



**Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA
Curso de Engenharia Eletrônica**

**SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA
DE ÚLCERAS**

**Autora: Marina Pinheiro Marques
Orientador: Renan Utida Ferreira
Co-orientadora: Suélia de S. R. Fleury Rosa**

**Brasília, DF
2014**



MARINA PINHEIRO MARQUES

TÍTULO: SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE ÚLCERAS

Monografia submetida ao curso de graduação em Eletrônica da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Eletrônica.

Orientador: Me. Renan U. Ferreira

Co-Orientadora: Dr^a Suélia de S. Rodrigues Fleury Rosa

**Brasília, DF
2014**

CIP – Catalogação Internacional da Publicação*

Pinheiro Marques, Marina.

Segmentação e Classificação Automática de Úlceras:
Utilização de técnicas de processamento digital de
imagens para segmentar e classificar úlceras
automaticamente/ Marina Pinheiro Marques. Brasília:
UnB, 2013.

Monografia (Graduação) – Universidade de Brasília
Faculdade do Gama, Brasília, 2014. Orientação: Rena Utida
Ferreira.

1.Úlcera de Pé Diabético. 2. Segmentação Automática
3.Processamento de imagens
I. Ferreira Utida, Renan. II. Mestrado em Engenharia Elétrica.

CDU Classificação



SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE ÚLCERAS

Marina Pinheiro Marques

Monografia submetida como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Eletrônica da Faculdade UnB Gama - FGA, da Universidade de Brasília, em 24/06/2014, apresentada e aprovada pela banca examinadora abaixo assinada:

Prof. Me.: Renan Utida Ferreira, UnB/ FGA
Orientador

Profª. Drª Suélia de S. Rodrigues Fleury Rosa, UnB/ FGA
Co-Orientadora

Prof. Me.: Mario Fabrício Fleury Rosa
Membro Convidado

Prof. Dr.: Camilo Chang Dórea, UnB/ CIC
Membro Convidado

Brasília, DF
2014

A razão é o passo, o aumento da ciência o caminho, e o benefício da humanidade é o fim.

Thomas Hobbes.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela vida e sabedoria concedida a mim ao longo da minha trajetória acadêmica.

A toda minha família pela motivação, suporte e carinho, em especial meus pais, Ulisses e Léia, e meus irmãos, Marianne, Bruno e Artur, cuja presença foi essencial para a minha formação.

Ao meu orientador, professor Me. Renan Utida Ferreira, por ter me dado a oportunidade de esmiuçar este tema, pelo apoio e incentivo, e por compartilhar o seu conhecimento para o desenvolvimento deste trabalho.

Meus sinceros agradecimentos à minha co-orientadora professora Dra. Suélia de S. Rodrigues Fleury Rosa, pela dedicação, constante apoio e incentivo no decorrer deste trabalho e para o meu desenvolvimento como pesquisadora.

Às professoras Dra. Fátima Mrué e Dra. Hermelinda Cordeiro Pedrosa, pelo conhecimento transmitido e pela colaboração no desenvolvimento deste trabalho.

Um agradecimento especial à enfermeira Amanda, pelo sublime auxílio e colaboração para este trabalho, e a todos os técnicos e estagiários do setor de Estomaterapia do HUB, pelo apoio e auxílio.

Aos pacientes, pela confiança e colaboração em participar deste projeto, e cuja humildade foi grande fonte de motivação para mim,

Às Gen, pela unidade compartilhada.

Aos amigos Pedro Henrique, José Armando, Marlon, Rafael, Pedro Henrique Inazawa, Rodolfo, Wesley e Gian pela parceria durante a minha formação. Um agradecimento especial ao amigo Murilo, pelo conhecimento e amizade essencial ao meu desenvolvimento pessoal e como pesquisadora.

E ao meu grande amigo Felipe, pelo amor, carinho, apoio e por ter compartilhado comigo a paixão pela ciência.

RESUMO

O Diabetes Mellitus (DM) é um conjunto de doenças causadas por distúrbios metabólicos. O pé diabético é uma complicação do DM e é caracterizada como uma infecção ou ulceração de tecidos nos membros inferiores. Para evitar a evolução desta enfermidade, é necessário realizar um acompanhamento dos pacientes e documentar a evolução/cicatrização das úlceras. Os métodos utilizados atualmente para dimensionar úlceras são realizados de forma manual. Desta forma, este trabalho propõe auxiliar e facilitar o diagnóstico realizado pelos profissionais de saúde que tratam de úlceras de pé diabético. O objetivo principal é criar um programa que possa facilitar o acompanhamento e fornecer dados sobre a evolução da cicatrização da úlcera por meio da segmentação e classificação delas. O trabalho foi desenvolvido utilizando o *software* MATLAB e técnicas de processamento digital de imagens. Serão utilizados como parâmetros de diagnóstico: a área, as características de cor dos tecidos de cicatrização e as informações da elipse que compreende a úlcera. A segmentação foi baseada na cor dos tecidos cicatriciais sendo posteriormente classificado em três classes utilizando Rede Neural Artificial (RNA). A técnica desenvolvida neste trabalho propõe a detecção de úlceras, com melhoria do tempo e acrescentando mais detalhes das áreas lesionadas com relação a outros métodos existentes na literatura.

Palavras-chave: Segmentação de úlceras. Processamento de Imagens.

ABSTRACT

Diabetes Mellitus (DM) is a set of diseases caused by metabolic disorders. The diabetic foot is one of the most common complications that patients with DM have and is characterized as an infection or soreness of lower limbs' tissues. To hinder the evolution of this disease, patients need to be monitored and the evolution/healing of ulcers must be documented. The currently used methods to dimension ulcers are performed manually. In this regard, this paper proposes to help and ease the diagnosis given by health professionals that deal with diabetic foot ulcers. The main goal is to develop an easy-to-use computer program that performs the segmentation of the ulcers and automatically classifies them. This paper was developed using the software MATLAB and digital image processing techniques. The area, color characteristics of scar tissue and the information of the ellipse ulcer will be used as parameters of diagnosis. The segmentation was based on the color of the scar tissue subsequently classified into three classes using Artificial Neural Network (ANN). The technique developed in this paper proposes the detection of ulcers, with improvement in time and adding more details of the injured areas in compared with other existing methods in the literature.

Keywords: Segmentation of ulcers. Diabetic foot. Image Processing.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. (a) Imagem de úlcera (b) Histograma as componentes RGB da Imagem ..	19
Figura 2. Modelo de cor RGB (GONZALEZ, 2008 - modificado).....	19
Figura 3. Matriz equivalente ao (a) quadrado, (b) cruz e (c) disco.....	23
Figura 4. Exemplo de dilatação com um elemento estruturante quadrado (GONZALEZ, 2008).....	24
Figura 5. Exemplo de erosão com um elemento estruturante quadrado (GONZALEZ, 2008).....	25
Figura 6. (a) Imagem original e o gradiente das componentes (b) vermelha, (c) azul e (d) verde.....	26
Figura 7. Exemplo de operação de abertura (GONZALEZ, 2008).	26
Figura 8. Exemplo de operação de fechamento (GONZALEZ, 2008).	27
Figura 9. Reconstrução binária: (a) imagem original, (b) linha representando o marcados, (c) imagem obtida após 8 dilatações e (d) resultado da reconstrução (GONZALEZ, 2008).....	27
Figura 10. Comparação entre uma pele normal e uma pele com ulceração	28
Figura 11. Fases de cicatrização (ISAAC et. al, 2010).....	28
Figura 12. Tecido fibrino-necrótico	29
Figura 13. Tecido fibrinoso (TARALLO, 2007).....	30
Figura 14. Tecido granulado (REIS, 2013).....	30
Figura 15. Tecido de epitalização (MS, 2002)	30
Figura 16. Marcação por planimetria (MALAGUTTI, 2011)	32
Figura 17. Medida de uma úlcera de formato regular (TARALLO, 2007)	32
Figura 18. Delimitação da borda da úlcera pelo software Image J. (Reis, 2013)	33
Figura 19. Interface do aplicativo MOWA	36
Figura 20. Métodos adotado por HAZEM para modelagem 3D (Hazem, 2011)	37
Figura 21. Imagem seguindo a metodologia de captura	38
Figura 22. Diagrama das etapas de metodologia.....	39
Figura 23. Exemplo de segmentação de pele (a) imagem original (b) imagem pele .	40
Figura 24. Imagem com o quadrado delimitado	41
Figura 25. Vértices do quadrado selecionados.....	42
Figura 26. Imagem com o quadrado retirado	42
Figura 27. Histograma do canal H (a) antes e (b) depois da correção	43
Figura 28. Histograma das componentes RGB (a) antes e (b) depois da correção ...	43
Figura 29. Diagrama resumo das etapas implementadas	44
Figura 30. Inicialização dos centros do <i>k-means</i>	45
Figura 31. (a) Imagem original e (b) segmentação em 4 cores.	46
Figura 32. Resultado da segmentação: (a) Imagem 1, (b) Imagem 2, (c) Imagem3 e (d) Imagem 4.	47
Figura 33. <i>Convex Hull</i> aplicado na imagem segmentada binária	47
Figura 34. Diagrama de como retirar ruídos da imagem.....	48
Figura 35. (a) Seleção manual da região da úlcera e (b) Área selecionada.....	49
Figura 36. Exemplo de amostra utilizada para o treinamento da rede (esfacelo).....	50
Figura 37. Diagrama para treinamento da rede.....	51
Figura 38. Exemplo de classificação obtida pela RNA (a) imagem original (b) imagem classificada	52
Figura 39. Elipse gerada a partir da máscara	53
Figura 40. Diagrama resumo da obtenção dos dados do paciente.....	54

Figura 41. Exemplo de imagem que não atende os pré-requisitos do programa	55
Figura 42. Imagens de saída do programa desenvolvido	55
Figura 43. Gráfico das porcentagens de cada tecido da úlcera.....	56
Figura 44. Imagem Paciente 1 (a) primeira captura (b) segunda captura.....	57
Figura 45. Imagem Paciente 2 (a) primeira captura e (b) segunda captura.	58
Figura 46. Seleção manual da área.....	60
Figura 47. Ferramenta de limiarização HSI no ImageJ® (a) Saturação – 95; Brilho – 172 (b) Saturação -140; Brilho – 125 (c) Saturação 140; Brilho 95.....	61
Figura 48. Gráfico das áreas obtidas para validação	62
Figura 49. Gráfico dos erros obtidos	62
Figura 50. Imagem com bordas suaves.....	63
Figura 51. Imagem com referencial de área conhecida.....	68
Figura 52. Imagens equivalentes a Tabela 6 - Imagem 4 (Rodrigues, 2011).....	69
Figura 53. Imagem 1 Segmentada automaticamente.....	70
Figura 54. Imagem 2 Segmentada manualmente	70
Figura 55. Imagem 3 Segmentada automaticamente.....	70
Figura 56. Imagem 4 Segmentada automaticamente.....	70
Figura 57. Imagem 5 Segmentada automaticamente.....	70

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Máscara de dimensão 3x3 (GONZALEZ, 2008).....	21
Tabela 2. Exemplo de um bloco da imagem correspondente a aplicação da máscara (GONZALEZ, 2008).....	21
Tabela 3. Parâmetros de análise do paciente.....	31
Tabela 4. Resultado percentual obtido para uma úlcera segmentada.	34
Tabela 5. Exemplo de matriz de entrada para treinamento.....	50
Tabela 6. Dados obtidos por meio da máscara segmentada.....	53
Tabela 7. Informações obtidas das Imagens analisadas	56
Tabela 8. Dados comparativos do Paciente 1	57
Tabela 9. Dados comparativos do Paciente 2	58
Tabela 10. Índice de Cicatrização e relação dos tecidos E/G.....	58
Tabela 11. Variações dimensionais das máscaras.....	59
Tabela 12. Resultados obtidos por Rodrigues (2011)	59
Tabela 13. Resultados obtidos por meio do programa da autora.....	60
Tabela 14. Tabela comparativa entre as áreas obtidas e o ImageJ	61

LISTA DE SIGLAS

- DM** – Diabetes Mellitus
HRT – Hospital Regional de Taguatinga
HSI – *Hue, Saturation, Intensity*
HUB – Hospital Universitário de Brasília
MS – Ministério da Saúde
RGB – *Red, Green, Blue*
RNA – Redes Neurais Artificiais
SBD – Sociedade Brasileira de Diabetes
ICU – Índice de Cicatrização da Úlcera
MOWA – *Wound Care Solution*

LISTA DE SÍMBOLOS

- ⊕ – Dilatação Morfológica
⊖ – Erosão Morfológica
◦ – Abertura Morfológica
· – Fechamento Morfológico

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO	14
1.1.1 Pé Diabético	14
1.1.2 Segmentação	15
1.2 JUSTIFICATIVA	16
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	17
1.4 OBJETIVO	17
1.4.1 Objetivos Específicos	17
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1 CARACTERÍSTICAS DE IMAGEM.....	18
2.2 ESPAÇOS DE COR.....	19
2.3 FILTRAGEM.....	20
2.4 SEGMENTAÇÃO	21
2.4.1 Segmentação por descontinuidade	21
2.4.2 Segmentação por limiar	22
2.4.3 Segmentação por região	23
2.5 OPERADORES MORFOLÓGICOS.....	23
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	28
3.1 PÉ DIABÉTICO	28
3.2 PROCESSO DE CICATRIZAÇÃO.....	28
3.2.1 Tecido Fibrino-necrótico	29
3.2.2 Tecido Esfacelo.....	29
3.2.3 Tecido de Granulação	30
3.2.4 Tecido de Epitelização	30
3.3 PARÂMETROS DE ANÁLISE.....	30
3.4 MÉTODOS EXISTENTES NA LITERATURA.....	31
3.4.1 Análise Convencional.....	32

3.4.2 Classificação por Redes Neurais Artificiais	34
3.4.3 Aplicativo MOWA	35
3.4.4 Ferramenta gráfica computacional para úlceras 3D.....	36
4 METODOLOGIA.....	38
4.1 PROTOCOLO DE CAPTURA E IMAGEM DE ENTRADA	38
4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO	39
4.3 PROCESSAMENTO	39
4.3.1 Segmentação de pele	39
4.3.2 Operadores morfológicos	40
4.3.3 Identificação do quadrado	41
4.3.4 Cortando o quadrado da imagem.....	42
4.3.5 Ajuste de Intensidade.....	43
4.4 SEGMENTAÇÃO	44
4.4.1 Segmentação <i>k-means</i> por cores.....	45
4.4.3 Máscara da úlcera.....	48
4.5 CLASSIFICAÇÃO	49
4.6 ÁREA E PORCENTAGEM DOS TECIDOS.....	52
4.7 INFORMAÇÕES DA REGIÃO	53
4.8 ÍNDICES DE CICATRIZAÇÃO.....	53
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	55
5.1 ÍNDICE DE CICATRIZAÇÃO DA ÚLCERA	57
5.2 COMPARAÇÃO COM OUTROS RESULTADOS.....	59
5.3 VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS	60
6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	64
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	66
ANEXOS	68

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

O Diabetes Mellitus (DM) é um conjunto de doenças que são causados por distúrbios metabólicos que apresentam em comum a hiperglicemia, que é o efeito direto da ação ou da secreção da insulina no organismo. O DM se caracteriza pela insuficiência, incapacidade ou pouca capacidade do pâncreas em secretar insulina, fazendo com que o indivíduo necessite de insulina exógena para evitar descontrole metabólico (SBD, 2014). Tais processos resultam no aumento das concentrações de glicose no sangue, os quais levam a uma variedade de complicações em órgãos essenciais para manutenção da vida, em particular para os vasos e nervos (REIS, 2013).

O retardo de cicatrização, como ocorre nas úlceras de pés diabéticos, constitui um grave problema mundial, tanto financeiro quanto social. A natureza crônica da doença, além das complicações, torna o DM uma doença onerosa para os indivíduos, para as famílias e para todo o sistema de saúde.

Os custos com o DM variam entre 2,5% e 15% do orçamento anual da saúde de um país. Estimativas dos custos do tratamento ambulatorial dos pacientes com diabetes pelo Sistema Único de Saúde brasileiro são da ordem de US\$ 2.108,00 por paciente, dos quais US\$1.335,00 são relativos a custos diretos (SBD, 2014).

No Brasil, estima-se a existência de dois milhões de casos, dentre os aposentados e os que recebem auxílios-doença em função da diabetes (MEDONÇA et al., 2009). O custo pela improdutividade desses indivíduos pode chegar a ser cinco vezes maior que o custo direto.

Esses índices são decorrentes do acesso limitado à assistência à saúde, que aumentam as complicações, incapacitações e mortes prematuras dos indivíduos com DM.

1.1.1 Pé Diabético

Existem várias complicações agudas e crônicas relacionadas ao DM. As complicações crônicas referem-se às alterações vasculares e neuropatias que podem levar às complicações clínicas com sérias consequências físicas para o paciente, que reverberam no seu âmbito social e familiar.

Das complicações mais comuns dentro do grupo de pacientes com DM está o pé diabético. Ele é classificado como uma infecção, ulceração e/ou destruição dos tecidos moles associados a alterações neurológicas nos membros inferiores (SBD, 2014). Devido à neuropatia da doença, parte da percepção neurológica dos pacientes com DM fica reduzida ou até inexistente. A falta de sensibilidade propicia acidentes que desenvolvem para as úlceras e em casos de complicações resultam em amputações. Elas podem surgir em diversas partes do corpo, mas geralmente se localizam nos membros inferiores tais como joelhos, pernas e pés. Entretanto, as úlceras de pé são documentadas como precedentes em aproximadamente 85% de todas as amputações diabéticas (SBD, 2014).

