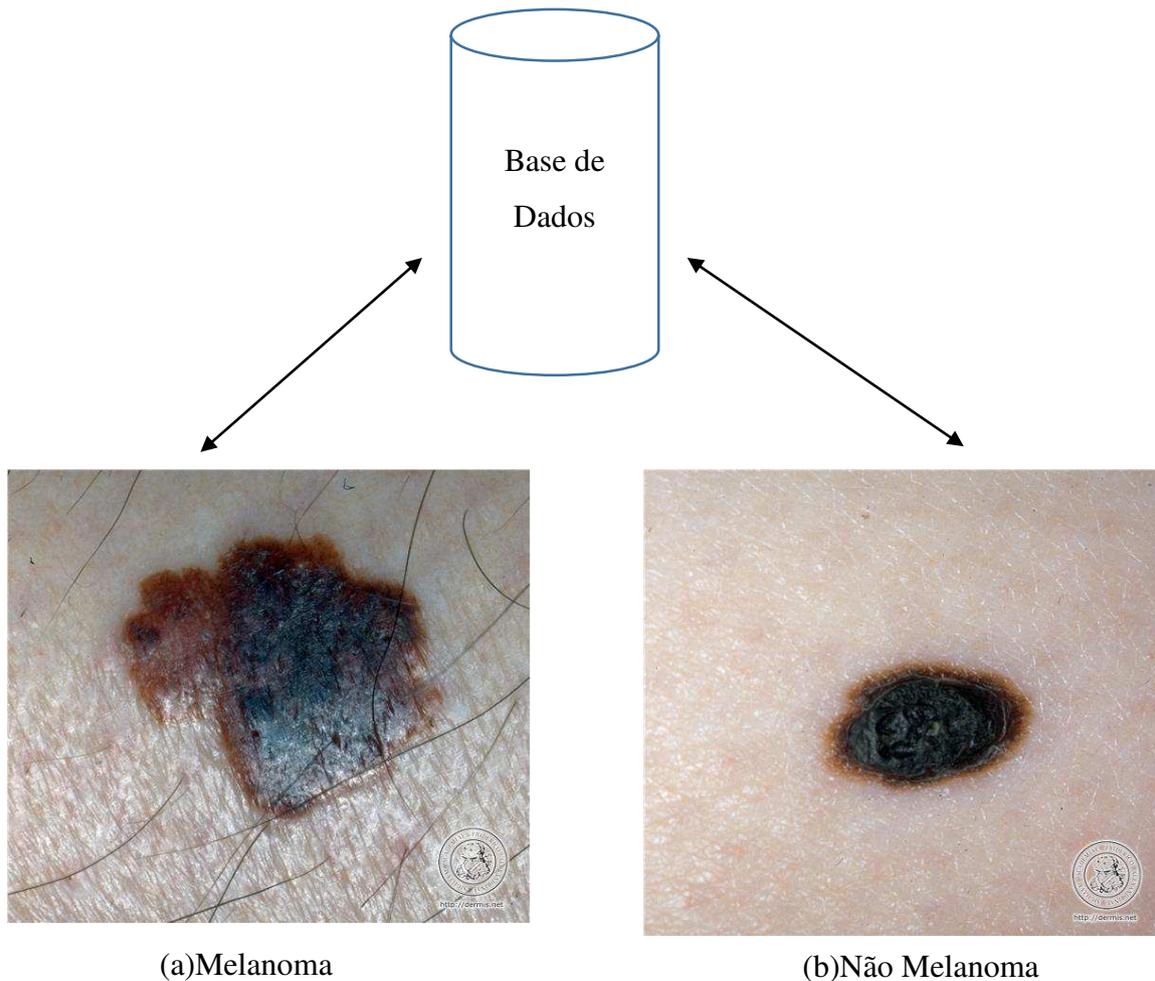


Figura 10 - Base de Dados. (a) Imagem de melanoma. (b) Imagem não melanoma

Fizemos uso de imagens digitais clínicas, disponibilizadas em *Dermatology Information System - DermIS*, site de dermatologia que disponibiliza serviço de informações na internet, ou seja, informações sobre doenças de pele ilustrado por imagens fotográficas (DermIS, 2016), representando de forma real a situação das lesões de pele.

