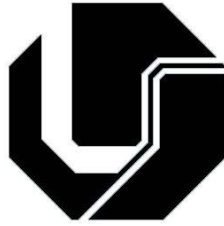


Universidade Federal de Uberlândia



Ricardo de Lima Thomaz

**MÉTODO DE VISUALIZAÇÃO E EXTRAÇÃO DE
ATRIBUTOS DE EQUIMOSSES MULTIFACETADAS NOS
MEMBROS INFERIORES**

Uberlândia

2014

Ricardo de Lima Thomaz

**MÉTODO DE VISUALIZAÇÃO E EXTRAÇÃO DE
ATRIBUTOS DE EQUIMOSSES MULTIFACETADAS NOS
MEMBROS INFERIORES**

Dissertação apresentada à Faculdade de
Engenharia Elétrica da Universidade
Federal de Uberlândia, como parte dos
requisitos para a obtenção do Título de
Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Alcimar Barbosa Soares

Coorientadora: Prof.^a. Dra. Ana Claudia Patrocinio

Uberlândia

2014

- T465m Thomaz, Ricardo de Lima, 1990-
2014 Método de visualização e extração de atributos de equimoses multi-
 facetadas nos membros inferiores / Ricardo de Lima Thomaz. - 2014.
 133 p. : il.
 Orientador: Alcimar Barbosa Soares.
 Coorientadora: Ana Claudia Patrocinio
 Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Facul-
 dade de Engenharia Elétrica.
 Inclui bibliografia.
1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Simulação (Computadores) - Teses.
3. Membros inferiores - Teses. 4. Visão por computador - Teses. 5. Enge-
nharia - Modelos - Teses. I. Soares, Alcimar Barbosa, 1965 - II. Patrocinio,
Ana Claudia. III. Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Enge-
nharia Elétrica. IV. Título.

RICARDO DE LIMA THOMAZ

**Método de visualização e extração de atributos de equimoses multifacetadas
nos membros inferiores**

**Dissertação apresentada à Faculdade de
Engenharia Elétrica da Universidade
Federal de Uberlândia, como parte dos
requisitos para a obtenção do Título de
Mestre em Ciências.**

Área de concentração: Engenharia Biomédica – Instrumentação Biomédica

Data de defesa: 07 de fevereiro de 2014.

Resultado: _____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Alcimar Barbosa Soares – UFU – MG

Prof.^a. Dr.^a Ana Claudia Patrocinio – UFU – MG

Prof. Dr. Edgard Afonso Lamounier – UFU – MG

Prof. Dr. João Fernando Marar – UNESP – SP

*Este trabalho é dedicado com amor a minha namorada, Thalita,
minha mãe, Eunice, meu pai, José Ricardo, minhas irmãs,
Nágila e Raíssa, e a toda minha família.*

*E a todos envolvidos, direta ou indiretamente, na evolução deste
trabalho.*

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores Prof. Dr. Alcimar Barbosa Soares e Prof.^a Dra. Ana Claudia Patrocínio, pela orientação acadêmica e pessoal durante as etapas de desenvolvimento deste trabalho, assim como pela confiança em minhas ideias. À Ana Claudia Loureiro Tannús, por apresentar a problemática que levou ao desenvolvimento desta dissertação.

A minha namorada, Thalita Villaron Lima, pelo amor dedicado a mim, pela compreensão de meu estado emocional nas diversas situações enfrentadas e pela presença durante todos os momentos importantes, bons ou ruins.

Aos meus pais, Eunice e José Ricardo, por me fornecerem tudo de essencial durante o longo caminho desde minha infância ao presente momento.

A toda minha família, sempre presente em momentos de dificuldade, em especial minhas tias Sandy e Euzebia, por propiciarem minha participação em evento internacional durante meu mestrado.

Aos meus professores de graduação e pós-graduação Alcimar Barbosa Soares, Ana Claudia Patrocínio, Adriano O. Andrade, Adriano A. Pereira, Eduardo Lázaro Martins, Alexandre Cardoso, Edgard Lamounier e docentes da FEELT, pela minha formação e apoio durante todas as etapas envolvidas no ensino de nível superior.

A secretária da pós-graduação, Cinara Fagundes, pelo auxílio, atenção e carinho em todas as dificuldades e problemas enfrentados durante minha pós-graduação.

Ao Bruno Calil, Bruno Mulina e Lucas Rocha, pelas inúmeras ajudas, ideias e discussões referentes ao desenvolvimento deste trabalho.

Ao Bruno Calil, pelas longas conversas e discussões referentes aos sistemas eletrônicos de entretenimento interativo.