A infecção do pé diabético é uma condição ameaçadora ao membro e considerada uma causa imediata de amputação. As infecções são causadas por bactérias e refletem na formação de tecidos infecciosos que em grandes proporções são prejudiciais para a cicatrização, comprometendo nervos e tendões.

No diabetes, a cicatrização das úlceras é limitada por vários fatores, por isso o controle da infecção e o acompanhamento do paciente são essenciais. O tratamento deve levar em conta a causa da úlcera, a sua localização e o tipo. Pacientes com reincidência de úlceras nos pés são mais suscetíveis a amputações.

As taxas de cicatrização das úlceras nos pés são ainda desconhecidas. A mensuração desses dados é prejudicada pela grande variabilidade dos casos, escassez de amostras e descrições pouco detalhadas.

A evolução de uma úlcera é composta de várias etapas: após o trauma ocorre um processo inflamatório caracterizado por sangue e inchaço e que precede a fase proliferativa, onde começa a formação dos tecidos cicatriciais. A fase de remodelagem é a mais longa e compreende a elevação do nível da úlcera e a formação da nova epiderme. Os tecidos formados durante o processo de cicatrização podem ser classificados como tecido fibrinoso, de granulação ou fibrino-necrótico. A presença desses tecidos e a área que eles ocupam são usados como parâmetros de diagnóstico (MEDONÇA et al., 2009).

1.1.2 Segmentação

Dentro de processamento digital de imagens, a segmentação é uma técnica bastante aplicada quando se deseja isolar uma área específica em detrimento do resto da imagem e obter informações relevantes. Algoritmos de segmentação

buscam a simplificação da imagem em regiões ou objetos. O nível de detalhes de cada subdivisão depende do problema onde está sendo aplicado (GONZALEZ; 2008). Neste trabalho em específico, será feita a identificação de regiões disformes com grande variação de características, por isso, mais de uma etapa de segmentação deve ser aplicada para se obter uma região de úlcera.

Segmentação de imagens complexas é uma tarefa intrincada no campo de processamento de imagens encontrando-se em geral técnicas específicas para cada aplicação. Em análise de imagens médicas, isso se torna preocupante quando existe a possibilidade da segmentação gerar falsos positivos ou negativos. É preciso determinar a acurácia de um ou mais métodos de segmentação, que juntos possam gerar uma análise com bons resultados.

Na literatura, já foram utilizadas diversas técnicas de segmentação com o objetivo de mensurar a evolução de uma úlcera ou ferida. Os algoritmos existentes geralmente levam em conta a cor, a textura e a área da região estudada e retornam índices percentuais das áreas encontradas. Neste trabalho foram utilizados algoritmos de segmentação por descontinuidade, por limiar e por região.

Pretende-se criar um novo método, desde o processo de captura até o programa com ferramentas do Matlab, para propor melhorias na segmentação e classificação de úlceras. Assim, obter informações técnicas mais contundentes com relação ao grau de cicatrização. Além, de propor melhorias práticas que possam facilitar e diminuir o tempo de utilização pelo usuário.

1.2 JUSTIFICATIVA

Os dados epidemiológicos do pé diabético refletem diretamente na demanda de pacientes que procuram o centro especializado em pé diabético no Hospital Regional de Taguatinga (HRT). A grande quantidade de atendimentos realizados neste centro torna difícil a documentação desses pacientes. Atualmente, a segmentação de feridas e úlceras utilizam análise manual ou o *software* ImageJ®. Esse *software* é um analisador de imagens em Java, de domínio público e que contém ferramentas de processamento de imagens. Apesar de possuir ferramentas boas para analisar imagens, é necessário conhecimento básico para utilizá-lo e para realizar as etapas de segmentação. Por esse motivo, o programa fica subutilizado e desmotiva os profissionais de saúde, pois demanda muito tempo e treinamento.

Por isso, a partir das imagens de úlceras obtidas, pretende-se utilizar técnicas e ferramentas de processamento digital de imagens para conseguir em um único programa: segmentar e encontrar a área interna compreendida pela úlcera, classificar e gerar a proporção dos tecidos de cicatrização, e utilizar o mínimo possível de etapas de seleção manual.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está dividido em 7 capítulos, onde o 1º é a Introdução, que abrange a contextualização, além da justificativa do trabalho. O Capítulo 2 introduz o objetivo principal e os objetivos específicos e o Capítulo 3 contém uma breve fundamentação teórica das partes mais essenciais de processamento digital de imagens. No Capítulo 4, foi feita uma revisão bibliográfica do DM, do pé diabético, das fases e dos tipos de tecidos de cicatrização, além de métodos que são utilizados para avaliar a evolução de uma úlcera. No capítulo 5, faz-se uma descrição das etapas implementadas no trabalho e das classes dos tecidos. O Capítulo 6 contém exemplos das saídas do programa e dados que foram obtidos. E finalmente, o Capítulo 7 contém a avaliação do método, os resultados e perspectiva de trabalhos futuros.

1.4 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é criar uma ferramenta de auxílio de diagnóstico. Propõe-se o desenvolvimento de um programa em MATLAB, que utilizando ferramentas de processamento digitais de imagens, realize a segmentação e classificação automáticas de úlceras. Esse programa deverá ser capaz de avaliar várias imagens de um mesmo paciente realizadas em um intervalo de tempo e fornecer taxas de evolução ou regressão da úlcera.

1.4.1 Objetivos Específicos

- i. Desenvolvimento de um protocolo de aquisição das imagens, com padronização da câmera, resolução, distância e luminosidade;
- ii. Avaliar a acurácia e precisão do algoritmo quanto às diferentes formas, complicações e etapas do processo de cicatrização;
- iii. Comparar os resultados com outros métodos presentes na literatura;
- iv. Validar a ferramenta desenvolvida.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Uma imagem colorida é definida como uma função tridimensional $f(x, y, z)$, onde x e y são coordenadas de um plano e $z = (z_1, z_2, z_3)$ representa a intensidade de cada cor básica no modelo RGB. Quando x , y , e z são todos finitos e discretos, pode-se definir f como uma imagem digital.

Apesar de ser fácil para seres humanos identificarem e interpretarem padrões, a automatização desse processo é complexa e requer algoritmos robustos para ser aplicável a um conjunto de imagens.

Além disso, nem sempre aplicá-los diretamente na imagem é a melhor opção, por isso, são aplicadas etapas de pré-processamento para tornar mais fácil e precisa a segmentação de uma região de interesse.

2.1 CARACTERÍSTICAS DE IMAGEM

- Histograma

O histograma de uma imagem pode ser definido pela discretização em níveis de intensidade da imagem, Eq. (1), no caso de imagens coloridas, esses níveis podem variar com a intensidade de cada componente, entre 0 e 255, representado por *pixels*, a menor unidade de uma imagem digital.

$$p(z_i) = \frac{n_i}{n}, \quad (1)$$

onde z_i é o i -ésimo nível, n_i é o número de *pixels* da imagem com este nível e n é o número total de *pixels* da imagem. No histograma de imagens coloridas, é possível representar as probabilidades de ocorrência de cada uma separadamente (GONZALEZ, 2008). Na Figura 1, temos os histogramas de cada componente RGB de uma imagem colorida, com a quantidade de *pixels* no eixo y e seu valor no eixo x .

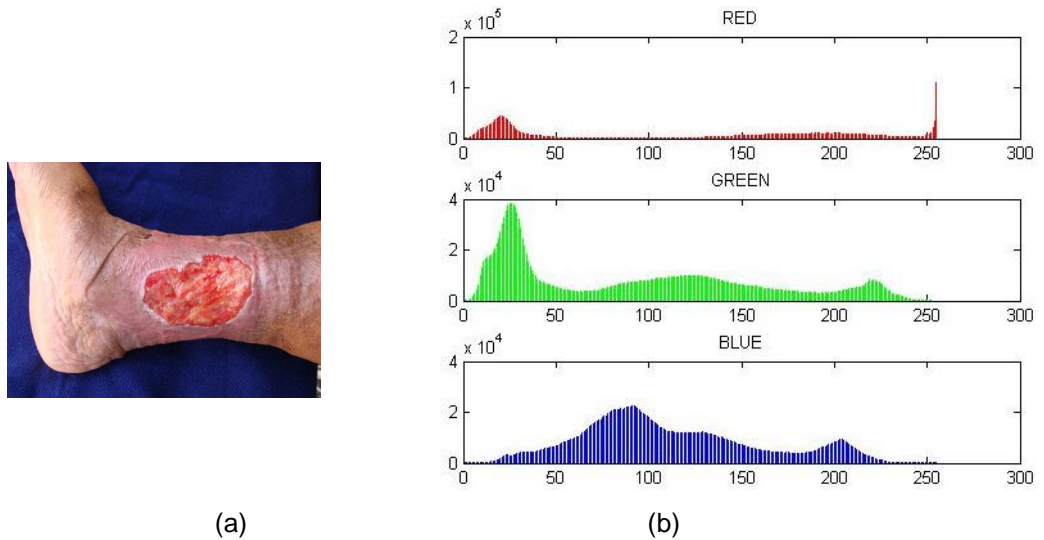


Figura 1. (a) Imagem de úlcera (b) Histograma as componentes RGB da Imagem

2.2 ESPAÇOS DE COR

Quando se utilizam imagens coloridas, é necessário definir qual é o melhor espaço de cor para ser utilizado na imagem. O melhor modelo é o que atende às necessidades da implementação. Neste trabalho, foram utilizados diferentes espaços de cores em virtude da necessidade dos algoritmos implementados.

- *Red Green Blue (RGB)*

Imagens no formato RGB: uma cor é representada por três *pixels* onde cada um representa uma componente. Cada cor aparece com a sua componente espectral de vermelho, verde e azul. Esse modelo é baseado nas coordenadas cartesianas e podem ser representadas por um cubo (GONZALEZ, 2008). A origem do cubo é preta e as cores vão variando até o branco na extremidade oposta, como mostra a Figura (2).

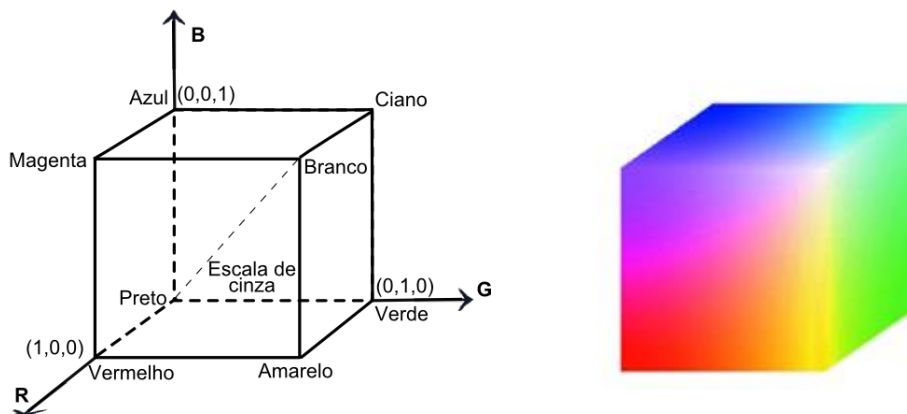


Figura 2. Modelo de cor RGB (GONZALEZ, 2008 - modificado)

- *Hue Saturation Value*

Neste modelo, as cores são separadas em: matiz (*hue*), que é a tonalidade da cor, abrangendo todas as cores do espectro; a saturação (*saturation*) é a mensuração de quanto a “pureza” da cor foi diluída por branco; e o valor (*value*) que subjetivamente pode ser comparado ao brilho da cor (GONZALEZ, 2008). A vantagem desse modelo é isolar a componente de brilho da imagem, que pode ser aplicado em correções de intensidade.

- *L*a*b*

O espaço de cores *L*a*b* consiste de ‘L’ (luminância), expressa em porcentagem (0 para o branco e 100 para o preto), de ‘a’ (cromaticidade), que indica onde as cores variam no eixo vermelho-verde, e ‘b’, que indica onde as cores variam ao longo do eixo azul-amarelo. As informações ficam concentradas em ‘a’ e ‘b’ e, por isso, esse modelo é utilizado em tecnologias gráficas, pois representa o espectro visível pelo olho humano de forma uniforme.

- *Ycbcr*

Esse espaço de cor é formado por três componentes: Y (luminosidade), e componentes de cor C (*chroma*), que se dividem em ‘Cb’ azul-amarelo e ‘Cr’- vermelho-ciano. Como a informação de luminosidade fica contida em Y, as outras duas componentes ficam independentes desse tipo de variação. Esse modelo pode ser utilizado para aplicações em que não se deseja a interferência da luminosidade.

2.3 FILTRAGEM

A filtragem digital pode ser entendida como a transformação de um *pixel* em virtude dos *pixels* vizinhos a ele. As técnicas de filtragem podem ser feitas no domínio espacial ou no domínio da frequência.

A filtragem no domínio espacial refere-se ao conjunto de *pixels* que compõe uma imagem $f(x, y)$ e um conjunto de operações T realizadas sobre um *pixel* e seus vizinhos.

$$g(x, y) = T [f(x, y)] \quad (2)$$

A filtragem espacial consiste na aplicação de máscaras ou operadores com o intuito de corrigir ou realçar determinadas características. A filtragem pode ser feita no domínio espacial, utilizando máscaras convoluídas com o conjunto de *pixels* que compõe uma imagem ou o domínio da frequência. A Tabela (1) representa uma máscara de pesos $w(x, y)$, sendo x a linha e y a coluna, que sobrepõe uma região da imagem (Tabela 2). O *pixel* central dessa máscara alinha-se sobre o *pixel* a ser convoluído na imagem, a substituição do valor do *pixel* da posição $f(x, y)$ depende dos *pixels* vizinhos e do peso da máscara.

Tabela 1. Máscara de dimensão 3x3 (GONZALEZ, 2008).

$w(-1,1)$	$w(-1,0)$	$w(-1,1)$
$w(0,-1)$	$w(0,0)$	$w(0,1)$
$w(-1,1)$	$w(1,0)$	$w(1,1)$

Tabela 2. Exemplo de um bloco da imagem correspondente a aplicação da máscara (GONZALEZ, 2008).

$f(x-1, y-1)$	$f(x-1, y)$	$f(x-1, y+1)$
$f(x, y-1)$	$f(x, y)$	$f(x, y+1)$
$f(x+1, y-1)$	$f(x+1, y)$	$f(x+1, y+1)$

É importante ressaltar que na metodologia utilizada neste trabalho não foi utilizada a filtragem no domínio na frequência.

2.4 SEGMENTAÇÃO

A segmentação subdivide uma imagem em regiões ou objetos que a compõem. A separação dos *pixels* é feita por um processo de agrupamento, em que se procura separá-los utilizando algum critério. Existem várias categorias de classificação: por descontinuidades; limiar; métodos baseados em região ou métodos híbridos.

2.4.1 Segmentação por descontinuidade

Na segmentação por descontinuidades, procura-se por descontinuidades significativas dos *pixels* da imagem que possam representar bordas da região. O

gradiente é uma ferramenta para encontrar fortes transições de uma imagem $f(x, y)$ na posição (x, y) (GONZALEZ, 2008), e é descrito por:

$$\Delta f = \text{grad}(f) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{df}{dx} \\ \frac{df}{dy} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Os operadores diferenciais utilizam duas máscaras, uma para cada direção, G_x e G_y , aplicadas por meio da convolução com a imagem. Os resultados obtidos nas direções x e y são combinados para obter amplitude e direção do gradiente naquele ponto. Como exemplos, temos o Operador Prewitt dado por:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

e o Operador Sobel dado por:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Utilizando o operador gradiente, as variações de tonalidades presentes na imagem são intensificadas. O resultado dessa operação sobre a imagem pode ser interpretado por valores mais intensos, o que permite a identificação de contornos.

2.4.2 Segmentação por limiar

Uma maneira de separar duas regiões em uma imagem é por meio da análise do histograma, escolhendo um limiar global que melhor divida essa imagem. Dessa forma, faz-se a binarização da imagem $f(x, y)$, onde $g(x, y)$ é a imagem binarizada:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) > \text{limiar} \\ 0 & \text{se } f(x, y) < \text{limiar} \end{cases}. \quad (4)$$

Outro tipo de limiarização utiliza um limiar adaptativo que depende das propriedades locais de uma região da imagem ou da posição espacial do *pixel*. O limiar ótimo para binarização depende das características da imagem. Alguns algoritmos utilizam mais de um limiar para segmentação separando a imagem em

mais níveis de cinza. O método k-Means, por exemplo, pode ser utilizado para segmentar em k classes e propõe a minimização das variâncias intra-classes. Já o método de Otsu utiliza apenas informações de média e variância das classes, no sentido de maximizar a variância entre-classes. Os algoritmos desses métodos são realizados de forma iterativa em busca de uma convergência ideal.

2.4.3 Segmentação por região

A técnica de segmentação por crescimento de região parte do princípio de que partes semelhantes em uma imagem devem ser classificadas como uma única região e, por isso, é feito o agrupamento desses *pixels*.

O algoritmo é aplicado em cada *pixel* unindo regiões com mais características em comum e separando regiões heterogêneas. Esta operação é feita iterativamente até que se atinja um critério de parada, que pode ser estatístico ou determinístico dependendo da aplicação (GONZALEZ, 2008).