4.2 PRÉ - PROCESSAMENTO

Nesta etapa é realizada a suavização nas imagens da base, com o intuito de amenizar os efeitos dos ruídos presentes nas mesmas, como os pelos, que podem

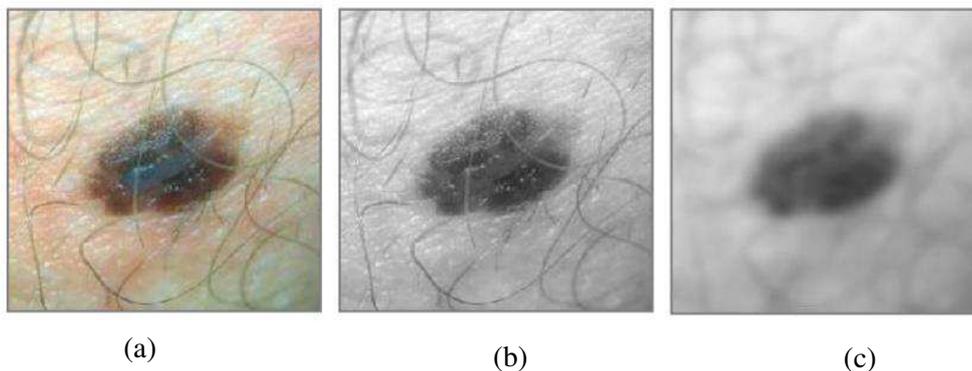
atrapalhar no resultado da segmentação. O filtro não linear denominado difusão anisotrópica é utilizado, conforme proposto por Barcelos, Boaventura e Silva (2003). Esse filtro foi escolhido devido ao seu ótimo resultado de suavização nas imagens, sem a perda das bordas das lesões de pele. Visto que uma das características analisadas para o diagnóstico das lesões de pele é a irregularidade da borda, esse filtro se mostra uma eficiente técnica para suavizar as imagens.

A implementação deste filtro foi baseada na Equação 12, que possui os seguintes parâmetros:

- Δt - determina o tamanho da evolução temporal, em que cada iteração da difusão será realizada;
- σ - desvio padrão da função Gaussiana $G\sigma$;
- λ - ajuda a reforçar a borda;
- k - auxilia a função gaussiana a definir se o ponto faz parte da borda ou não, caso seja um ponto da borda, este sofrerá menos suavização;
- NI - número de iterações.

O resultado da aplicação deste filtro pode ser visto na Figura 11. Os parâmetros foram fixados mediante testes, com os seguintes valores:

- $\Delta t = 0.1$; $\sigma = 1$; $\lambda = 1$; $k = 0.0008$; $NI = 100$.



Fonte: OLIVEIRA, R.B. (2012)

Figura 11- Pré-processamento utilizando filtro de difusão anisotrópica. (a) Imagem original. (b) Imagem em escala cinza. (c) Resultado da imagem após a aplicação do filtro.

A imagem apresentada na Figura 11 mostra a presença de pelos, e manchas naturais da pele. A utilização do filtro eliminou os pelos, e melhorou a textura da imagem. Também é possível notar que aplicação do filtro não alterou a estrutura da borda da lesão.

4.3 SEGMENTAÇÃO

O processo de segmentação consiste em separar a região doente da região saudável, para que as lesões possam ser detectadas. A grande dificuldade da segmentação reside no fato de não se conhecer de antemão o número e tipo de estruturas que se encontram na imagem.

O método faz uso de imagens coloridas para o diagnóstico e identificação de lesão dermatológica. A cor da lesão é dependente de um contexto visual, influenciado pelas cores existentes em sua volta, pelas condições de iluminação da região, além da cor da pele do paciente. Cada tipo de pigmentação apresentado por diferentes tipos de lesões dermatológicas possuem índices de cores específicos. Na figura 12 abaixo, podemos ver uma imagem segmentada.