Ao Lucas Rocha, por destruir, despedaçar e arruinar todo e qualquer objeto de baixo valor presente sobre minha mesa.

Ao Dhainer Rocha Macedo, pelo companheirismo e auxílio durante os diversos momentos de necessidade.

Aos meus colegas do BIOLAB, pelos momentos de descontração, risadas e gargalhadas que auxiliaram muito na continuação saudável da pesquisa e desenvolvimento.

Este trabalho teve o apoio financeiro da CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de
Nível Superior.

Resumo

Esta dissertação apresenta um sistema computacional para reconstrução tridimensional e extração da superfície do membro inferior humano, como nova metodologia de visualização de imagens de equimoses multifacetadas dos membros inferiores. Também são apresentados algoritmos de extração de atributos quantitativos das imagens para auxiliar na avaliação e caracterização objetivas das lesões. Através da padronização da aquisição de imagens por um sistema mecânico, foi desenvolvido um algoritmo baseado na extração de profundidade em silhuetas de imagens para reconstrução tridimensional e extração de superfície do objeto. Para a extração de dados quantitativos de imagens de equimoses, foram implementados algoritmos para extração de atributos de textura, baseados na Transformada Discreta de Cosseno, Wavelet Bidimensional de Haar e descritores de Haralick, e no espaço de cor HSV (*hue, saturation and value*), para a extração de atributos de cor. Para validação do trabalho, foi simulado um modelo de membro inferior com uma equimose multifacetada, submetido, posteriormente, aos algoritmos desenvolvidos. Observou-se que os sistemas de reconstrução tridimensional e extração da superfície propostos foram capazes de gerar uma nova forma de visualização da lesão. Entretanto, devido à falhas procedimentais na aquisição das imagens, houve um erro de deslocamento de 11,84%. Os algoritmos para extração de atributos quantitativos obtiveram êxito em separar imagens de uma lesão modificadas intencionalmente, por meio do cálculo da distância de Hausdorff entre os atributos das imagens. Os resultados permitem concluir que os sistemas desenvolvidos são capazes de gerar visualizações tridimensional e bidimensional adequadas de toda a superfície do modelo simulado, assim como definem corretamente os atributos capazes de diferenciar as modificações inseridas nas imagens simuladas. Apesar da ausência de avaliações com equimoses reais, podemos perceber que os sistemas desenvolvidos tem potencial para se enquadrarem entre os métodos padrão para visualização de equimoses e determinação de atributos capazes de diferenciar etapas da absorção das lesões.

Palavras-chave: Equimoses multifacetadas. Reconstrução tridimensional. Extração de superfície. Método de visualização. Extração de atributos. Quantificação e caracterização.

Abstract

This dissertation presents a computational system for three-dimensional reconstruction and surface extraction of the human lower limb as a new methodology of visualizing images of multifaceted ecchymosis on the lower limbs. Also, it presents algorithms for quantitative feature extraction of images to aid on the objective characterization of wounds. Through standardization of image acquisition by a mechanical system, an algorithm was developed for three-dimensional reconstruction and surface extraction based on the extraction of depth from silhouettes. To extract quantitative data from images of ecchymosis, algorithms were implemented to extract texture features based on the Discrete Cosine Transform, Two-dimensional Haar Wavelet and Haralick's descriptors, and for extracting color features based on the HSV (hue, saturation and value) color space. In order to validate this work, it was designed a model simulating a lower limb with multifaceted ecchymosis, which was later submitted to all algorithms developed. It was observed that the systems for three-dimensional reconstruction and surface extraction of the object were able to generate a new visualization method of the lesion. However, due to procedural flaws during image acquisition, there was a displacement error of 11.84%. The algorithms for quantitative feature extraction succeeded in separating intentionally modified images of the lesion by calculating the Hausdorff distance between their features. The results allow us to conclude that the developed systems provided adequate three-dimensional and two-dimensional visualization of the surface of the simulated model, as well as are capable of defining the features to differentiate the modifications applied onto the simulated images. Despite the lack of experiments with real ecchymoses, the systems developed in this work show great potential to be included in the standard methods for the visualization of ecchymoses and the definition of attributes capable of differentiating the different stages of absorption.

Keywords: Multifaceted ecchymosis. Three-dimensional reconstruction. Surface extraction. Visualization method. Feature extraction. Quantification and characterization.