2.5 OPERADORES MORFOLÓGICOS

A morfologia matemática consiste em extrair informação relativa à geometria e à topologia de um conjunto pela sua transformação por outro conjunto completamente definido chamado “elemento estruturante” (JÚNIOR, 2012).

A dilatação, erosão, abertura e fechamento são considerados operadores básicos da morfologia matemática e são tipicamente aplicados às imagens binárias.

O elemento estruturante pode ser entendido como uma imagem de dimensões menores e com um conjunto bem definido. A forma e o tamanho desse elemento devem ser arbitrados antes da operação. Os formatos mais elementares e geralmente utilizados são cruz, quadrado e disco (Figura 3).

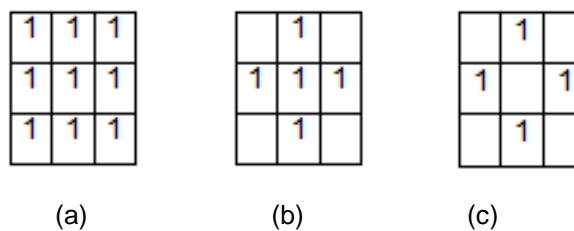


Figura 3. Matriz equivalente ao (a) quadrado, (b) cruz e (c) disco

Operadores morfológicos foram utilizados em várias etapas neste trabalho, a fim de melhor delimitar regiões de interesse. Operações de dilatação, erosão, fechamento, abertura e reconstrução foram aplicadas para auxiliar o resultado da segmentação.

3.5.1 Dilatação e Erosão

Para realizar as operações de dilatação e erosão em uma imagem $f(x,y)$ pode-se utilizar um elemento estruturante na forma $b(x,y)$, para x e y inteiros. As funções f e b representam valores para os níveis de cinza correspondentes a cada *pixel* (x,y) .

A dilatação de f por b denotada por $f \oplus b$, é definida como (GONZALEZ, 2008):

$$(f \oplus b)(s,t) = \max (f(s-x,t-y) + b(x,y)), \quad (5)$$

$$\forall (s-x),(t-y) \in D_f, (x,y) \in D_b,$$

onde D_f e D_b são os domínios das funções f e b , respectivamente, e garante que as duas imagens estejam no mesmo domínio para se sobreporem. A operação 'max' representa o máximo valor entre os elementos resultantes do conjunto. Pode-se perceber que cada *pixel* da imagem dilatada vai ser substituído pelo máximo obtido considerando os resultados das somas entre f e b , numa vizinhança de f que é determinada por b (GONZALEZ, 2008).

A Figura (4) ilustra a operação de dilatação de uma imagem A, que é um quadrado de lado d por um elemento estruturante B, quadrado de lado $d/4$.

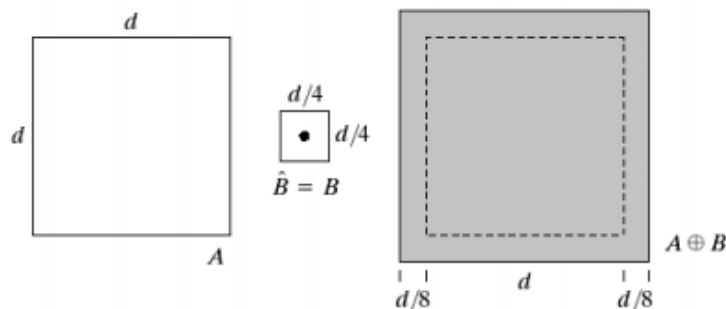


Figura 4. Exemplo de dilatação com um elemento estruturante quadrado (GONZALEZ, 2008).

A erosão de f por b , denotada por $f \ominus b$, é definida como (GONZALEZ, 2008):

$$(f \ominus b)(s, t) = \min (f(s + x, t + y) - b(x, y)), \quad (6)$$

$$\forall (s + x), (t + y) \in D_f, (x, y) \in D_b,$$

onde D_f e D_b são os domínios das funções f e b , respectivamente, e garante que as duas imagens estejam no mesmo domínio para se sobreporem. A operação 'min' representa o mínimo valor entre os elementos resultantes do conjunto. Cada *pixel* da imagem erodida vai ser atribuído como o mínimo obtido entre o resultado da diferença entre f e b .

A Figura (5) ilustra a operação de erosão de uma imagem A que é um quadrado de lado d por um elemento estruturante B, quadrado de lado $d/4$.

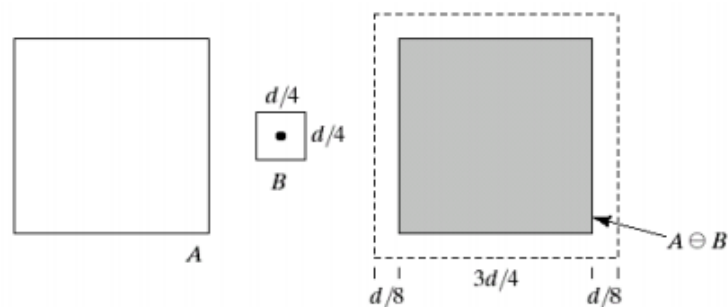


Figura 5. Exemplo de erosão com um elemento estruturante quadrado (GONZALEZ, 2008).

O gradiente morfológico, g , pode ser calculado como (GONZALEZ, 2008):

$$g = (f \oplus b) - (f \ominus b), \quad (7)$$

onde g , representa a subtração da dilatação pela erosão da imagem. O gradiente morfológico destaca as transições entre os níveis de cinza da imagem, e o resultado está diretamente ligado ao tipo de elemento estruturante utilizado. Em imagens no espaço de cor RGB, o gradiente também pode ser aplicado a cada componente separadamente como mostra a Figura (6).

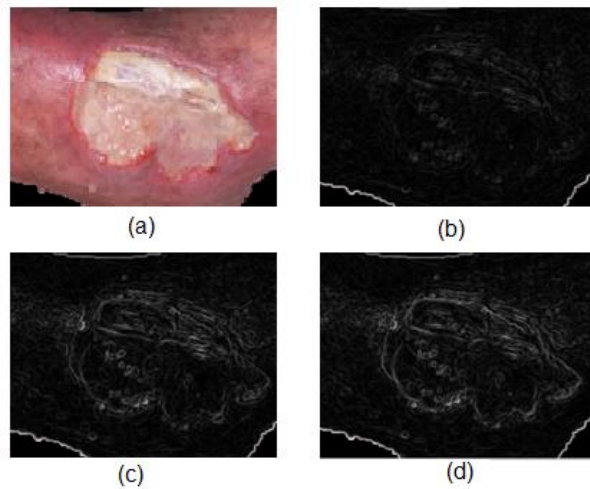


Figura 6. (a) Imagem original e o gradiente das componentes (b) vermelha, (c) azul e (d) verde.

3.5.2 Abertura e Fechamento

Abertura e fechamento são duas operações derivadas das operações de erosão e dilatação. Geralmente, utiliza-se a abertura quando se deseja suavizar contornos de um objeto, quebrar istmos estreitos ou eliminar saliências finas. Já a operação de fechamento tende a suavizar seções de contornos, mas geralmente une espaços estreitos, elimina pequenos buracos, e preenche lacunas no contorno.

A abertura é o equivalente a erodir uma imagem e depois dilatá-la com o mesmo elemento estruturante. A Figura (7) exemplifica como funciona o processo de abertura em uma imagem.

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (8)$$

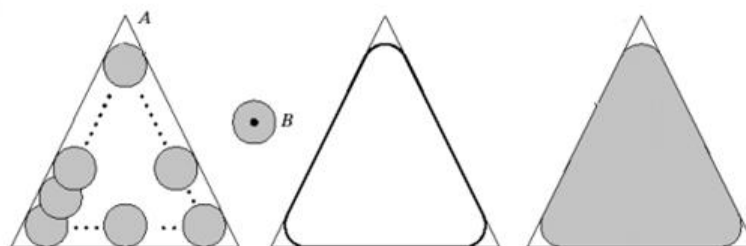


Figura 7. Exemplo de operação de abertura (GONZALEZ, 2008).

O fechamento é o equivalente a dilatar uma imagem e depois erodi-la, sempre com o mesmo elemento estruturante. Na Figura (8), pode-se observar a operação de fechamento no vértice de uma forma triangular.

$$f \cdot b = (f \oplus b) \ominus b \quad (9)$$

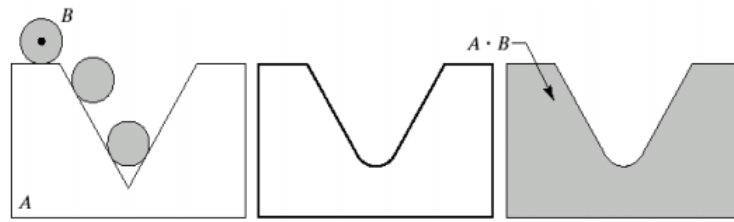


Figura 8. Exemplo de operação de fechamento (GONZALEZ, 2008).

3.5.3 Reconstrução

É uma operação que está associada ao conceito de conectividade em imagens binárias ou em tons de cinza (JÚNIOR, 2012). Uma imagem reconstruída pode ser obtida por meio de uma sequência infinita de dilatação e interseção, até que o resultado atinja uma estabilidade. É atribuído um marcador na imagem, e a reconstrução detecta todos os *pixels* que estão conectados a ele, sendo o elemento estruturante o critério de conectividade.

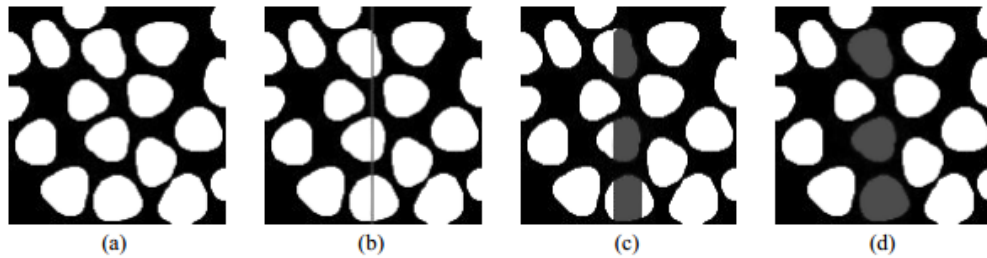


Figura 9. Reconstrução binária: (a) imagem original, (b) linha representando o marcados, (c) imagem obtida após 8 dilatações e (d) resultado da reconstrução (GONZALEZ, 2008).

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 PÉ DIABÉTICO

Denomina-se pé diabético um estado fisiopatológico multifacetado, caracterizado por úlceras, infecção e/ou destruição de tecidos profundos que surgem nos pés do portador de DM. Ocorre como consequência da neuropatia, da doença vascular periférica ou de deformidades nos membros inferiores (REIS, 2013).

As úlceras de pé diabético podem surgir em diferentes locais: no dorso, calcanhar, dedos e na região plantar do pé (Figura 10). Geralmente, são ocasionadas por traumas e acidentes em que o paciente, pela neuropatia da doença, não percebe um objeto estranho ou o calçado desconfortável.



Figura 10. Comparação entre uma pele normal e uma pele com ulceração¹

3.2 PROCESSO DE CICATRIZAÇÃO

A úlcera diabética é classificada como uma úlcera neurotrófica e pode acometer o sistema nervoso periférico, causando danos às fibras autônomas, sensitivas e motoras (MS, 2002). Após o trauma, logo se inicia o processo de cicatrização onde o organismo tenta reestabelecer o tecido lesado.

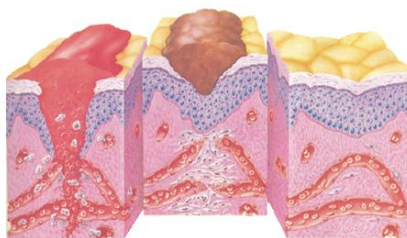


Figura 11. Fases de cicatrização (ISAAC et. al, 2010)

A Figura (11) possui uma ilustração das fases de cicatrização de uma lesão. Durante essa evolução, ocorre a formação dos tecidos cicatriciais, que são os

¹ Imagem retirada de www.diabetestreatmentguide.org/top-5-complications-of-diabetes-and-foot-ulcers/

tecidos formados durante a cicatrização. As características desses tecidos será a base fundamental para este trabalho, pois a partir delas que será avaliado o grau de cura da úlcera.

Os tecidos de cicatrização são indicações visuais do estado da úlcera e podem ser divididos em: tecido fibrino-necrótico, ou necrosado, esfacelo, tecido de granulação e de epitelização.

3.2.1 Tecido Fibrino-necrótico

Os tecidos fibrino-necróticos (Figura 12) variam de coloração, desde a cor preta, cinza, esbranquiçada, marrom, até a esverdeada e preta. Corresponde ao tecido morto, desidratado, podendo estar presente também o pus e o material fibroso. A crosta é um tipo de tecido desvitalizado e escuro, ocasionado pelo ressecamento e desidratação celular, devido a sua exposição ao ar.



Figura 12. Tecido fibrino-necrótico²

3.2.2 Tecido Esfacelo

O esfacelo representa tecidos desvitalizados e geralmente tem cor amarela que pode tender ao esverdeado, muitas vezes com a presença de exsudato³, indicando que a ferida pode estar infeccionada (TARALLO, 2007).

3.2.2.1 Tecido Fibrinoso

O tecido fibrinoso (Figura 13) é um tipo de esfacelo que possui uma cor amarela, de consistência cremosa, devido à quantidade de degradação celular. A fibrina pode recobrir toda a extensão da úlcera ou se apresentar como pontos de fibrina recobrendo parcialmente a lesão. O tecido de fibrina deve estar contido dentro da úlcera e é isso que o diferencia dos demais tecidos de esfacelo.

² Imagem retirada de wikimedia. Jeffrey Rowland, 2008

³ Secreção produzida pela úlcera, com característica de cor amarelada e com consistência.



Figura 13. Tecido fibrinoso (TARALLO, 2007)

3.2.3 Tecido de Granulação

O tecido de granulação (Figura 14) tem aspecto vermelho, brilhante e úmido com textura granulada. A coloração desse tecido varia com a quantidade de vascularização. Pode haver presença de sangue.



Figura 14. Tecido granulado (REIS, 2013)

3.2.4 Tecido de Epitelização

O tecido de epitelização (Figura 15) tem aspecto branco rosado, com o tecido que cresce da margem para o centro da úlcera. Representa o crescimento de uma pele nova extremamente fina.



Figura 15. Tecido de epitalização (MS, 2002)

3.3 PARÂMETROS DE ANÁLISE

Para avaliação clínica de uma úlcera e obtenção do diagnóstico do paciente, alguns parâmetros são observados pelos profissionais da saúde. As características analisadas são visuais, olfativas (odores), mensuráveis (área e profundidade) e de análise subjetiva do estado tecidual (firmeza e estado geral do tecido). Com esses parâmetros chega-se ao diagnóstico do paciente.

Tabela 3. Parâmetros de análise do paciente

Quantidade de ulcerações (regiões que englobam tecidos danificados)
Tamanho da úlcera: área e profundidade.
Localização no corpo (membro e perspectivas)
Nível de comprometimento dos tecidos, nervos e tendões.
Tecidos presentes: necrótico úmido ou seco; esfacelo; fibrina; granulação ou epitelização.
Presença de infecção, exsudato e hemorragia
Profundidade
Reincidência da úlcera
Estado periférico da úlcera (característica das bordas)

Entretanto, nem todas essas características podem ser identificadas devido às limitações de análise de imagens. Por isso, só algumas delas serão mensuradas: quantidade de ulcerações, tamanho e tecidos presentes. O profissional da saúde deve completar a ficha clínica com as outras informações para fechar o diagnóstico do paciente.

3.4 MÉTODOS EXISTENTES NA LITERATURA

Existem vários problemas reais em que são propostas soluções por meio da captura e análise de imagens. Existe um grande anseio por essa aplicação em engenharia biomédica. Na área de segmentação de lesões na pele, e até especificamente para úlceras, já foram realizadas pesquisas que buscam a melhor extração de características para segmentação e classificação.

A seguir são apresentadas algumas técnicas existentes para mensurar uma úlcera e trabalhos desenvolvidos sobre assunto, ressaltando os métodos mais relevantes.

3.4.1 Análise Convencional

Um dos métodos de medição de úlceras é feito manualmente pelos profissionais de saúde. Utilizando-se papel acetato, ou decalque, em cima da lesão é feito o delineamento do seu contorno com caneta. Após a marcação, é estimada a área da ferida. A Figura (16) mostra um exemplo de como é feito este método.

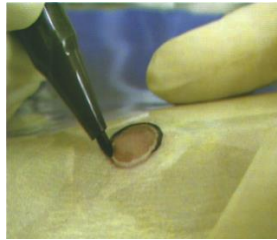


Figura 16. Marcação por planimetria (MALAGUTTI, 2011)

4.5.1.1 Papel milimetrado

Estima-se a área da úlcera com a contagem de quantos quadrados de 1mm^2 estão completamente inseridos das bordas delimitadas.

4.5.1.2 Máximo comprimento e máxima largura

Com o traçado de duas retas, uma com a maior distância vertical e outro com a maior distância horizontal, calcula-se a área do retângulo, como mostra a Figura (17).

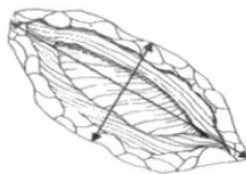


Figura 17. Medida de uma úlcera de formato regular (TARALLO, 2007)

O problema desses métodos é que são invasivos, causam incômodo ao paciente e podem causar infecção. Em caso de úlceras hemorrágicas ou muito exsudativas⁴ esse processo se torna ainda mais indevido. Além disso, no caso de úlceras com formatos irregulares, pode fornecer uma aproximação errônea.