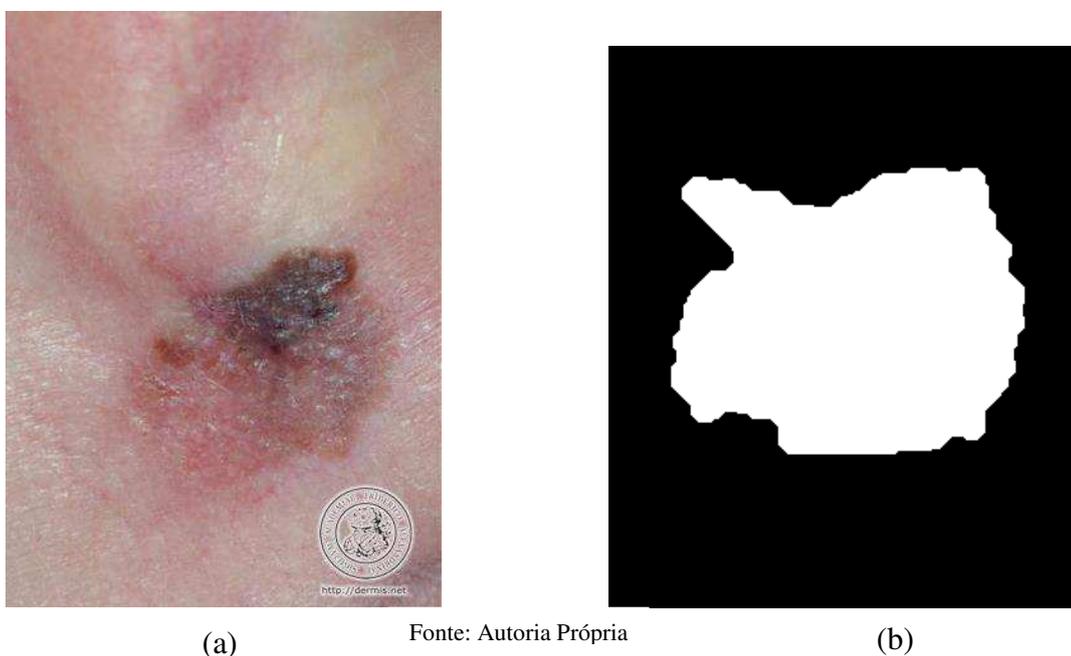


Figura 12 - Resultado de método de segmentação na região de interesse. (a) Imagem Original. (b) Imagem Segmentada.

Foram abordadas duas técnicas para segmentação: a técnica de limiarização e o modelo de contorno. Considerando os resultados obtidos, a técnica utilizada para a segmentação das imagens é o modelo de contorno ativo, para imagens em níveis de cinza, proposto por Chan e Vese. Este método é realizado por meio da minimização de energia da curva sobreposta a imagem.

Para concluir o processo de segmentação, é realizado uma junção entre a região detectada e a imagem original de entrada. Esse processo é realizado para definir a região de interesse a ser analisada. O resultado final desse processo é apresentado na Figura 13.



(a)



(b)



(c)

Fonte: Autoria Própria

Figura 13 - Imagem na forma de junção da região segmentada e imagem original. (a) Imagem Original. (b) Imagem segmentada. (c) Resultado da junção da região segmentada e imagem original.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

As aplicações de técnicas de segmentação permitem detectar as lesões de pele em uma determinada imagem e definir o seu contorno, para que possam ser extraídas suas principais características a fim de classificá-las. Para obter um resultado que melhor represente a lesão, foram realizados testes para avaliar a técnica de segmentação para a detecção de lesões de pele: o modelo Chan-Vese.

O método usou imagens coloridas de câncer de pele. Diante dos vários sistemas de representação da cor. A técnica foi aplicada nas imagens suavizadas pela difusão anisotrópica. Em seguida foram definidos os contornos das lesões. Esta etapa elimina os orifícios dentro da região doente, os ruídos externos e também suaviza o contorno.

Os resultados do modelo Chan-Vese obteve um bom envolvimento das regiões com intensidades mais próximas da cor da pele. Para as imagens muito ruidosas, o modelo Chan-Vese também alcançou bons resultados, com a influência do filtro de difusão anisotrópica. Para o método com a definição automática da curva, as lesões também foram envolvidas apesar de estabelecer outras bordas falsas na imagem.

A alta quantidade de imagens de melanoma decorre devido à preocupação com esse tipo de lesão, que é cancerígena e apresenta uma alta taxa de mortalidade. As imagens foram detectadas nos casos em que foram envolvidas totalmente pelo contorno, que foram totalmente envolvidas pelo contorno.