Lista de Figuras

Figura 2.1 Ilustração das camadas do tecido cutâneo.....	21
Figura 2.2 Ilustração da presença de vasos sanguíneos na derme.	21
Figura 2.3 Ilustração do extravasamento de sangue no tecido cutâneo.	22
Figura 2.4 Ilustração da variação da coloração de equimoses durante processo de absorção.....	23
Figura 2.5 Medida de lesões na pele através da fotografia.	24
Figura 2.6 ABFO N° 2: Escala para registro fotográfico forense.	24
Figura 2.7 Exemplo de imagens dos membros inferiores adquiridas manualmente.....	26
Figura 3.1 (a) Imagem de 1024x1024 pixels de resolução espacial, (b)-(f) reamostragem de (a) em 512x512, 256x256, 128x128, 64x64 e 32x32 pixels, respectivamente.....	30
Figura 3.2 Espaço de cor e respectivo mapeamento.....	32
Figura 3.3 Ilustração do espaço HSV em coordenadas cilíndricas.....	34
Figura 3.4 Padrão médio de medidas do corpo humano proposto por.	35
Figura 4.1 Exemplo de sistema de reconstrução tridimensional.....	38
Figura 4.2 Nuvem de pontos (esquerda) e objeto tridimensional (direita).	39
Figura 4.3 Exemplo de triangulação de pontos pelo método Delaunay.....	40
Figura 5.1 Imagens exibidas em (a) 16, (b) 8, (c) 4 e (d) 2 bits de resolução de contraste.	43
Figura 5.2 Exemplo de binarização de uma imagem digital.	45
Figura 5.3 Extração de contornos em imagens binárias.....	45
Figura 5.4 Exemplos de extração de atributos de baixo-nível.....	46
Figura 5.5 Vetores de atributo no espaço HSY.....	50
Figura 5.6 Exemplos de texturas artificiais.....	50
Figura 5.7 Método de amostragem em ziguezague.	55
Figura 5.8 Diagrama de cálculo para Wavelet Bidimensional de 1-Nível.....	58
Figura 5.9 Decomposição da Transformada Wavelet Bidimensional de 1-Nível.	58
Figura 5.10 Ilustração do método de distância de Hausdorff.	60
Figura 6.1 Camadas de desenvolvimento do sistema proposto.....	61
Figura 6.2 Esquema Ilustrativo do protótipo proposto para aquisição de imagens.....	62
Figura 6.3 Estrutura de apoio e suporte ao paciente.	63
Figura 6.4 Sistema de braço mecânico para sustentação do observador (câmera).....	64
Figura 6.5 Sistema de rolamento e base de apoio para o paciente.....	64
Figura 6.6 Ilustração do método de reconstrução tridimensional por silhuetas.	66
Figura 6.7 Exemplo de extração de silhueta. (A) Imagem original, (B) limiarização por cor e (C) binarização resultante.....	68
Figura 6.8 Ilustração do método de triangulação por ordem.....	71
Figura 6.9 Ilustração do cálculo do número de amostras para extração de textura gráfica.....	72
Figura 6.10 Ilustração da subdivisão de uma imagem de tamanho MxN em blocos de 8x8 pixels.	77
Figura 6.11 Ilustração da DCT bidimensional em um bloco de imagem.	78
Figura 6.12 Exemplo da transformada 2D-Wavelet e sua matriz resultante.	80
Figura 6.13 Ilustração da extração da matriz de coocorrência em uma imagem com 8-bits de resolução de contraste.....	81

Figura 6.14 Fotografia do objeto real simulado.	83
Figura 6.15 Fotografia do protótipo utilizado para coleta de imagens.	84
Figura 6.16 Ilustração da interface gráfica do protótipo de reconstrução. Importar arquivos de imagem (A) e propriedades do modelo 3D (B).....	85
Figura 7.1 Doze amostras resultantes da aquisição fotográfica a 30° de distância.	88
Figura 7.2 Erro relativo na aquisição de imagens.	89
Figura 7.3 Gráfico representado o erro relativo na captura de imagens.	90
Figura 7.4 Doze amostras de imagens após o processo de limiarização por cor.....	91
Figura 7.5 Doze amostras de imagens após o processo de binarização.	92
Figura 7.6 Nuvem de pontos triangulada resultante de 120 imagens.	93
Figura 7.7 Textura gráfica extraída de 12 amostras com passo angular de 30°.....	94
Figura 7.8 Textura gráfica extraída de 60 amostras com passo angular de 6°.....	94
Figura 7.9 Textura gráfica extraída de 120 amostras com passo angular de 3°.....	94
Figura 7.10 Modelo tridimensional reconstruído a partir de 120 amostras de imagens.	96
Figura 7.11 Textura gráfica original extraída de 120 amostras.....	97
Figura 7.12 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 36°.....	98
Figura 7.13 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 72°.....	98
Figura 7.14 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 108°.....	98
Figura 7.15 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 144°.....	99
Figura 7.16 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 180°.....	99
Figura 7.17 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 216°.....	99
Figura 7.18 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 252°.....	100
Figura 7.19 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 288°.....	100
Figura 7.20 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 324°.....	100
Figura 7.21 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico radial.	101
Figura 7.22 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico radial.	101
Figura 7.23 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico radial.	102
Figura 7.24 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.	102
Figura 7.25 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.	102
Figura 7.26 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.	103
Figura 7.27 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.	103
Figura 7.28 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico vertical.....	103
Figura 7.29 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico vertical.....	104
Figura 7.30 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico vertical.....	104
Figura 7.31 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal e vertical.....	104
Figura 7.32 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal e vertical.....	105
Figura 7.33 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal e vertical.....	105
Figura 7.34 Gráfico dos vetores principais de cada imagem submetida ao processo de extração de atributos de cor.....	107
Figura 7.35 Atributos estatísticos para componentes DC.....	110
Figura 7.36 Atributos estatísticos para componentes AC1.....	110
Figura 7.37 Atributos estatísticos para componentes AC2.....	111
Figura 7.38 Atributos estatísticos para componentes AC4.....	111
Figura 7.39 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem Original.....	112
Figura 7.40 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 001.	112