⁴ Possui muito líquido resultante dos processos inflamatórios

4.5.1.3. Segmentação Computacional

Existem softwares disponíveis com ferramentas de segmentação. No ImageJ[®], por exemplo, pode-se calcular a área de uma dada região. Com a fotografia da úlcera é possível utilizá-lo para fazer a segmentação. É necessário escolher uma escala selecionando, na região desejada, um referencial real de tamanho conhecido, e ele servirá de comparativo para o dimensionamento da área.

A seleção da área nesse tipo de software é realizada manualmente: um especialista marca os pontos sobre as bordas da lesão e o programa cria uma linha de fronteira para calcular a área, como é mostrado na Figura (18).



Figura 18. Delimitação da borda da úlcera pelo software Image J. (Reis, 2013)

No trabalho desenvolvido por Minatel et al.(2009), para avaliar a cicatrização a partir do cálculo das áreas foi criado o ICU (Índice de Cicatrização das Úlceras) e o valor é obtido por:

$$ICU = \frac{\text{Área inicial} - \text{Área final}}{\text{Área inicial}} \quad (10)$$

onde,

$$\begin{cases} ICU > 0 & \text{Redução da úlcera} \\ ICU < 0 & \text{Aumento da úlcera} \end{cases} \quad (11)$$

Para avaliar utilizando o critério de cor, foi utilizado o *plugin threshold color* disponível nas ferramentas do programa. A cor vermelha foi associada ao tecido de granulação (G), a amarela os tecidos esfacelo/fibrina (E) e o dinamismo de modificação dos tecidos, representado pela relação entre eles. O tecido de granulação geralmente representa uma evolução da ferida, por isso, quando a sua área na úlcera é maior que a área de esfacelo, representa um indicativo de evolução,

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{E}{G} < 1 \quad \text{Área granulação maior que esfacelo} \\ \frac{E}{G} > 1 \quad \text{Área granulação menor que esfacelo} \end{array} \right. \quad (12)$$

O resultado obtido com esse software é aceitavelmente preciso quando a área é bem delimitada, e por isso é amplamente utilizado por pesquisadores para validação dos resultados. Entretanto, a demarcação de pontos, escolha da escala e as etapas de análise demandam muito tempo, o que é aceitável para pesquisa, mas impraticável em centros de saúde.

3.4.2 Classificação por Redes Neurais Artificiais

Na dissertação de mestrado desenvolvida por Perez em 2001, foi utilizado um método de segmentação de úlcera de perna, baseado nas características de tecidos e de cor, aplicado na ferramenta computacional de treinamento de Redes Neurais Artificiais (RNA). No pré-processamento da imagem, é realizada uma etapa de calibração e filtragem em que o referencial comum das imagens é uma régua, ideia que foi adaptada para este trabalho.

O foco da etapa de segmentação é a escolha automática do melhor canal, baseado nos modelos de cores RGB e HSI com quatro seleções manuais retangulares, três da região externa e uma interna à lesão. A úlcera é encontrada comparando as regiões segmentadas com a região interna selecionada anteriormente. A classificação é feita utilizando RNA, de duas camadas em que as entradas são as diferenças entre as componentes RGB (R-G, R-B e B-G). É realizado ainda um cálculo percentual das áreas de cada tecido com a contagem de *pixels* da região segmentada, como o da Tabela (4).

Tabela 4. Resultado percentual obtido para uma úlcera segmentada.

	Área-pixels	Percentual
Úlcera Segmentada	12.640	100%
Granulação	5.216	41.27%
Fibrina	7.424	58.73%

Já na dissertação desenvolvida por Tarallo (2007) também é utilizado RNA para classificação, entretanto, a finalidade dela é diferenciar úlcera de pele. Para treinar a rede, foram utilizadas duas matrizes de valores RGB, a primeira com características de pele e não-pele fornecidos manualmente pelo operador, e a segunda, uma matriz com características de feridas.

Não foram utilizadas máscaras e *pixels* menores que não fazem parte da úlcera são considerados nos cálculos. Também não fica claro como foi feita a diferenciação dos tecidos granuloso e esfacelo/fibrina para posterior contagem. A classificação é feita em cima da imagem inteira, pós processada e em níveis de cinza, onde *pixel* branco é tecido granuloso, cinza, tecido esfacelo/fibrina e o resto ruídos da imagem.

A partir desse trabalho foi criada uma interface *webserver* para acesso via rede para que usuários pudessem submeter imagens para análise. Entretanto, essa plataforma não foi encontrada para testes.

A pesquisa desenvolvida por Rodrigues (2011) é a que mais se assemelha a proposta desenvolvida neste trabalho, que é utilizar a segmentação *k-means* por cores e um referencial quadrado para relação *pixel*-área real da imagem. Como será visto adiante, essa segmentação separa a imagem por cores, e conseqüentemente os tecidos avermelhados de tecidos amarelos. Porém, dependendo da quantidade de cores em que a imagem for dividida, tecidos de cicatrização podem ser contabilizados de forma errada. Devido a essa característica optou-se por além de segmentar, utilizar a RNA para classificar esses tecidos.

3.4.3 Aplicativo MOWA

MOWA (Wound Care Solution) é um aplicativo para aparelhos celulares desenvolvido para acompanhar úlceras de pressão. A análise pode ser feita tirando a foto ou acessando dados do celular e é feita a classificação dos tipos de tecido em necrose, fibrina e granulação (PILLON, 2012). O aplicativo ainda cria mais uma classe, tecido desconhecido, caso não consiga classificá-la dentro da região delimitada pelo usuário. A Figura (19) representa a interface do sistema.

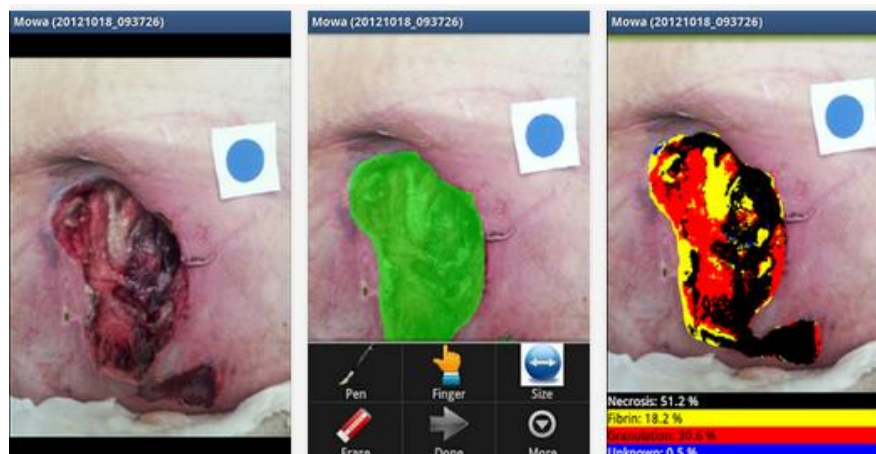


Figura 19. Interface do aplicativo MOWA⁵

O objetivo do aplicativo é gerar diagnóstico e propor um tratamento para a úlcera, por isso, ele ainda oferece as opções de marcar o nível de exsudato e se existem infecções, hemorragias e profundidade. Esses parâmetros são apenas para tentar aproximar ao caso real do paciente, já que não são identificados na imagem. Após a análise é gerado um PDF com sugestão de tratamento e características da ferida baseado na classificação e na área encontrada.

O aplicativo não exige muitos recursos de padronização, nem câmeras de alta resolução, o que o torna muito prático para o ambiente hospitalar, visto que pode ser utilizada em qualquer *smartphone*. Entretanto, a imagem não pode conter sombras nem pouca iluminação, pois gera resultados insatisfatórios. Para a mensuração da área real, é necessário acrescentar um círculo conhecido, como mostra na imagem 19, *range* de escala disponível mas o é pequeno. A delimitação da máscara deve ser feita de forma precisa, pois se a pele estiver contida na região será classificada como fibrina gerando resultados errôneos.

3.4.4 Ferramenta gráfica computacional para úlceras 3D

Em Hazem (2011) é feita uma análise de vários métodos utilizados para o estudo de imagens em úlceras. Nesse estudo é levado em conta que os resultados dependem muito das condições de captura e da construção do banco de dados da imagem. Geralmente, é necessário recorrer a seleções manuais de descritores, tecidos e úlceras. Antes de propor um novo método, foram avaliadas as dificuldades na realização e na classificação automática das úlceras. As condições de captura

⁵ Fonte: https://play.google.com/store/apps/details?id=it.healthpath.mowa&hl=pt_BR

nem sempre podem ser seguidas, pois os profissionais da saúde não possuem conhecimento técnico do processo e os pacientes não conseguem manter uma posição adequada por muito tempo. Além disso, a extração da área da úlcera automaticamente utilizando apenas cores não é bem sucedida, por isso, esse método teve que ser substituído por métodos semiautomáticos com seleções de pontos de fronteira. Assim, chegou-se a conclusão de que não existe uma classificação robusta quando se utiliza uma extensa coleção de imagens. Resultados bons podem ser encontrados limitando os tipos de imagens a serem analisadas.

Para contornar as limitações apresentadas, foi utilizada extração de características de cor e textura pós segmentação. Aliado a isso, a utilização de dois pontos de vista da úlcera computando um modelo 3D, utilizando técnicas de visão computacional, que permitem a modelagem da topografia e profundidade da úlcera.

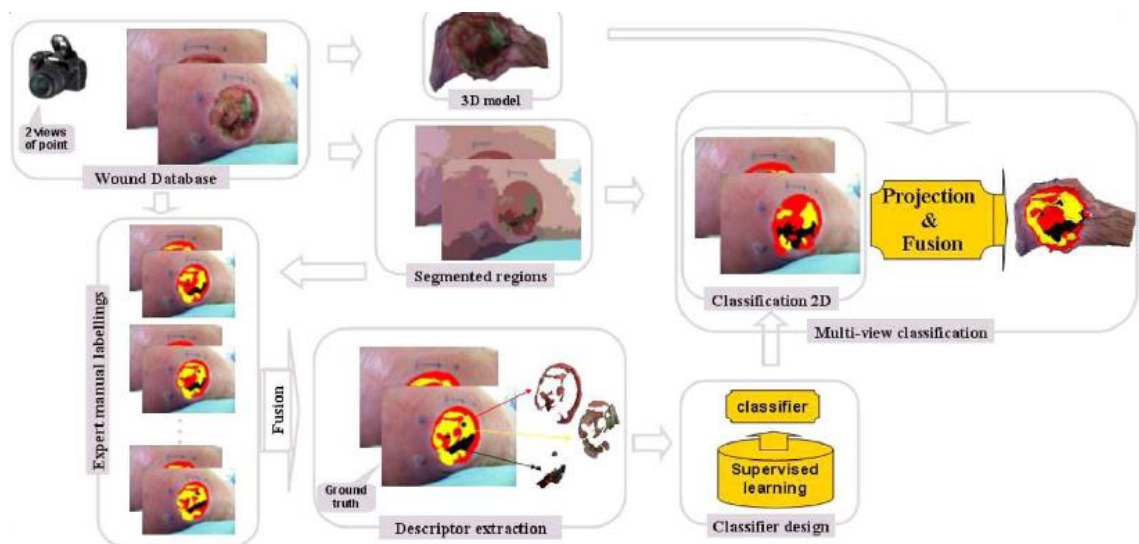


Figura 20. Métodos adotado por HAZEM para modelagem 3D (Hazem, 2011)

O método utilizado gerou resultados bons e robustos que mostram que para uma boa análise da úlcera, a melhor opção é o hibridismo de algoritmos. As contribuições desse projeto englobam implementações complexas e avançadas, e por isso podem ser utilizadas como trabalhos futuros.

Portanto, devido às pesquisas realizadas na literatura e às análises e conhecimentos adquiridos no decorrer do processo, neste trabalho optou-se por focar e restringir o tipo de imagem que o programa consegue avaliar. Além disso, foram incluídas operações semiautomáticas em caso de falhas de segmentação da úlcera ou do descritor de referência.

4 METODOLOGIA

4.1 PROTOCOLO DE CAPTURA E IMAGEM DE ENTRADA

Para garantir a qualidade das imagens e o melhor aproveitamento deste método, foi implementado um protocolo de captura conforme sugerido por Santana, et al., (2011) e Souza (2007). Entretanto, foram realizadas modificações para que o protocolo atendesse aos requisitos do programa implementado e que fosse facilmente reproduzido pelos profissionais da saúde. As fotografias foram tiradas por meio da câmera *Sony Cybershot 16.2 Megapixels*, no formato *jpg*, sem flash e sem zoom.

Algumas das exigências para uma boa obtenção da imagem são citadas abaixo. O cumprimento delas auxilia na fase de processamento da imagem, enquanto a falta de protocolo pode comprometer os resultados. O protocolo mais detalhado encontra-se no Anexo I.

a) A iluminação do ambiente deve ser homogênea evitando sombras na imagem.

b) Não utilizar flash, pois eles acrescentam brilho não desejado;

c) Ajustar o foco da imagem;

d) Não utilizar zoom;

e) Incluir um pano de fundo homogêneo, de preferência da cor azul;

f) colocar o quadrado de referência na esquerda da úlcera (se na horizontal) ou abaixo (se na vertical) no mesmo plano da ferida.

g) Realizar a captura com a câmera em posição com seu eixo óptico normal ao plano da úlcera.



Figura 21. Imagem seguindo a metodologia de captura⁶

⁶ Imagem cedida pelo setor de estomaterapia do HUB

A partir dessas imagens, serão aplicadas técnicas e processamento até a classificação final dos tecidos com suas respectivas áreas. As etapas desse processamento consistem em:

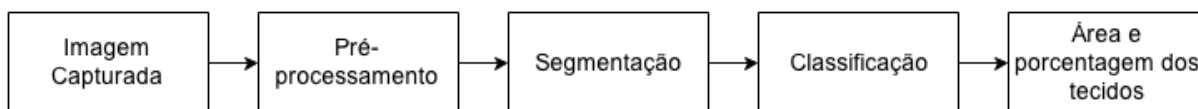


Figura 22. Diagrama das etapas de metodologia

4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO

Antes de realizar o processamento da imagem, utilizam-se técnicas de padronização para melhoria da imagem como extração de ruídos. Primeiramente, é realizado o redimensionamento das imagens de entrada, para diminuir o tempo de processamento e esforço computacional. Isto é feito utilizando-se a função *imresize* do MATLAB até atingir um valor menor ou igual a 1MB.

Para melhorar o resultado da etapa de segmentação, é realizada uma etapa de filtragem. O filtro de mediana foi utilizado para diminuir a intensidade de ruídos que porventura existiam e que poderiam ser evidenciados por este filtro.

4.3 PROCESSAMENTO

O processamento da imagem consiste nas etapas em que são extraídas informações relevantes para obtenção do resultado. As operações necessárias para a identificação do quadrado na imagem, e sua respectiva área, para segmentação da úlcera e para delimitar somente a área que contém úlcera, são determinados aqui.

4.3.1 Segmentação de pele

A segmentação de pele é aplicada para diferenciar o tecido de pele do resto da imagem. Para esta aplicação, define-se pele como toda região da imagem que pertence ao corpo humano e é diferente dos tecidos de cicatrização, isso exclui também plano de fundo, úlcera e eventuais ruídos.

Algoritmos de segmentação de pele possuem limitações visto que as características de pele variam principalmente com a etnia, idade, sexo e regiões do

corpo. Em pacientes com úlceras as características de pele se tornam mais difíceis de delimitar devido à variação de tecidos.

Para a segmentação de pele deste trabalho, em que as condições de captura são parcialmente controladas, foi utilizado o espaço de cores YCbCr, pois a separação de luminância e crominância se tornam favoráveis para detecção de pele.

O espaço de cor YCbCr é uma das escolhas mais recorrentes em detecção de pele e foi utilizado em diversos trabalhos com citado por Ribeiro (2007). Para a conversão do espaço de cor RGB para YCbCr, foram utilizadas as funções *makecform* e *applycform*. Foram utilizados os intervalos determinados por Garauv (2010): Cb entre 66 e 127 e Cr entre 133 e 173. Os *pixels* que satisfazem essas condições são guardados em vetores e podem ser aplicados como máscara na imagem.

4.3.2 Operadores morfológicos

Como raramente a pele dos pacientes possui coloração homogênea devido, em grande parte, a cicatrizes e manchas associadas às úlceras, a pele pode não ser bem segmentada dentro das condições ideais. Por isso, a imagem binária da região segmentada é submetida a operadores morfológicos para melhor delimitar a região interna da pele.



Figura 23. Exemplo de segmentação de pele (a) imagem original (b) imagem pele

Foram aplicadas sucessivas etapas de operadores morfológicos até atingir o resultado desejado, isso foi feito de forma empírica testando as imagens disponíveis, mas apresenta um bom resultado para diferentes entradas.

O elemento estruturante escolhido foi um disco de diâmetro 20, com ele é realizada a sequência de operações de abertura, erosão, reconstrução e complementação.

Com isso, obtém-se uma imagem que contém somente o quadrado, pele e úlcera e pode se prosseguir com a obtenção dos dados.

4.3.3 Identificação do quadrado

O quadrado é utilizado como referência da imagem. Por meio dele é retirada a relação de *pixel* por área real. Além disso, a sua posição e centroide serão utilizados como entrada em outros algoritmos adiante.