Foram avaliados os resultados com base em todas as 200 imagens adquiridas e disponíveis. Sendo 116 imagens de melanoma e 84 de imagens não melanoma. Obtivendo-se no grupo do melanoma, 91 imagens segmentadas de maneira correta de acordo com o modelo de segmentação utilizado. E no grupo do não melanoma, um acerto de 67 imagens. A análise das imagens que foram segmentadas de maneira correta com a aplicação do modelo em cada grupo está demonstrado no gráfico 1 abaixo:

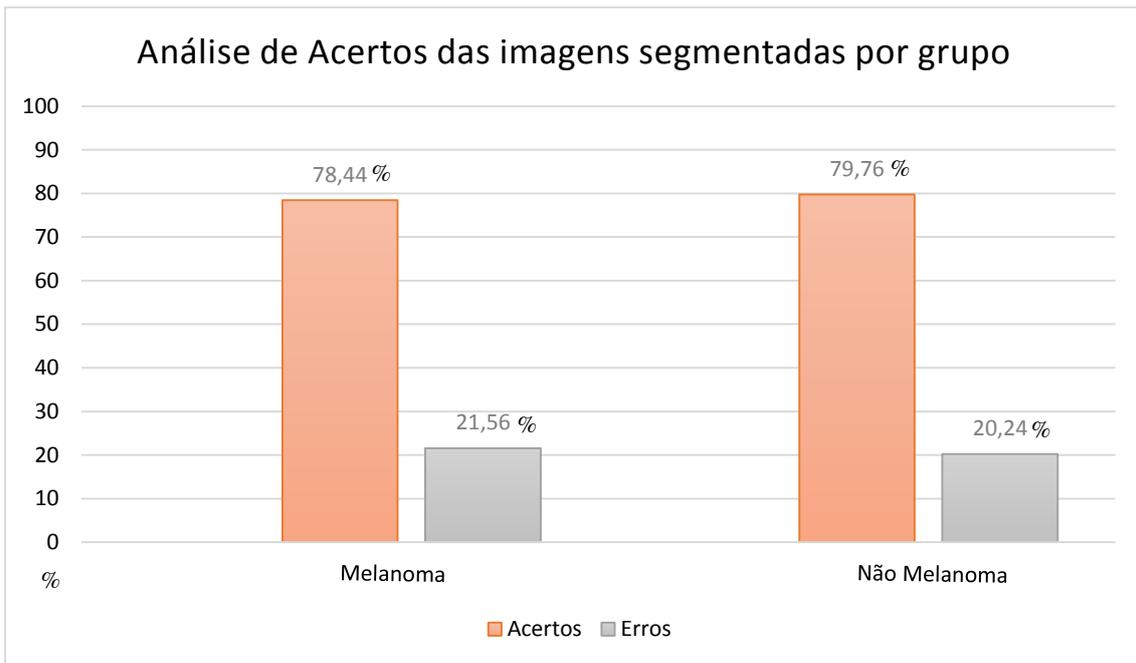


Gráfico 1 - Análise de acerto das imagens por grupo.

Fazendo-se uma análise das 200 imagens de uma forma mais abrangente, onde unimos os grupos melanomas e não melanomas, temos o gráfico 2 das imagens segmentadas:

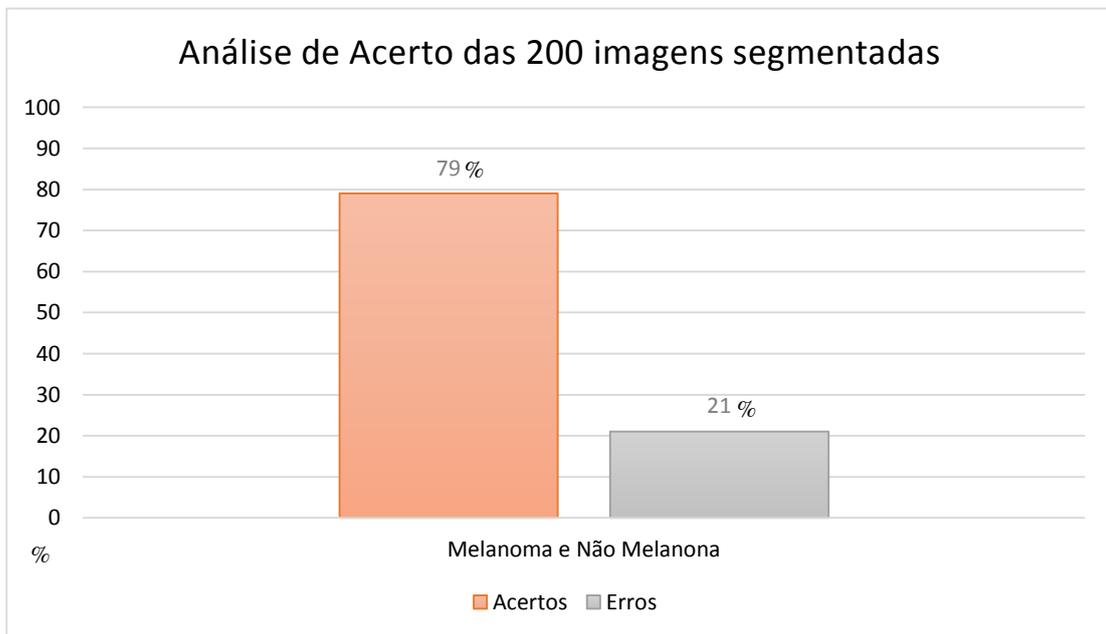


Gráfico 2 - Análise de todas as imagens utilizadas para a segmentação.

O método desenvolvido permitiu a detecção e definição dos contornos das lesões de pele de forma animadora. Considerando os resultados que constam no banco de dados, o método obteve 79% de taxa de acerto.

A utilização da suavização por difusão anisotrópica foi fundamental para eliminação da maior parte da interferência causada por pelos. Por se tratar de uma suavização seletiva, onde o efeito de degração da borda é retardado, e por usar uma aproximação automática do número de iterações para a difusão anisotrópica, alguns resquícios dos pelos que localizam-se sobre as bordas podem não ser eliminados no pré-processamento, no que resultou em 21% de imagens não segmentadas de forma correta.

Devido à diferença de tamanho das lesões nas imagens, ou seja, conforme sua proximidade no momento da aquisição, a definição da curva sobre a imagem na aplicação do modelo Chan-Vese, estabeleceu a precisão da detecção da borda da lesão. Quanto mais próxima a curva estiver da lesão, melhor será o resultado, pois além de detectar a lesão mais rapidamente, menor é a possibilidade de detectar bordas falsas, como as causadas por reflexos.

6 CONCLUSÕES

Com a aplicação do filtro de difusão anisotrópica, realizou-se a suavização das imagens sem perder a irregularidade da borda. Os ruídos foram eliminados parcialmente, exceto nos casos com presença de reflexos e sombras. Este filtro foi fundamental para obter uma melhor segmentação das imagens com muitos pelos.

A segmentação das imagens por meio do modelo de Chan-Vese permitiu localizar a maioria das imagens com regiões próximas da cor da pele e também as imagens muito ruidosas, inclusive no couro cabeludo. No caso das imagens compostas por uma grande área de sombra ou reflexos externos a lesão ou sobre sua fronteira, o modelo Chan-Vese não possibilitou a detecção das lesões em algumas dessas imagens ou não definiu corretamente as bordas das mesmas.

A partir da utilização dos filtros morfológicos para tratar as imagens segmentadas, com presença de ruídos externos, orifícios interiores e bordas muito serrilhadas, obteve-se uma melhor definição da lesão. No caso de algumas imagens com ruídos externos e orifícios interiores muito grandes, a aplicação dos filtros não permitiu sua eliminação, considerando que a definição do elemento estruturante não pôde ser muito grande para não prejudicar a irregularidade da borda.

Como trabalhos futuros, é essencial o uso de um conjunto com uma maior quantidade de imagens dermatoscópicas, pois um conjunto de dados maior pode vir a melhorar o desempenho dos resultados até então obtidos.

O método desenvolvido se mostrou promissor para a detecção das lesões de pele, por meio do Chan-Vese. As informações obtidas pelo método podem ser disponibilizadas ao dermatologista com o objetivo de auxiliá-lo no diagnóstico das lesões de pele. O método mostrou-se eficiente para as imagens analisadas, obtendo assim um vetor de características que podem ser aplicados em um processo de reconhecimento e classificação das lesões benignas e malignas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVAREZ, L.; LIONS, P.-L.; MOREL, J.-M. Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, v. 29, n. 3, p. 845-866, 1992.