Figura 7.41 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 002.	113
Figura 7.42 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 003.	113
Figura 7.43 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 004.	113
Figura 7.44 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 005.	114
Figura 7.45 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 006.	114
Figura 7.46 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 007.	114
Figura 7.47 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 008.	115
Figura 7.48 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 009.	115
Figura 7.49 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 010.	115
Figura 7.50 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 011.	116
Figura 7.51 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 012.	116
Figura 7.52 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 013.	116
Figura 7.53 Representação gráfica dos valores de energia normalizada dos coeficientes Wavelet Haar para todas as imagens.	117
Figura 7.54 Representação gráfica dos Descritores de Haralick para as imagens avaliadas.	118
Figura 7.55 Distância relativa de atributos de cor, através do método HSV, entre a imagem original e o restante das imagens.	121
Figura 7.56 Distância relativa de atributos de textura por DCT entre a imagem original e o restante das imagens.	122
Figura 7.57 Distância relativa de atributos de textura Wavelet entre a imagem original e o restante das imagens processadas.	123
Figura 7.58 Distância relativa de atributos de textura Haralick entre a imagem original e o restante de imagens submetidas ao processo.	125
Figura 7.59 Distribuição gaussiana das distâncias normalizadas entre as imagens - Comparativo entre métodos para extração de atributos de textura.	126

Lista de Tabelas

Tabela 7.1 Vetor principal de cor da imagem.....	106
Tabela 7.2 Atributos estatísticos dos componentes DC.....	108
Tabela 7.3 Atributos estatísticos dos componentes AC1.....	108
Tabela 7.4 Atributos estatísticos dos componentes AC2.....	109
Tabela 7.5 Atributos estatísticos dos componentes AC4.....	109
Tabela 7.6 Energia dos coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1.....	117
Tabela 7.7 Descritores de Haralick para todas as imagens em avaliação.	119
Tabela 7.8 Distância relativa entre os atributos de cor das imagens.....	120
Tabela 7.9 Distância relativa entre atributos de textura pela DCT entre várias imagens.....	121
Tabela 7.10 Distância entre atributos de textura por Wavelet entre diferentes imagens.....	123
Tabela 7.11 Distância entre atributos de textura por Haralick entre diferentes imagens.....	124
Tabela 7.12 Distância relativa entre atributos de textura - Dados normalizados.	126

Sumário

Sumário

Resumo	8
<i>Abstract</i>	9
Lista de Figuras	10
Lista de Tabelas	13
Sumário.....	14
1. Introdução.....	15
1.1. Equimoses e avaliação qualitativa	15
1.2. Motivação	16
1.3. Justificativa	17
1.4. Objetivo	18
1.5. Disposição do trabalho.....	19
2. Equimoses	20
2.1. Fisiopatologia.....	20
2.2. Caracterização.....	23
3. Aquisição de imagens.....	28
3.1. Fotografia Digital.....	28
3.2. Imagens Digitais	28
3.2.1. Resolução espacial	29
3.2.2. Resolução de contraste	30
3.2.3. Padrões de formato de arquivos	31
3.3. Espaços de cor	32
3.4. Antropometria	34
4. Reconstrução tridimensional	36
4.1. Métodos de reconstrução tridimensional	37
4.1.1. Instrumentos de aquisição	37
4.1.2. Sistemas de processamento e extração de medidas de profundidade.....	38
4.1.3. Reconstrução do modelo	39
4.2. Texturas	40