Para encontrar a região do quadrado é feita a binarização da imagem obtida após a segmentação de pele. Espera-se que o quadrado esteja contido dentro desta imagem e, com a binarização, ele seja delimitado em uma região única (Figura 24).



Figura 24. Imagem com o quadrado delimitado

Sabe-se que descritores são úteis quando se deseja encontrar uma região conhecida em uma imagem, e que a sua identificação não seja afetada pela distância ou redimensionamento da imagem, ignorando, claro, erros computacionais que podem ser introduzidos nas rotações ou redimensionamentos de uma região digital.

Alguns descritores simples são a área e o perímetro e podem ser utilizados quando o tamanho da região de interesse é invariante. A área de uma região é definida pelo número de *pixels* que ela possui e o perímetro pelo tamanho da sua borda. A combinação desses dois descritores pode ser utilizada para medir a compacidade de uma região por meio da Eq. (13), que no caso do quadrado terá um valor sempre próximo a 0.7854.

$$\text{Compacidade do quadrado} = \frac{4 \pi \text{Area}}{(\text{Perímetro})^2} = 0.7854 \quad (13)$$

Assim, com a ferramenta *regionprops* disponível no Matlab, obtém-se os dados para calcular a compacidade de todas as regiões encontradas. Com o

quadrado identificado sabe-se o valor de área e a quantidade de *pixels* que ele ocupa na imagem. O fator que relaciona o tamanho real com a quantidade de *pixels* é encontrado pela regra de três simples:

$$fator = \frac{\text{área real do quadrado}}{\text{pixels do quadrado}} \quad (14)$$

Caso a segmentação do quadrado falhe, é possível obter a sua região utilizando a ferramenta *roipoly* selecionando os vértices do quadrado (Figura 25). A partir daí, as operações são as mesmas da segmentação automática.



Figura 25. Vértices do quadrado selecionados

4.3.4 Cortando o quadrado da imagem

Uma vez que já foi obtida a escala real da imagem, o quadrado de referência não será mais necessário e pode dificultar as etapas de segmentação posteriores. Por isso, optou-se por cortá-lo da imagem, a fim de restringir ainda mais a área de provável úlcera.

Para cortá-lo foi utilizada a ferramenta *imcrop*, utilizando como referência os vértices anteriormente encontrados. A imagem é cortada a partir do quadrado até a borda mais próxima (Figura 26). Por isso, é extremamente importante que o quadrado seja posicionado nas extremidades e não sobreponha nenhuma região de interesse.



Figura 26. Imagem com o quadrado retirado

4.3.5 Ajuste de Intensidade

As condições sob as quais a captura de imagem foi realizada influencia diretamente no valor de intensidade de cada *pixel*. No espaço RGB a intensidade por *pixel* do canal vermelho é bastante alta, e dos canais verde e azul, ligeiramente menores (DEANA, 2012). Por esse motivo, como o foco da segmentação é na diferença de cores, o ajuste da intensidade gera uma aproximação mais fiel da realidade, que possivelmente foi afetada durante a captura.

O ajuste da imagem foi feito selecionando o *pixel* correspondente ao centroide do quadrado. Este *pixel* é da cor branca e é utilizado como referencial de branco puro da imagem reajustando o seu valor para 255 em todas as componentes. Para realizar a correção, a imagem foi convertida para o modelo de cores HSV, para a obtenção da componente de intensidade do *pixel*. O fator de correção gerado é aplicado na imagem inteira para fazer o ajuste. As Figuras (27) e (28) mostram, respectivamente, os histogramas do canal H, e dos canais de cada componente RGB, antes e depois da correção. A diferença visual na imagem pode ser imperceptível, mas influencia nos algoritmos de segmentação e classificação que serão utilizados.

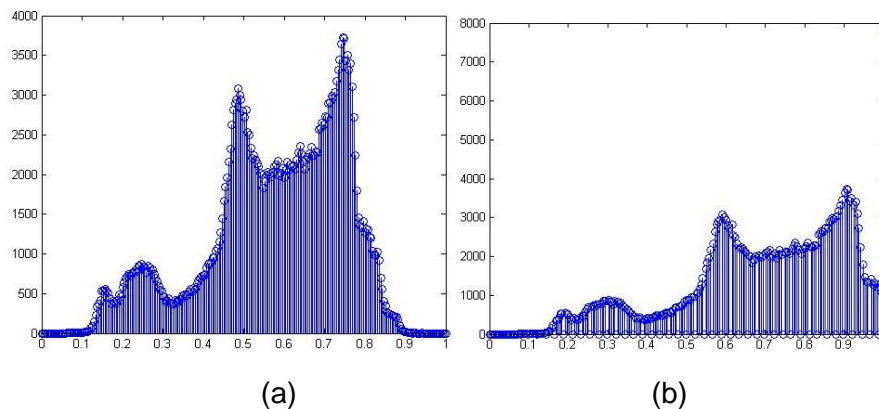


Figura 27. Histograma do canal H (a) antes e (b) depois da correção

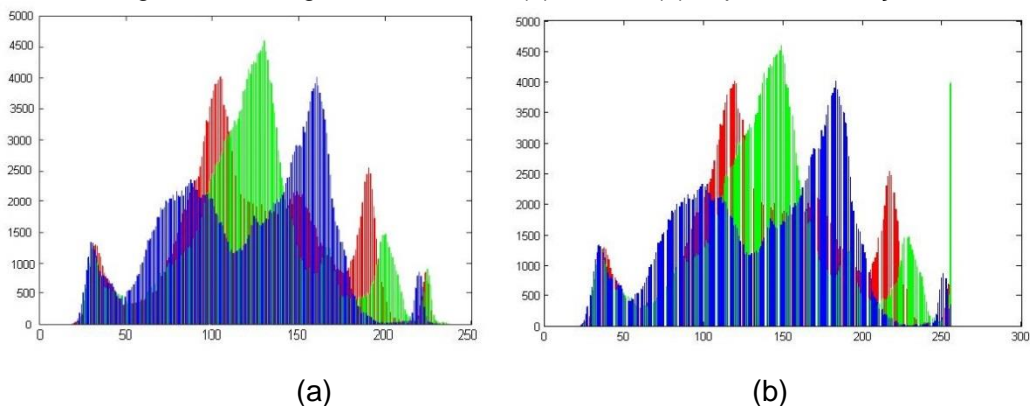


Figura 28. Histograma das componentes RGB (a) antes e (b) depois da correção

O diagrama da Figura (29) resume as etapas do pré-processamento e obtenção da relação área real-*pixels* da imagem.

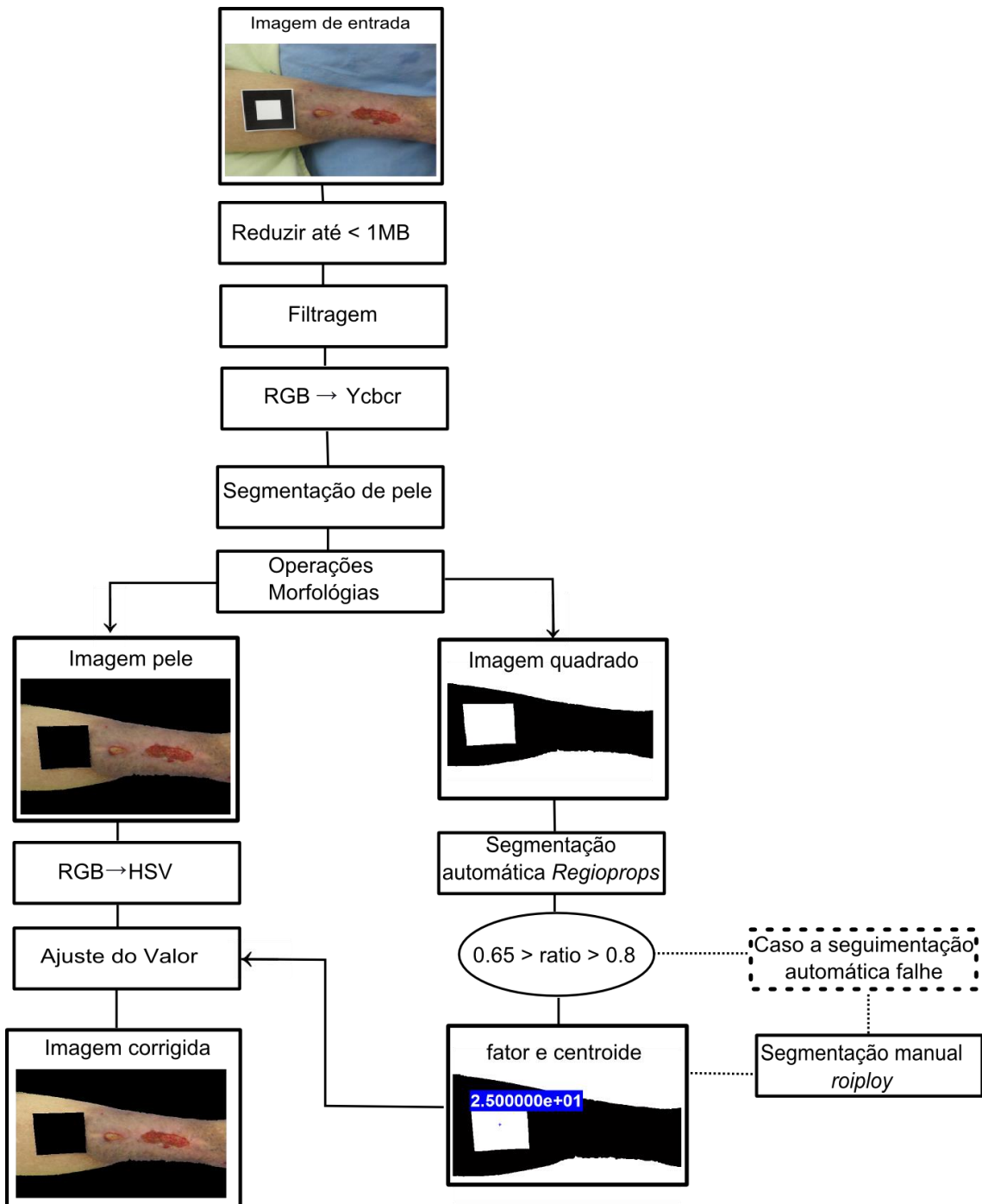


Figura 29. Diagrama resumo das etapas implementadas

4.4 SEGMENTAÇÃO

A etapa de segmentação tem por objetivo separar a úlcera do restante da imagem. Essa identificação deverá separar a região interna da úlcera do resto da

imagem. O algoritmo principal para essa segmentação foi o *k-means* por cores, entretanto, outras segmentações também foram acrescentadas para obter melhores resultados.

4.4.1 Segmentação *k-means* por cores

A segmentação por *k-means* convencional utiliza k centros que representam as classes e n o número de iterações. Para o *k-means* por cores, cada uma das classes foi associada a uma cor, e os seus centros inicializados por meio da distribuição do histograma da imagem. O gráfico abaixo (Figura 30) mostra os centros que foram utilizados para iniciar o algoritmo, no eixo y a média dos valores do histograma e no eixo x, o centro das 'n' classes em que o histograma foi distribuído. Isso garante que o resultado obtido pelo algoritmo não varie a cada execução.

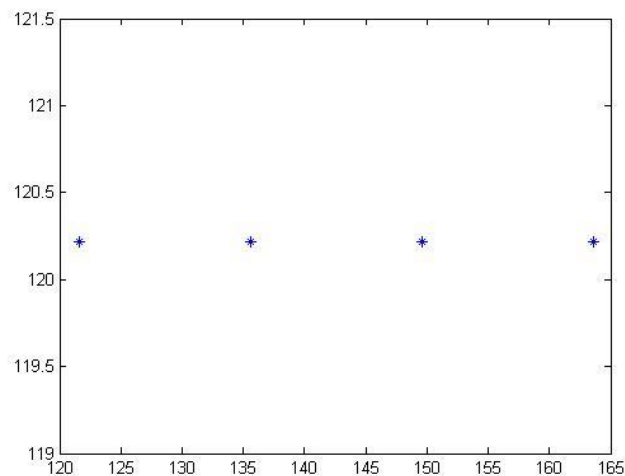


Figura 30. Inicialização dos centros do *k-means*

Dessa forma, aplicando-se o algoritmo *k-means* na imagem, ele iniciará nos k ($w_1 \dots w_k$) centros, onde k é o número de cores arbitrado como entrada, e que representam as classes (C_j). São realizadas iterações associando as classes da imagem a um centro mais próximo, que são atualizados a cada iteração pela média dos *pixels* que foram associados a um mesmo centro. Esse processo se repete até que o erro quadrático Eq. (15) computado, não mude significativamente.

$$E = \sum_{j=1}^n |p_i - w_j|^2 \quad (15)$$

Para implementação do algoritmo *k-means* por cores, a imagem cortada e corrigida foi transformada para o espaço de cores L^*a^*b . Essa conversão foi feita utilizando as funções *makecform* e *applycform*, que auxiliam na conversão. Esse modelo de cores é utilizado, pois, contém mais informações de cores que ficam contidas em 'a' e 'b' e sofre menos influência das condições de captura. Foi utilizada a função do Matlab, disponível na toolbox de processamento de imagens, com o algoritmo *k-means* com distância euclidiana, a operação é repetida três vezes para evitar mínimos locais.

O resultado dessa segmentação pode ser visto na Figura (31), em que foram utilizadas quatro cores para segmentação. Os *pixels* estão separados por semelhança aos centros que foram pré-determinados. A quantidade de cores foi determinada empiricamente após testes com diferentes imagens segmentadas com três, quatro e cinco cores, os melhores resultados foram obtidos com quatro cores e por isso foi utilizado como padrão.



Figura 31. (a) Imagem original e (b) segmentação em 4 cores.

O resultado desse algoritmo são quatro imagens separadas pelos níveis de cinza observados na Figura (31). A segmentação em quatro cores foi a que gerou melhores resultados dentre o grupo de imagens utilizadas nos testes. A Figura (32) mostra as quatro imagens de saída deste algoritmo. Os centros são inicializados, para garantir que o resultado da segmentação seja sempre ordenado de acordo com a distribuição do histograma. Ou seja, as imagens três e quatro geralmente possuem informações de tecidos de esfacelo e granulado, enquanto as duas primeiras contém ruído e pele.

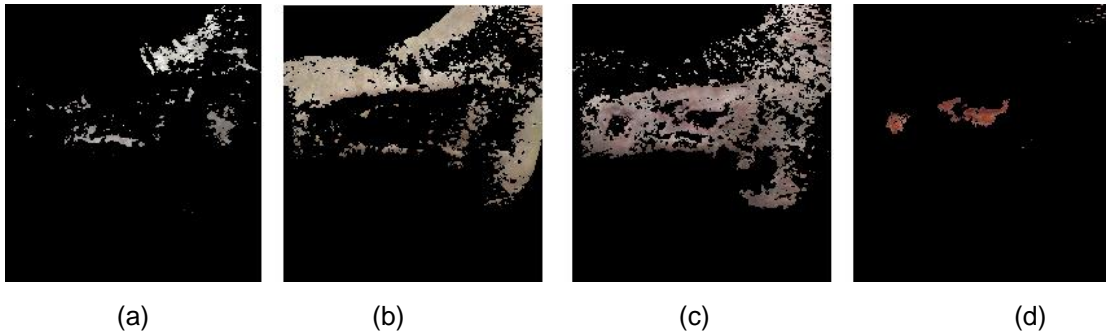


Figura 32. Resultado da segmentação: (a) Imagem 1, (b) Imagem 2, (c) Imagem3 e (d) Imagem 4.

5.4.2 Crescimento de regiões

A técnica de segmentação por crescimento de região foi utilizada nas imagens segmentadas pelo *k-means* por cores. Cada uma dessas imagens contém informação segmentada, mas nem sempre essa informação é útil. Regiões de pele do paciente podem ter coloração próxima dos tecidos cicatriciais, por isso é essencial eliminá-las. Com esta finalidade, transforma-se a imagem segmentada em escala de cinza e depois para binária, com limiar 0.2 em uma escala de 0 a 1, para aplicar os operadores morfológicos.

Com o objetivo de se encontrar o ponto onde será iniciado o crescimento da região é utilizada a ferramenta *convex hull* da imagem 4 (Figura 32) obtida pela segmentação por cor. Esta ferramenta une todos os pontos e regiões em uma única região fechada e o centroide dessa região será utilizado como ponto inicial do crescimento.



Figura 33. *Convex Hull* aplicado na imagem segmentada binária

Este algoritmo é aplicado em cada *pixel* da imagem, unindo regiões com mais características em comum com a média da região que contém o centroide. Isto é feito iterativamente até que se atinja um critério de parada, que no caso pode ser uma característica divergente entre uma ou mais regiões.

4.4.3 Máscara da úlcera

A partir da região segmentada pelo crescimento de regiões, é criada a máscara onde, na maioria dos casos, a úlcera estará contida. Caso a imagem tenha mais de uma úlcera, o usuário deve responder se deseja incluí-la ou não. Se o usuário optar por incluí-la, ele deve indicar a posição do centroide da região que deseja. Essa opção também pode ser utilizada caso a máscara criada não seja ideal. Isso geralmente ocorre quando há tecido de epitelização ou a borda da úlcera não é bem definida.