BARCELOS, C. A. Z.; BOAVENTURA, M.; SILVA JUNIOR, E. C. A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 12, n. 7, p. 751-763, 2003.

Brito, S. F., & Carvalho, J. M. (1998). *Sistema de Processamento Digital de Imagens para Fins Didáticos/Científicos: Estudo, seleção e implementação de algoritmos de segmentação*.

CHAN, T. F.; VESE, L. A. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 10, n. 2, p. 266-277, 2001.

Cuide bem da sua pele. Acessado em Maio de 2016, disponível em: <http://www.cuidebemdasuapele.com.br/2016/04/cancer-da-pele-e-o-de-maior-incidencia-no-brasil-e-no-mundo/>

CUCÉ, L. C.; FESTA NETO, C. (Org.) et al. **Manual de dermatologia**. 2 ed. São Paulo: Atheneu, 2001, 660 p.

Database, D. - Dermatology Database. Fonte: The University of Iowa: <http://tray.dermatology.uiowa.edu/Home.html>

Dermatology Information System (DermIS): Dermatology Database: <http://www.dermis.net>

Erthal, G., Fonseca, L. M. G., Bins, L. S., Velasco, F. R. D., Monteiro, A. M. V. (1991) Um Sistema de Segmentação e Classificação de Imagens de Satélite. In. *Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica*, 4, Anais, São Paulo, pp. 237 – 240.

Facon, J. (2002). *Princípios Básicos da Visão por Computador e do Processamento de Imagens*. Mestrado em Informática Aplicada, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Paraná.

Fundação do Câncer. 2009; [Acessado 2016, 13 de agosto]; Disponível em: www.cancer.org.br.

Gabriela Bardini; Diego Lourenço; Mariane Corrêa Fissmer. Avaliação do conhecimento e hábitos de pacientes dermatológicos em relação ao câncer de pele. *Instituto Nacional do Câncer (INCA [7])*. v.32, n.26, p. 26-54, 2010.

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing (2ª ed.)*. (I.Addison Wesley Publishing Company, Ed.) USA: Editora Pretence Hall.

Hora C, Guimarães PB, Martins S, Batista CVC, Siqueira R. Avaliação do conhecimento quanto a prevenção do câncer da pele e sua relação com exposição solar em frequentadores de academia de ginástica, em Recife. *An Bras Dermatol* 2003 Nov/Dez; 78(6): 693-701.

INCA. Portal - Instituto Nacional de Câncer - INCA - . [Acessado 2016, 13 de agosto]; Disponível em: www2.inca.gov.br. KASS, M.; WITKIN, A.; TERZOPOULOS, D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, v. 1, n.4, p. 321-331, 1988.

Mascarenhas, N. A., & Velasco, F. R. (1989). *Processamento Digital de Imagens*. Instituto de Pesquisas Espaciais - INPE, Ministério da Ciência e Tecnologia - MCT.

MUMFORD, D. SHAH, J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, v. XLII, p. 577-685, 1989

Nogueira, A., Azevedo, J., Baptista, V., Siqueira, S. (2006) “Um Overview Sobre Reconhecimento de Padrões”, In: II Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia, Rio de Janeiro.

NORDSTRÖM, K. N. Biased anisotropic diffusion: a unified regularization and diffusion approach to edge detection. In: *Proceedings of The First European Conference on Computer Vision*, 1990, New York. p. 18-27.

OLIVEIRA, R.B. Método de detecção e classificação de lesões de pele em imagens digitais a partir do modelo de CHAN-VESE e máquina de vetor de suporte. 113 f. Dissertação (Mestrado em Ciências da Computação). Universidade Estadual Paulista. São José do Rio Preto, 2012.

OTSU, N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems*, vol. 9, pp. 62-66, 1979.

Papier, A., Peres, M. R., Bobrow, M., & Bhatia, A. (2000). The digital imaging system and dermatology. *Int. J. Dermatol*, 39, 561 – 75.

PERONA, P; MALIK, J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 12, n. 7, p. 629-639, 1990.

Pinto, Sabrina B.; LOBATO, Christiane A.; BARJA, Paulo Roxo. Classificação de tipos de pele através do questionário de Baumann. In: XI Congresso Latino-Americano de Iniciação Científica e VII Encontro de Pós-Graduação - O Paradigma do Desenvolvimento Sustentável, 2007, São José dos Campos. O Paradigma do Desenvolvimento Sustentável - Anais de Trabalhos Completos. São José dos Campos: UNIVAP, 2007.

Rami. C. The CHAN-VESE algorithm. Arxiv preprint arXiv: 1107.2782, 2011. 43

RUIZ, D. et al. A decision support system for the diagnosis of melanoma: A comparative approach. *Expert Systems with Applications*, v. 38, n. 12, p. 15217-15223, 2011.

Santos JO, Santos AR, Souza SO, Lima LL, Costa EF, Oliveira PTMS. Avaliação do nível de informação quanto à prevenção do câncer da pele em trabalhadores rurais do município de Lagarto, Sergipe. II Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte Nordeste de Educação Tecnológica. João Pessoa (PB) 2007; 6 páginas.

SBD. (Maio de 2016). Portal Eletrônico da Sociedade Brasileira de Dermatologia. Acesso em Maio de 2016, disponível em Sociedade Brasileira de Dermatologia - SBD: <http://www.sbd.org.br>.

Schindewolf, T., Schiffner, R., & Stolz, W. a. (july de 1994). Evaluation of Different Image Acquisition Techniques for a Computer Vision System in The Diagnosis of Malignant Melanoma. *Journal of The American Academy of Dermatology*.

SILVA ALENCAR, F.E - Desenvolvimento de um Sistema para Classificação Automática de Imagens Dermatoscópicas para Dispositivos Móveis. 2015.

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. 154 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Natal. 2008.

Sociedade Brasileira de Cirurgia Dermatológica. [Acessado 2016, 14 de agosto]; Disponível em: <https://www.sbcd.org.br>.

Sociedade Brasileira de Dermatologia. Análise de dados das campanhas de prevenção ao câncer da pele promovidas pela Sociedade Brasileira de Dermatologia de 1999 a 2005. *An Bras Dermatol* 2006; 81(6):533-9.

Tony. F, C and Luminita. A, V. Active contours without edges. *IEEE, Transactions on Image Processing*, Vol. 10(No. 2):266277, Fevereiro 2001. 42, 43.

Tou, J. T., Gonzalez, R. C. (1981) *Pattern Recognition Principles*. Company, Massachusetts, Addison-Wesley Publishing.

Tua Saúde. [Acessado 2016, 12 de agosto]; Disponível em: <http://www.tuasaude.com/tipos-de-cancer-de-pele>.

WOLFF, K.; JOHNSON, R. A.; SUURMONS, D. **Dermatologia: atlas e texto**. 5 ed. Rio de Janeiro: McGraw-Hill Interamericana do Brasil, 2006, 1092 p.

APÊNDICE

Código Matlab

```

clear all ;close all;clc

origString='_orig.xxx';

diretorios={'../imagens/melanoma/dermis/'
'../imagens/melanoma/dermquest/' ' ../imagens/notmelanoma/dermis/'
'../imagens/notmelanoma/dermquest/' };

%% Percorre os diretorios e gera as matrizes
for j=1:length(diretorios)

    allOrigFileName=[];
    allOrigFileNameOnly=[];
    myTable=[];

    path=diretorios{j};

    allOrigFiles = dir([path '*_orig.*']);

    allOrigFileName={ allOrigFiles.name}';

    for i=1:length(allOrigFileName)
        aux=allOrigFileName{i};
        allOrigFileNameOnly{i}=aux(1:end-length(origString));
    end

    aux=1;

    myTable=allOrigFileName;

    for i=1:(length(myTable))

        Orig=imread([path myTable{i}]);
        H0=0;
        W0=0;
        maxHeigth=0;
        maxWidth=0;

        RGB_image = Orig;
        RGB_filter = [];
        RGB_filter(:,:,1)=medfilt2(RGB_image(:,:,1));
        RGB_filter(:,:,2)=medfilt2(RGB_image(:,:,2));
        RGB_filter(:,:,3)=medfilt2(RGB_image(:,:,3));

        I=uint8(RGB_filter);

        I= rgb2gray(I);

        %% Conventional anisotropic diffusion
        num_iter = 100;
        delta_t = 0.1;
        kappa = 0.0008;
        option = 2;
    end
end