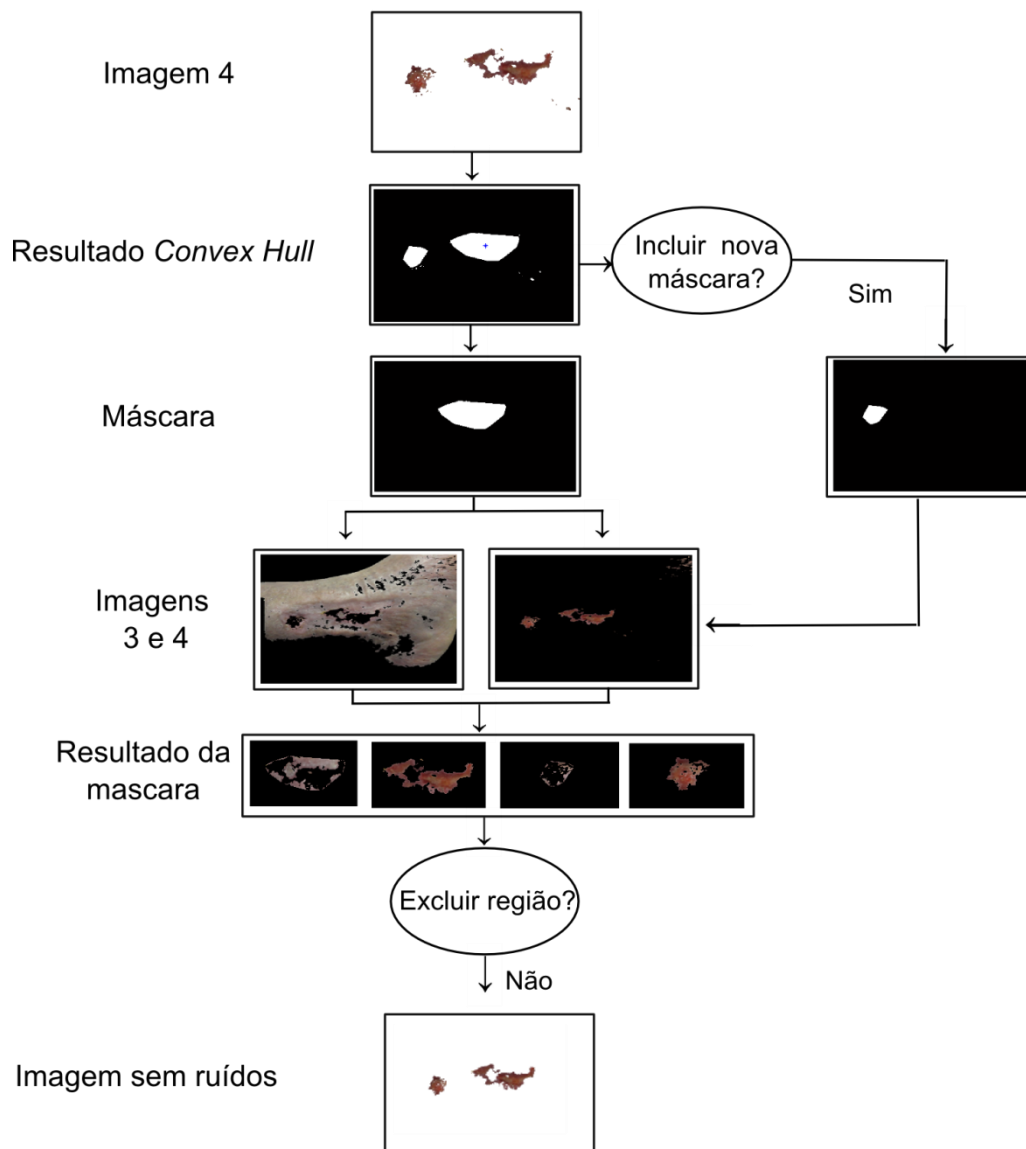


Figura 34. Diagrama de como retirar ruídos da imagem

A máscara é aplicada sobre as imagens três e quatro da Figura (32). Em casos com mais de uma úlcera é aplicada uma máscara de cada vez. Cada

operação vai gerar duas novas imagens por máscara, e o usuário deve decidir se deseja incluí-las na análise. A soma de todas as imagens mascaradas é o resultado da segmentação da úlcera. É a partir dessa imagem que a área é calculada e é feita a classificação dos tecidos.

Casos onde a segmentação for insatisfatória podem ser corrigidos com a segmentação manual utilizando o *imfreehand* (delimita uma região feita com o traçado do *mouse*). Esse método é colocado como optativo, pois o objetivo deste é reduzir ao máximo as etapas de segmentação. Entretanto, como se preza pela veracidade dos resultados, este método pode ser utilizado para fazer correções.



Figura 35. (a) Seleção manual da região da úlcera e (b) Área selecionada

O cálculo da área por segmentação manual foi criado para evitar falsos positivos e negativos nos resultados do programa. O profissional da saúde deve julgar se a segmentação ou classificação foi incorreta.

Quando é feita a seleção manual da área, delimita-se a região de interesse e elimina-se a necessidade de aplicar máscara e operações de correção da região. Ao se determinar que somente úlcera esteja contida na região, não é necessário se preocupar com a diferenciação de esfacelo e pele, que é o fator que mais agrega erro aos resultados do programa.

4.5 CLASSIFICAÇÃO

Para a classificação foi utilizada uma RNA *Multlayer Perceptron, Feedforward*, duas camadas, dez neurônios na camada escondida por meio da *toolbox* NNA do Matlab. O algoritmo para treinar a rede no Matlab foi o TRAINRP com a função de ativação *log-sigmoid* para a camada de entrada e função de transferência linear para a camada de saída.

Para o treinamento da rede foram utilizadas amostras dos tecidos de granulação, esfacelo/fibrina e necrosado. Essas amostras foram selecionadas por

um especialista da área, com conhecimento e prática para diferenciar esses tecidos. O banco de imagens utilizado contém 25 imagens adquiridas por doações de centros de saúde HRT e HUB e recolhidas de trabalhos científicos.

As amostras foram selecionadas utilizando o *imfreehand*, uma de cada vez, dentre as imagens escolhidas (Figura 36). A mesma imagem pode ser utilizada várias vezes caso a seleção seja de um ponto distinto. O especialista foi instruído em como utilizar o programa, evitar regiões com muito brilho e secreções e delimitar somente o tecido de interesse. Primeiro procedeu-se com a escolha do tecido granuloso, e o mesmo processo foi repetido para o esfacelo e necrosado.



Figura 36. Exemplo de amostra utilizada para o treinamento da rede (esfacelo)

Os dados obtidos são transformados em um único vetor de entrada, em que cada linha é uma componente RGB normalizada entre 0 e 1. Cada tecido tem a sua classificação correspondente em um segundo vetor alvo (valor que se deseja acertar), como mostra a tabela X. Os dois vetores são utilizados para o treinamento da RNA implementada. No vetor alvo foi utilizada uma notação binária xor de 8bits para representar as três classes em que os tecidos da imagem serão classificados como mostra a Tabela (5).

Tabela 5. Exemplo de matriz de entrada para treinamento

Componente RGB			Alvo			Classe
0.4627	0.2313	0.2509	1	0	0	Granuloso
0.7922	0.8235	0.6667	0	1	0	Esfacelo/Fibrina
0.3333	0.2510	0.1843	0	0	1	Necrosado

Do total de amostras, 70% foram utilizadas para o treinamento da rede, 15% para testá-la e os outros 15% para realizar a validação.

Foram testadas três topologias para o treinamento da rede e o critério de escolha foi o aspecto visual das imagens classificadas:

- Com aproximadamente 22 mil *pixels*, de amostras de componentes RGB, retirados da imagem:
 - Com três neurônios na camada de entrada utilizando as relações R-G, R-B e G-B, como foi proposto por Perez (2001). Neste método houve pouca detecção de tecidos de esfacelo/fibrina e pouca sensibilidade para variação dos tecidos.
 - Com três neurônios na camada de entrada, mas com as componentes R, G e B com entrada. Foi obtida uma diferenciação razoável dos tecidos quando as condições de captura eram boas.
- Com seis neurônios correspondentes às médias e desvio padrão de cada uma das amostras de imagem, ou seja, 25 amostras. Como era levada em conta a média de todos os pixels a úlcera era classificada pelo tecido predominante, sem diferenciação dos tecidos.

A topologia utilizada para o treinamento da rede está exemplificada no diagrama da Figura (37), onde o vetor RGB não contém componentes nulas.

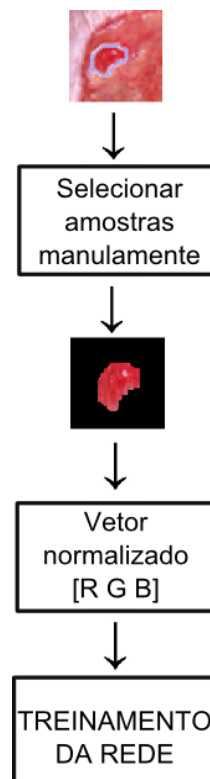


Figura 37. Diagrama para treinamento da rede

Para a validação da rede, foram utilizadas imagens já segmentadas que não haviam sido usadas para o treinamento da rede. A rede que teve melhor resultado

para as imagens testadas foi a com três camadas de entrada com as componentes R, G e B. Por isso, esta foi a rede adotada para a classificação. Isto não exclui a possibilidade de que outros arranjos de rede com as outras entradas deem bons resultados.

Após a rede ter sido treinada e validada, pode-se utilizá-la para classificar os tecidos da imagem. Isso é feito transformando a imagem que se deseja classificar em um vetor de dados RGB sem componentes nulas. A rede computa os valores e atribui classes para cada *pixel* mudando sua tonalidade para vermelho, verde ou azul, que são equivalentes as classes granuloso, fibrina/esfacelo e necrose (Figura 38).



Figura 38. Exemplo de classificação obtida pela RNA (a) imagem original (b) imagem classificada

4.6 ÁREA E PORCENTAGEM DOS TECIDOS

A imagem final é formada pela soma de todas as imagens segmentadas que foram incluídas pelo usuário. A partir da imagem final serão calculados os valores de área total e área dos tecidos.

A área total da úlcera é mensurada por meio da quantidade de pixels não nulos da imagem final. Para converter a quantidade de *pixels* para centímetros quadrados basta multiplicar o valor encontrado pelo fator obtido anteriormente pela relação do quadrado:

$$\text{Área da úlcera (cm}^2\text{)} = \text{fator} \times \text{pixels da úlcera.} \quad (16)$$

Para mensurar a área dos tecidos, utiliza-se a imagem final, que contém somente úlcera, como entrada para a rede treinada. A soma de *pixels* vermelhos resulta na quantidade de *pixels* de tecido granuloso, o verde a quantidade de esfacelo/fibrina e azul o de necrose. Para conversão para centímetros quadrados utiliza-se Eq. (16).

Para mensurar a porcentagem de cada tecido na úlcera é utilizado os valores de área encontrados. A proporção é feita pela relação entre os *pixels* da região total de úlcera e os de cada região classificada (Eq. 17).

$$\% \text{ tecido} = \frac{\text{pixels do tecido}}{\text{pixels da úlcera}} \quad (17)$$

4.7 INFORMAÇÕES DA REGIÃO

Na Figura 39, temos um exemplo da utilização da ferramenta *regionprops* para encontrar o eixo maior, eixo menor, excentricidade, orientação e centroide da região que compreende a úlcera.



Figura 39. Elipse gerada a partir da máscara

Tabela 6. Dados obtidos por meio da máscara segmentada

Orientação	-8.831217
Maior eixo de comprimento	166.426795 <i>pixels</i>
Menor eixo de comprimento	59.545924 <i>pixels</i>
Excentricidade	0.001125
Centroide	x = 252.763892 y= 252.140863

Esses valores também podem ser utilizados para análise da evolução cicatricial e como parâmetros de cicatrização. No caso da localização do centroide, pode-se calcular a distância entre duas úlceras, quando existe mais de uma.

4.8 ÍNDICES DE CICATRIZAÇÃO

Todos os procedimentos citados até agora têm por objetivo encontrar as informações necessárias para medir a evolução da úlcera. Os índices de cicatrização vão gerar o resultado para ser comparado em longo prazo.

Uma vez que se têm duas imagens, do acompanhamento de um mesmo paciente, pode-se encontrar o índice de cicatrização (Eq. 10) que aquele paciente

possui. O método aplicado foi o mesmo utilizado por Minatel et al.(2009) acrescido de outros dados obtidos com o cálculo da elipse (Rodrigues, 2011).

O diagrama da Figura (40) resume as etapas até serem obtidas as informações da imagem.

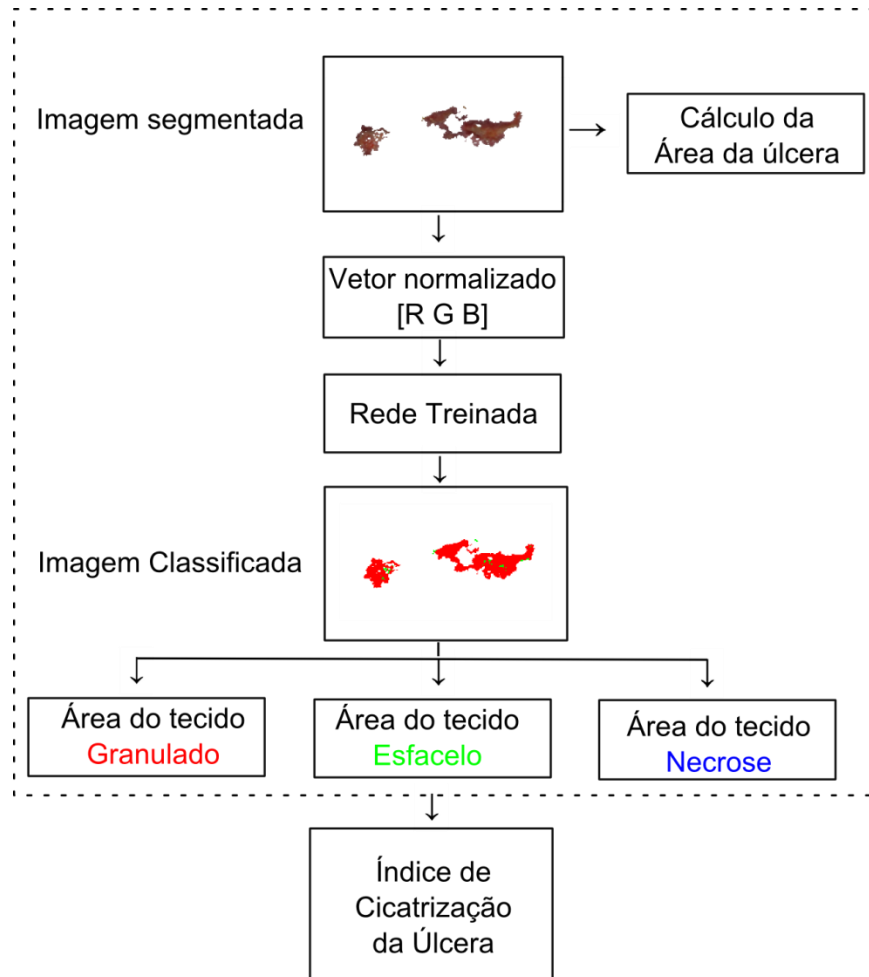


Figura 40. Diagrama resumo da obtenção dos dados do paciente

Caso já existam dados do paciente armazenados anteriormente, eles devem ser carregados para o cálculo do índice.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Por mais que o programa tente contornar todas as falhas de segmentação, existem alguns tipos de imagem que não são mensuráveis: imagens sem o quadrado de referência; úlceras profundas ou com cavidades internas; úlceras na superfície de regiões não planas; com hemorragia ou muito exsudato. Na Figura (41), tem-se um exemplo de úlcera que não atende aos pré-requisitos do programa, pois possui hemorragia, o quadrado não está bem posicionado, possui grande variação de tons de pele e a úlcera não está contida no plano da imagem.



Figura 41. Exemplo de imagem que não atende os pré-requisitos do programa

Devido à impossibilidade de se generalizar o método para úlceras variadas, pelas limitações citadas e para garantir a confiabilidade dos resultados, optou-se por restringir a aplicação do programa para um conjunto reduzido de úlceras com pouca variabilidade de características como cor, profundidade e posicionamento.

Com o padrão de captura e a metodologia aplicados, foi possível segmentar e classificar uma quantidade de 10 amostras, que atendiam aos pré-requisitos de segmentação impostos pelo programa, para validação de resultados.

O número de imagens analisadas é reduzido devido ao tempo de desenvolvimento do trabalho, que não permitiu que mais fotos fossem capturadas. O resultado consiste em imagens e dados obtidos com o programa desenvolvido neste trabalho, como mostra a Figura (42), e a Figura (43) que representa a porcentagem dos tecidos presentes na úlcera.