```

```

I = anisodiff2D(I,num_iter,delta_t,kappa,option);
%% Chan-Vese
I=im2double(I);
I=1-I;

% Customerlized Mask
r=140;cx=size(I,2)/2;cy=size(I,1)/2;
m = zeros(size(I));
m(cy-r:cy+r,cx-r:cx+r) = 1;

%figure;imshow(m);

seg = chenvese(I,m,500,0.02,'chan'); % ability on gray image

%% Filtros Morfológicos
se = strel('disk',8);

afterOpening = imopen(seg,se);

closeBW = imclose(afterOpening,se);

fillBW=imfill(closeBW,'holes');

%% Selecao da maior regioao com a maior area.
CC=bwconncomp(fillBW,8);

S = regionprops(CC,'Area');

L = labelmatrix(CC);

Contour=ismember(L,find([S.Area]==max([S.Area])));

%% Matriz da regioao de interesse.

for lin=1:size(Contour,1)

    if(max(Contour(lin,:)))
        if maxHeigth==0
            H0=lin ;
        end
        maxHeigth=maxHeigth+1;
    end

end

for col=1:size(Contour,2)

    if(max(Contour(:,col)))
        if maxWidth==0
            W0=col;
        end
        maxWidth=maxWidth+1;
    end

end

end

```

```

newFig=uint8 (zeros (max (maxWidth,maxHeight) ,max (maxWidth,maxHeight) , 3)
;

    r=Orig (:, :, 1);
    g=Orig (:, :, 2);
    b=Orig (:, :, 3);

    r2=immultiply (r, Contour);
    g2=immultiply (g, Contour);
    b2=immultiply (b, Contour);

    merged (1:size (Orig, 1) , 1:size (Orig, 2) , 1)=r2;
    merged (1:size (Orig, 1) , 1:size (Orig, 2) , 2)=g2;
    merged (1:size (Orig, 1) , 1:size (Orig, 2) , 3)=b2;

    imshow (merged);

    if (maxWidth>maxHeight)

        newFig (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2+1) : (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +maxHeight) , :, 1)=merged (H0: (H0+maxHeight-
1) , W0: (W0+maxWidth-1) , 1);
        newFig (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2+1) : (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +maxHeight) , :, 2)=merged (H0: (H0+maxHeight-
1) , W0: (W0+maxWidth-1) , 2);

        newFig (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2+1) : (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +maxHeight) , :, 3)=merged (H0: (H0+maxHeight-
1) , W0: (W0+maxWidth-1) , 3);

    else

        newFig (:, (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +1) : (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +maxWidth) , 1)=merged (H0: (H0+maxHeight-
1) , W0: (W0+maxWidth-1) , 1);
        newFig (:, (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +1) : (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +maxWidth) , 2)=merged (H0: (H0+maxHeight-
1) , W0: (W0+maxWidth-1) , 2);
        newFig (:, (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +1) : (round (abs (maxWidth-
maxHeight) /2) +maxWidth) , 3)=merged (H0: (H0+maxHeight-
1) , W0: (W0+maxWidth-1) , 3);
    end

    %% ROI 25x25
    newFig_25_25=imresize (newFig, [25 25]);

    aux=allOrigFilesName {i};
    C=aux (1:end-length (origString));

```

```

%% Cell com as imagens 25x25

if(j==1)
    melanoma.dermis(i, :, :, :)=newFig_25_25;
end
if(j==2)
    melanoma.dermquest(i, :, :, :)=newFig_25_25;
end
if(j==3)
    notMelanoma.dermis(i, :, :, :)=newFig_25_25;
end
if(j==4)
    notMelanoma.dermquest(i, :, :, :)=newFig_25_25;
end

%% Salvar as imagens com fundo preto
imwrite(merged, [path C '_merged.png']);
imwrite(newFig, [path C '_roi.png']);

imwrite(newFig_25_25, [path C '_roi_25x25.png']);
imwrite(Contour , [path C '_Contourn.png']);

%pause
clearmerged; fprintf('%s%2.2f%s\t\t%d%s%d\n', [path
C'_merged.png'], 100*i/length(myTable), '%', j, '/', length(diretorio
s));

end
end

```