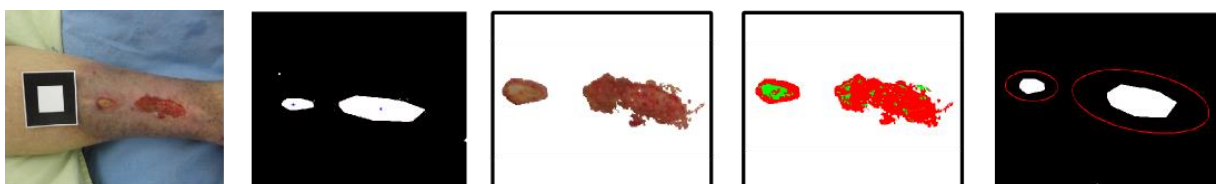


Figura 42. Imagens de saída do programa desenvolvido

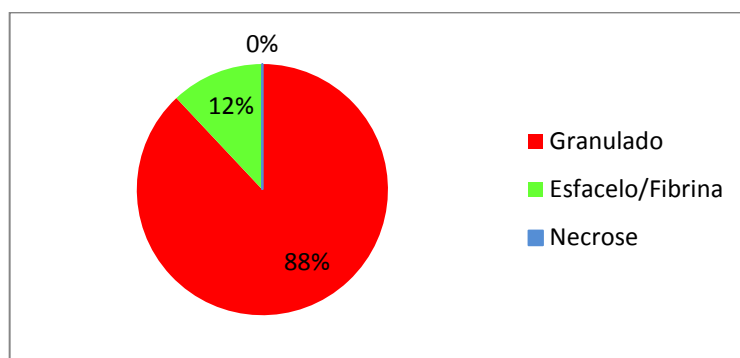


Figura 43. Gráfico das porcentagens de cada tecido da úlcera

A Tabela (7) contém as informações de área da úlcera, perímetro, eixo maior e menor, área de tecido granulado e fibrina e o tempo de execução de cada análise. Os dados de imagens com mais de uma úlcera foram colocados separadamente e por ordem de tamanho. As imagens equivalentes aos dados da tabela encontram-se no Anexo II⁷. Como os resultados não foram arredondados é possível que a soma dos tecidos não seja exata, mas essa diferença é mínima e por isso foi desprezada.

Tabela 7. Informações obtidas das Imagens analisadas

Imagem	Área (cm ²)	Perímetro (cm)	Eixo maior (cm)	Eixo menor (cm)	Granulado (cm ²)	Fibrina (cm ²)	Tempo (seg)
1	8,71	5,36	5,67/2,14	2,02/1,02	7,71	1,07	55,40
2	14,32	7,75	3,23	1,12	13,40	1,05	116,26
3	0,936	0,665	0,20	0,17	0,65	0,299	129,79
4	15,26	8,78	3,02	2,26	14,98	0,322	74,97
5	1,87	7,26	2,91	0,848	1,69	0,1987	39,98
6	1,89	3,87/1,25	1,20/0,5	0,91/0,21	1,54	0,39	149,20
7	8,82	3,42	1,11	0,43	8,57	0,301	64,48
8	3,62	3,08/7,01	0,55/1,01	0,23/0,79	3,38	0,28	109,83
9	19,10	5,61/0,79	2,49/1,76	0,79/0,59	15,95	3,27	95,22
10	41,60	22,65	8,9	3,91	10,95	30,80	173,32

⁷ Imagem 5 retirada de Rodrigues, 2011.

O tempo levado para análise de cada imagem varia com a dificuldade de segmentação. Etapas de seleção manual requerem mais tempo de execução, quando o quadrado não é identificado ou opta-se por selecionar a úlcera manualmente. Apesar disso, a média de tempo para análise de imagens ficou em 100.84 segundos, o que é um pouco mais de 1 minuto por análise.

5.1 ÍNDICE DE CICATRIZAÇÃO DA ÚLCERA

A análise da evolução de um paciente requer semanas de acompanhamento para conseguir uma sequência de capturas. Devido ao tempo de desenvolvimento do trabalho, não foi possível realizar o acompanhamento em longo prazo de um mesmo paciente. Por essas razões, o programa foi testado com apenas duas capturas.

Com as imagens tiradas de um mesmo paciente com intervalo de duas semanas, é possível fazer a medição do Índice de cicatrização da úlcera. As Tabelas (8) e (9) contêm o comparativo entre as áreas das Figuras (44) e (45).

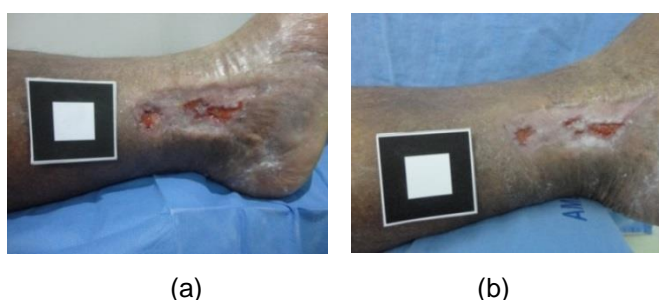


Figura 44. Imagem Paciente 1 (a) primeira captura (b) segunda captura

Tabela 8. Dados comparativos do Paciente 1

Paciente 1	Área (cm²)	Perímetro (cm)	Eixo maior (cm)	Eixo menor (cm)	Granulado (cm²)	Fibrina (cm²)
1captura	3,62	3,08/7,01	0,55/1,01	0,23/0,79	3,38	0,28
2captura	1,89	1,25/3,87	0,5/1,20	0,21/0,91	1,54	0,39



Figura 45. Imagem Paciente 2 (a) primeira captura e (b) segunda captura.

Tabela 9. Dados comparativos do Paciente 2

Paciente 2	Área (cm²)	Perímetro (cm)	Eixo maior (cm)	Eixo menor (cm)	Granulado (cm²)	Fibrina (cm²)
1 ^a captura	14,32	7,75	3,23	1,12	13,40	1,05
2 ^a captura	19,10	5,61/0,79	2,49/1,76	0,79/0,59	15,95	3,27

Utilizando a Eq. (10) calcula-se o ICU para a úlcera dos pacientes em análise. Também é mensurada a relação esfacelo-fibrina na primeira e na segunda captura para cada paciente. Para analisar os tecidos presentes é utilizada a Eq. (12) sabendo que o tecido de granulação favorece a cicatrização e o aumento do esfacelo/fibrina atrasa o processo cicatricial.

Tabela 10. Índice de Cicatrização e relação dos tecidos E/G

	ICU	$\frac{E}{G}$ 1^a Captura	$\frac{E}{G}$ 2^a Captura
Paciente 1	0.4613	0.0834	0.7291
Paciente 2	-0.25	0.078	0.205

Para o Paciente 1 foi constatada uma diminuição da área da úlcera enquanto para o Paciente 2 houve um pequeno crescimento. Entretanto, esses valores dizem pouco sobre a evolução cicatricial, visto que o índice só retorna duas saídas: redução ou aumento da úlcera. Por isso, foram acrescentadas nos cálculos as medidas dos eixos maior e menor da úlcera na Tabela (11). Como existem duas regiões de úlceras, foram obtidos quatro valores para variação no eixo menor, eixo maior e perímetro por meio das Eq. (18) a (20).

$$\Delta Eixo\ menor = Eixo\ menor\ antes - Eixo\ menor\ depois \quad (18)$$

$$\Delta Eixo\ maior = Eixo\ maior\ antes - Eixo\ maior\ depois \quad (19)$$

$$\Delta Perimetro = Perimetro\ antes - Perimetro\ depois \quad (20)$$

Tabela 11. Variações dimensionais das máscaras

	Paciente 1	Paciente 2
$\Delta Eixo\ menor$	0.05 / -0.19	0.74 / -
$\Delta Eixo\ maior$	0.02 / -0.12	0.33 / -
$\Delta Perimetro$	1,83 / 3.14	1.32

Os dados da tabela acima são feitos em cima da máscara de úlcera, e geralmente apresentam uma única região. Durante o processo cicatricial, pode ocorrer a divisão da úlcera em duas regiões menores o que implica na divisão da máscara. Por esse motivo, fica inviável comparar os dados das diferentes capturas nesse caso, pois eles perdem a relação. Contudo, quando não ocorre essa divisão é possível ver que os eixos representam uma redução, já o perímetro não fornece uma análise boa já que a fronteira da úlcera é geralmente irregular.

Diante desses dados, é constatada a necessidade de um índice melhorar para o acompanhamento da cicatrização de úlceras.

5.2 COMPARAÇÃO COM OUTROS RESULTADOS

Além das imagens já utilizadas para testar o programa, foi feita a análise com as imagens do trabalho de Rodrigues (2011) para comparação. Como foi utilizado o mesmo referencial, um quadrado de área 25 cm², é possível comparar os resultados obtidos entre os dois métodos. A Tabela (12) e (13) contêm os valores de área, perímetro e eixo maior e menor das imagens utilizados para comparação. O resultado da segmentação dessas imagens encontra-se no Anexo III.

Tabela 12. Resultados obtidos por Rodrigues (2011)

Imagem	Área (cm²)	Perímetro (cm²)	E. maior (cm)	E. menor (cm)
1	7,87	12,50	4,34	2,25
2	62,3	47,58	18,33	4,99
3	72,2	48,68	18,09	5,17
4	23,3	33,03	13,83	4,05
5	18,5	16,87	5,87	3,84

Tabela 13. Resultados obtidos por meio do programa da autora

Imagem	Área (cm²)	Perímetro (cm²)	E. maior (cm)	E. menor (cm)
1	8.133	6.00	2.225	1.300
2	63,83	36.410	14.810	4.190
3	75,17	43.95	18.09	5.405
4	26,42	30.84	13.86	2.519
5	21,64	16.55	5.75	3.965

Como as imagens foram retiradas de um documento digital a resolução delas é prejudicada o que pode justificar a diferença na comparação dos dados. Ainda assim, o erro médio absoluto encontrado entre as áreas foi de 2.204 cm².

5.3 VALIDAÇÃO DOS RESULTADOS

Para validação dos resultados as 10 imagens da Tabela (6) foram calculadas a área total da úlcera com por meio da segmentação automática e da segmentação manual do programa desenvolvido, e pelo software ImageJ®.

Para mensurar a área utilizando o ImageJ®, foi feito o mesmo procedimento adotado por Santana (2006) utilizando a ferramenta de seleção livre para delimitar a região de úlcera (Figura 46).



Figura 46. Seleção manual da área

Já para diferenciar tecidos foi utilizada a ferramenta de limiarização no espaço de cor HSI, onde a combinação da matiz e saturação dependem do critério utilizado pelo usuário. Foi observado, ao tentar utilizar essa ferramenta, que poucas variações nessa combinação de brilho-saturação, geravam grandes alterações no valor de área segmentada, como mostra a Figura (47), sendo necessário definir um critério de parada confiável. Por isso, optou-se pela validação das áreas de tecidos de granulação e fibrina por um profissional especializado.

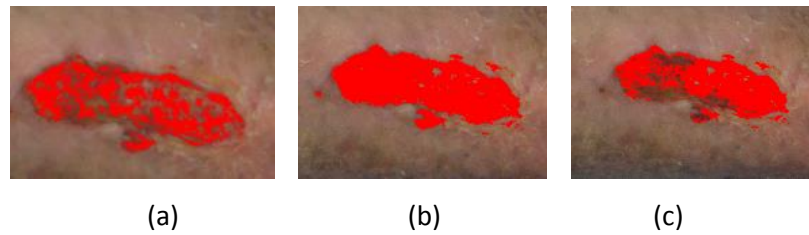


Figura 47. Ferramenta de limiarização HSI no ImageJ® (a) Saturação – 95; Brilho – 172 (b) Saturação -140; Brilho – 125 (c) Saturação 140; Brilho 95

Como o ImageJ é uma ferramenta utilizada como referência pra pesquisa científica, será calculado o erro entre as amostras analisadas pelo programa desenvolvido e as áreas encontradas pelo ImageJ. Para calcular o erro foi utilizada a subtração de áreas, como mostra a Eq. (18) e para o cálculo da média do erro foi utilizada a Eq. (19).

$$Erro = \text{Área segmentada} - \text{Área ImageJ} \quad (18)$$

$$Erro \text{ médio} = \sum_{n=1}^N \frac{\sqrt{|\text{erro}(n)|}}{N}, \quad (19)$$

onde N é o número de imagens analisadas. Os dados obtidos estão contidos na Tabela (14) e os gráficos das Figuras (48) e (49) mostram o comparativo visual dos valores de área e do erro, respectivamente, com relação à área do ImageJ.

Tabela 14. Tabela comparativa entre as áreas obtidas e o ImageJ

Paciente	Área (cm ²)	Tipo de segmentação	Área ImageJ (cm ²)	Erro	Erro (%)
1	8,71	automática	8,87	-0,1600	1.803
2	14,32	automática	15,637	-1,317	8.422
3	0,936	automática	0,731	0,205	28.043
4	15,26	manual	14,014	1,246	8.891
5	1,87	manual	2,13	-0,260	12.206
6	1,89	automática	1,857	0,033	1.777
7	8,82	manual	9,22	-0,400	4.338
8	3,62	automática	3,47	0,150	4.322
9	19,10	automática	19,70	-0,600	3.047
10	41,60	manual	40,793	0,807	1.978
Erro médio				0.5231	7.483

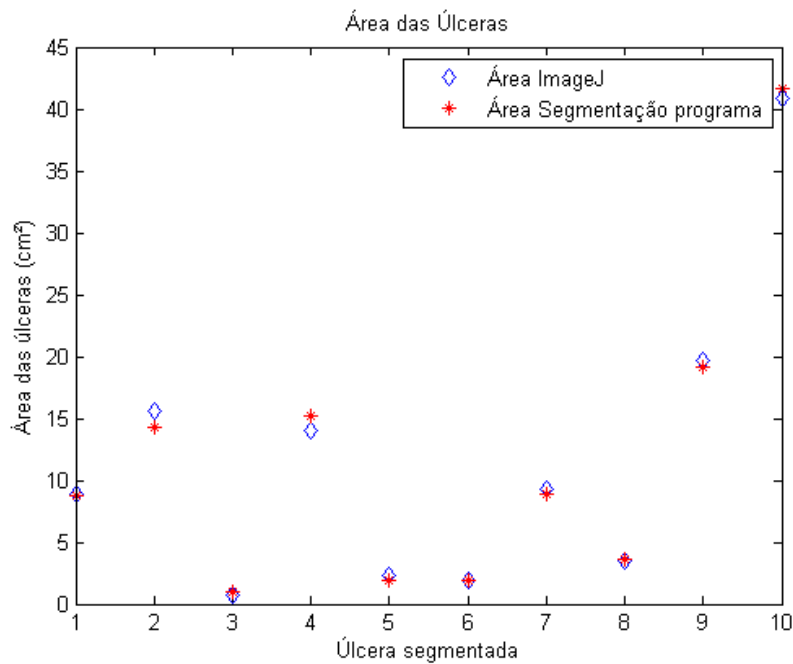


Figura 48. Gráfico das áreas obtidas para validação

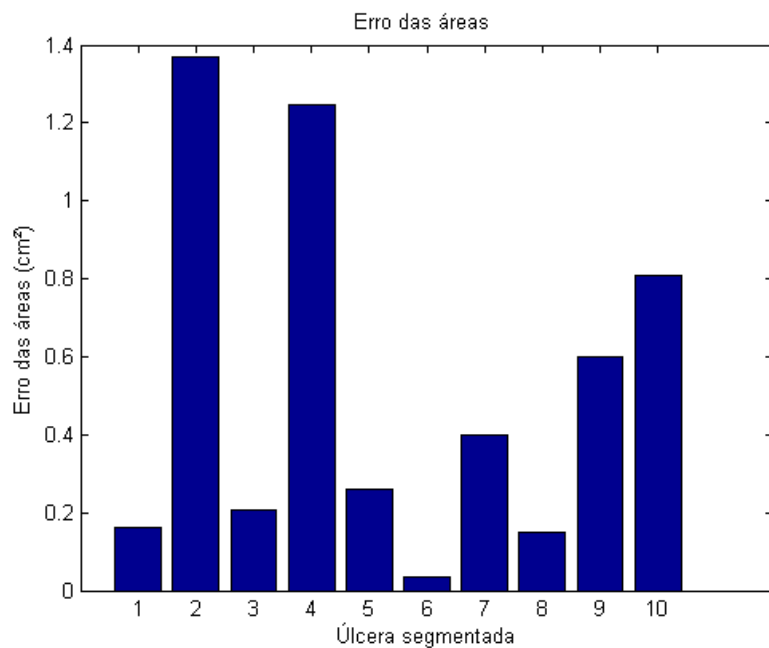


Figura 49. Gráfico dos erros obtidos

A partir dos dados obtidos é possível ver que os valores de área obtidos pelo método proposto variam pouco com relação ao ImageJ. O valor máximo da diferença entre as imagens analisadas foi de 1,37 cm² o que pode ser considerado um valor pequeno devido à dificuldade de segmentação.

A úlcera equivalente à imagem 10 da Tabela (14) é um exemplo de região que não foi bem segmentada automaticamente. A diferença entre as áreas da

segmentação automática dessa imagem com a do ImageJ foi de 6.33 cm², e por isso recorreu-se a segmentação manual. Com o intuito de mostrar que a diferença de coloração dos tecidos de esfacelo/fibrina e tecido de pele é quase imperceptível visualmente, foi feito na imagem da Figura (50) um aumento de uma pequena região de cada tecido.

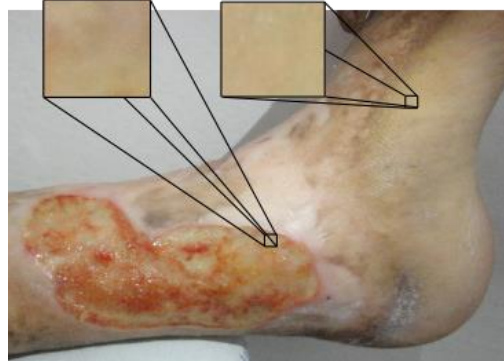


Figura 50. Imagem com bordas suaves

A diferenciação desses dois tipos de tecidos para classificação automática foi uma das limitações do trabalho desenvolvido, por isso optou-se por inserir a segmentação manual para delimitar a separação.

6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

O DM é um conjunto de doenças que tem por complicação grave o pé diabético que, devido a várias neuropatias intrínsecas, leva os pacientes a desenvolverem úlceras. O acompanhamento dos pacientes com DM é essencial e deve permanecer até que a úlcera tenha se extinguido. Os centros especializados atendem um grande contingente de pacientes por dia o que torna difícil o preenchimento de fichas clínicas detalhadas. A utilização de fotografias das úlceras de cada paciente seguido da segmentação e classificação automática facilita o diagnóstico posterior.

Como foi observado nos centros clínicos e na literatura, métodos de captura que requerem uma metodologia muito complexa não são mantidos por muito tempo e acabam sendo inutilizados. A melhor forma para garantir a qualidade da segmentação das imagens é a utilização de métodos simples que possam ser facilmente aplicados pelos profissionais da saúde e que não requeiram muito tempo. Algoritmos que facilitem a identificação da úlcera, como o de segmentação de pele e a correção da luminosidade, diminuem os pré-requisitos necessários na captura de imagens sem diminuir a qualidade de segmentação.

Como já havia sido relatado por Hazem et. al (2011), a segmentação e a classificação de úlceras não geram bons resultados quando o banco de imagens é muito amplo. Por isso, foram feitas restrições aos tipos de úlceras a serem segmentadas, excluindo úlceras profundas, com cavidades internas, muita secreção ou hemorragia. Para lidar com os falsos positivos foram incluídas etapas de confirmação da região de análise e, em casos de falsos negativos, foi possível reincluir regiões na imagem por meio de segmentação manual.

Segmentar e classificar úlceras para auxiliar um diagnóstico médico é uma tarefa complexa devido à diversidade de formas e cores. A metodologia desenvolvida neste trabalho buscou aliar diferentes etapas de segmentação para restringir as condições de classificação por RNA.

Para a classificação dos tecidos cicatriciais, foram utilizadas amostras RGB da úlcera para realizar o treinamento da RNA. Para este trabalho, esta topologia de treinamento, apesar de simples e com poucas características de entrada, foi a que obteve melhores resultados para classificação das imagens já segmentadas.

Entretanto, outros algoritmos de aprendizado de máquina podem ser testados em busca de melhores resultados.

A diferenciação dos tecidos de esfacelo/fibrina das regiões de pele é uma das limitações do trabalho e é recorrente em trabalhos desenvolvidos por outros pesquisadores. A solução utilizada exclui a região de pele da segmentação, o que a impede de ser classificada como fibrina.

Apesar das limitações, a segmentação e classificação geraram resultados bons quando comparados aos métodos já existentes. Além disso, o tempo de análise da úlcera leva em média um minuto. Não obstante, o programa desenvolvido neste trabalho é de fácil aprendizagem e não requer conhecimento prévio da operação do software.

Quanto melhor a máscara obtida na etapa de segmentação, mais próximos da realidade serão os resultados, que poderão ser convertidos em uma análise dimensional da úlcera. Alguns dados utilizados por Macieira et. al (2009) estão no Anexo IV e podem ser acrescentados no acompanhamento da evolução. Com esses dados, aliados às características morfológicas e de texturas, que podem ser extraídas com algoritmos próprios, pode-se criar uma modelagem da evolução da úlcera e prever a sua evolução.

O trabalho desenvolvido contém parte do que pode ser desenvolvido na área de processamento de imagens voltado para a saúde. Trabalhos desenvolvidos na área de segmentação e classificação de úlceras mostram diferentes técnicas em busca de uma solução ótima para essa finalidade. Quanto mais dados forem utilizados para caracterizar a úlcera e a sua evolução, melhores serão as informações para o acompanhamento periódico de pacientes.

Planeja-se utilizar esta ferramenta futuramente para validação dos métodos de tratamento das úlceras, visando avaliar a eficácia com que eles auxiliam no processo de cicatrização.

Como trabalhos futuros, pode-se migrar o programa para bibliotecas livres, como o OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*), que possui módulos de processamento de imagens e criar uma interface amigável para o programa para que ele possa ser instalado e utilizado nos centros de saúde.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Conselho Internacional sobre Pé Diabético. Grupo de Trabalho Internacional sobre o Pé Diabético. (2001). Secretaria de Estado de Saúde do Distrito Federal. Direção: Pedrosa, H.C., Brasília, 20p.
- DAENA, A.M. et al. Fully automated algorithm for wound surface area assessment. Technical Article – Wound Repair and Regeneration, 2012.
- GONZALEZ, Rafael C; WOODS, Richard E. Digital Image Processing. 3rd Edition. Ed Pearson. New Jersey, 2008.
- GAURAV, Jain. Skin Detection, MATLAB CENTRAL. *University of Toronto*, 2010.
- HAYKIN, Simon. Redes Neurais, Princípios e Prática. 2ª Edição. Ed Bookman, 2001.
- HAZEM Wannous, LUCAS Yves, TREUILLET Sylvie. Enhanced Assessment of the Wound-Healing Process by Accurate Multiview Tissue Classification. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.30, nº 2, 2011. p315-326.
- IMAGEJ, Image Processing and Analysis in Java. Software Java disponível em: <<http://imagej.nih.gov/ij/>>
- ISAAC, C. et al., Processo de cura das feridas: cicatrização fisiológica. Rev Med (São Paulo). 2010 jul-dez 89: 125-31.
- JUNIOR, Joaquim. Abordagem Baseada em Morfologia Matemática para a Identificação Biométrica Através da Íris. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e Informática Industrial) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2012.
- MACIEIRA M., ZAMPIROLI F., STRANSKY B. Estudo da topologia do tecido adiposo e seus tumores. II Simpósio de Iniciação Científica da Universidade Federal do ABC (SIC-UFABC). Brasil, São Paulo. 2009.
- MALAGUTTI, W.; KAKIHARA, C. T. Curativos, Estomia e Dermatologia: Uma abordagem multiprofissional. 2ªed. São Paulo, 2011, pag 141 e 322.
- MATHWORKS. Color-Based Segmentation Using K-Means Clustering. Image Processing Toolbox™. 2014.
- MEDONÇA, Ricardo; NETTO, C. Joaquim, Aspectos celulares da cicatrização. Anais Brasileiros de Dermatologia, 2009. p 257-62.
- MEDEIROS, Gilmar Caiado Fleury. Uso de texturas para o acompanhamento da evolução do tratamento de úlceras dermatológicas. 2001. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2001.
- MINATEL G.D.; FRANÇA C. S.; ENWEMEKA C. S; FRADE M. A. Fototerapia (LEDs 660/890nm) no tratamento de úlceras de perna em pacientes diabéticos: estudo de caso. Dermatol. 2009; 84(3):279-83.
- MS, Manual de condutas para úlceras neurotróficas e traumáticas - Secretaria de Políticas de Saúde (Departamento de Atenção Básica). Brasília, 2002.
- PILLON S., BELLO.C, CECCARELLI V. BOCCUZZI, L. Telemedicine and wound management using dedicated smartphone app. Wound Assessment ep 426, 2012.
- PEDROSA, H.C. et al. (2014) Ficha Clínica In: Neuropatias e Pé Diabético. AC Farmacêutica, Rio de Janeiro, pag 298-304.
- PEREIRA, I. L. et al. A posição da câmera fotográfica influencia no cálculo computadorizado por pressão?. Revista Oficial do Conselho Federal de Enfermagem v.2, n.4, 2011.
- PEREZ, Andres Anobile. Segmentação e Quantificação de Tecidos em Imagens Coloridas de Úlceras de Perna. São Carlos, 2001.

- REIS, Maria do Carmo. Sistema Indutor de Neoformação Tecidual para Pé Diabético com Circuito Emissor de Luz de LEDs e Utilização do Látex Natural. Distrito Federal, 2013.
- RIBEIRO, J. Marcelo. Segmentação de pele humana em imagens coloridas baseada em valores das médias da vizinhança em subimagens. São Carlos, 2007.
- RODRIGUES, A. F. Bruno. Classificação Automática de Lesões Cutâneas, junho 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Computação) – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, 2011.
- SANTANA, L. A.; GOMES, F. G.; KAJIWARA, J. K.; FRADE M. A. Quantificação de Áreas de Úlceras de Perna através de um Programa de Análise de Imagem (Image J). CBIS, 2011.
- SANTANA, L. A.; GOMES, F. G.; KAJIWARA, J. K.; FRADE M. A. Monitoramento do Tratamento de Úlceras de Perna Através do Software ImageJ. São Carlos, Brasil.2006.
- SBD (2013-2014). Sociedade Brasileira de Diabetes. Diretrizes da Sociedade Brasileira de Diabetes. [organização José Egidio Paulo de Oliveira, Sérgio Vencio]. São Paulo: AC Farmacêutica, 2014.
- TARALLO, André. Segmentação e Classificação de Imagens Digitais de Úlceras Cutâneas Através de Redes Neurais Artificiais. São Carlos 2007.

ANEXOS

Anexo I	Protocolo para realizar capturas	39
---------	----------------------------------	----

- Para menor desconforto do paciente, esperar a troca do curativo para realizar as fotografias e realiza-las após o desbridamento.
- A posição da câmera influencia no dimensionamento da área. Por isso, utilizá-la sempre na mesma posição, a fim de garantir a mesma resolução e modo de captura.
- As mesmas condições de posicionamento do paciente, iluminação homogênea e focalização ideal da úlcera devem ser mantidas.
- A melhor distância é a que contém o melhor foco. A câmera, se possível, deve ser fixada em um tripé ou sobre uma superfície paralelamente a superfície da ferida.
- Um referencial real e de tamanho conhecido deve ser incluído próximo à úlcera. Esse referencial deve ser um quadrado de centro branco facilmente distinguível do resto da imagem. Ele deve ser posicionado sempre nas extremidades do quadro da foto sem nunca sobrepor regiões importantes.



Figura 51. Imagem com referencial de área conhecida

- É importante que o plano de fundo da imagem seja o mais homogêneo possível, cobrindo, quando possível, objetos e outras partes do corpo.

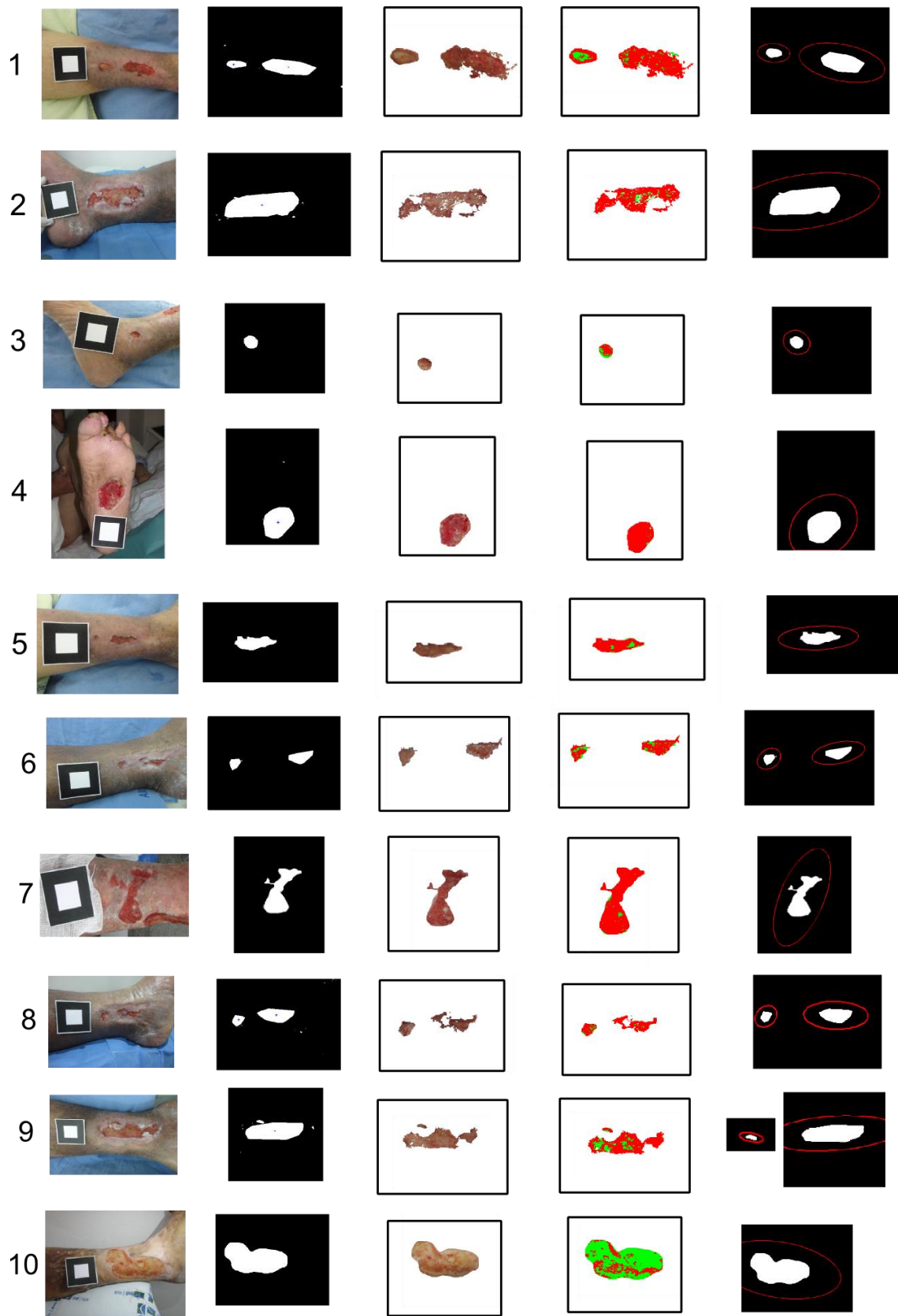


Figura 52. Imagens equivalentes a Tabela 6 - Imagem 4 (Rodrigues, 2011)

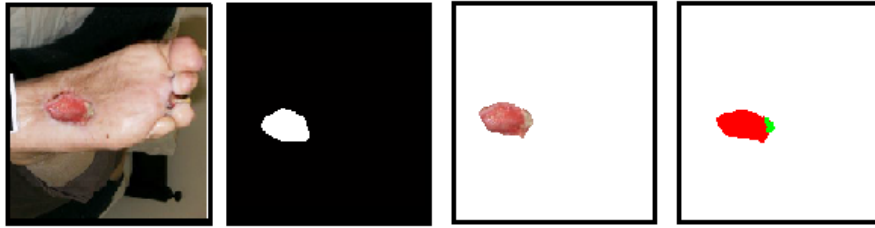


Figura 53. Imagem 1 Segmentada automaticamente



Figura 54. Imagem 2 Segmentada manualmente

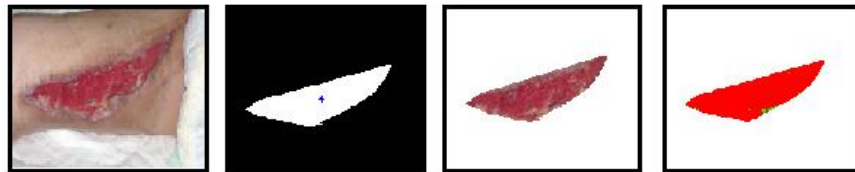


Figura 55. Imagem 3 Segmentada automaticamente

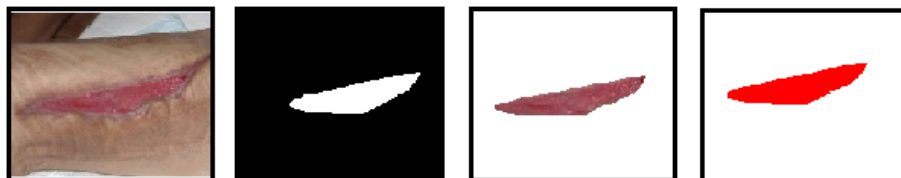


Figura 56. Imagem 4 Segmentada automaticamente



Figura 57. Imagem 5 Segmentada automaticamente

BoundingBox: Grandeza vetorial; é o menor retângulo que contém a região.

Centroide: vetor que especifica o centro de massa da região, cujos primeiro e segundo elementos são as coordenadas x y, respectivamente.

Convex Area: Grandeza escalar; especifica o número de *pixels* em “Imagem Convexa”.

Convex Hull: matriz que especifica o menor polígono convexo que pode conter uma determinada região. Cada linha da matriz contém as coordenadas x e y de um dos vértices do polígono.

Imagem Convexa: imagem binária que especifica os contorno convexo, com todos os *pixels* do contorno preenchidos.

Excentricidade: medida escalar que especifica a excentricidade da elipse que possui os mesmos segundo momentos de área da região. A excentricidade é a razão da distância entre o foco da elipse e o maior eixo.

Número de Euler: medida escalar que especifica o número de objetos na região menos o número de orifícios nesses objetos.

Extent: medida escalar que determina a proporção de *pixels* que o menor retângulo tem no total, dada por: $\text{Area}/\text{área do menor retângulo que contém o objeto}$.

Eixo Maior: medida escalar, especifica o tamanho, em *pixels*, do maior eixo da elipse que possui o mesmo segundo momento de área central que da região.

Eixo menor: medida escalar, determina o tamanho (em *pixels*) do menor eixo da elipse que possui o mesmo segundo momento central da região.

Orientação: medida escalar; ângulo – de -90° a 90° - entre os eixos x e o maior eixo da elipse que possui o mesmo segundo momento de área da região.

Perímetro: medida escalar, determina a distância ao redor do limite da região.

PixelldxList: vetor que contém os índices vetoriais dos *pixels* na região.