5.	Processamento de imagens e extração de atributos.....	42
5.1.	Escala de cinza.....	42
5.1.1.	Conversão de imagens em cores para escala de cinza	43
5.1.2.	Limiar de intensidade e binarização.....	44
5.1.3.	Borda, contorno e fronteira	45
5.2.	Extração de atributos	46
5.2.1.	Atributos de intensidade.....	47
5.2.2.	Atributos de textura.....	50
5.2.3.	Descritores de textura de Haralick	52
5.2.4.	Transformada Discreta de Cosseno (DCT)	54
5.2.5.	Transformada Wavelet	55
5.2.5.1.	Transformada Contínua Wavelet	56
5.2.5.2.	Transformada Discreta Wavelet (DWT).....	56
5.2.5.3.	Transformada Discreta Wavelet Bidimensional (2D-DWT)	57
5.3.	Distância de Hausdorff	59
6.	Metodologia	61
6.1.	Aquisição de imagens	62
6.1.1.	Estrutura mecânica para padronização do processo de aquisição de imagens do membro inferior	62
6.1.2.	Metodologia para aquisição de imagens	65
6.2.	Reconstrução tridimensional a partir de silhuetas	66
6.2.1.	Extração de silhuetas.....	67
6.2.2.	Extração do eixo de rotação	68
6.2.3.	Extração da profundidade de n-pontos.....	69
6.2.4.	Nuvem de pontos.....	69
6.2.5.	Reconstrução da superfície do objeto.....	70
6.2.6.	Extração de textura gráfica.....	71
6.2.7.	Mapeamento de textura gráfica	73
6.3.	Extração de atributos de imagens	74
6.3.1.	Extração de atributos de cor	75
6.3.1.1.	Conversão RGB para HSV	75
6.3.1.2.	Vetor resultante	76
6.3.2.	Extração de atributos de textura.....	76
6.3.2.1.	Transformada Discreta de Cosseno Bidimensional (2D-DCT)	77

6.3.2.2.	Transformada Wavelet.....	79
6.3.2.3.	Atributos de textura de Haralick	81
6.4.	Simulação e testes	82
6.4.1.	Construção de um simulador do modelo real.....	83
6.4.2.	Construção de protótipo mecânico para coleta de imagens	84
6.4.3.	Desenvolvimento do software para reconstrução tridimensional e extração de textura gráfica	84
6.4.4.	Manipulação de cor e textura	85
6.4.5.	Distância de Hausdorff.....	87
7.	Resultados e Discussões.....	88
7.1.	Aquisição de imagens	88
7.2.	Reconstrução tridimensional.....	91
7.3.	Manipulação de imagens para testes.....	97
7.4.	Extração de atributos de cor e textura das imagens manipuladas	106
7.5.	Análise comparativa	120
8.	Conclusões	127
8.1.	Trabalhos futuros	128
	Referências Bibliográficas.....	129

1. Introdução

As patologias médicas, tais como as dermatológicas, constituem-se o foco de pesquisas e do desenvolvimento de tratamentos e tecnologias médicas buscando a prevenção, aceleração ou caracterização das lesões. A união dos conhecimentos clínicos com os conhecimentos tecnológicos é fundamental para a aplicação de tecnologias cotidianas no desenvolvimento de novas técnicas e procedimentos voltados para as pesquisas médicas e a medicina.

1.1. Equimoses e avaliação qualitativa

De maneira resumida, a equimose pode ser definida como a infiltração de sangue, ou hemorragia, na pele ou membrana mucosa sendo visualmente caracterizada por uma mancha não elevada, podendo ser de circunferência regular ou irregular, com coloração azul ou roxa [1, 2].

As equimoses representam lesões no tecido vascular, sendo consequência do rompimento dos vasos ou extravasamento de sangue pelo tecido cutâneo. Em sua grande maioria, as equimoses surgem após traumas mecânicos e no pós-cirúrgico de diversas especialidades médicas, e possuem um tempo variável no organismo, desaparecendo progressivamente graças à absorção da lesão pelo corpo [3, 4].

Este tipo de lesão afeta diretamente a estética da pele do paciente e pode provocar dores [5, 6]. Devido às características estéticas indesejáveis e a dor causada pelas lesões, diversos pesquisadores buscam métodos e técnicas para acelerar a absorção das lesões pelo organismo [7-14]. Estes métodos são avaliados de diversas formas pelos pesquisadores, dependendo do meio de pesquisa e técnicas utilizadas.

A avaliação da evolução das equimoses através da fotografia é um método bastante utilizado entre os pesquisadores e pessoal clínico. Neste método de avaliação é feito o

acompanhamento do paciente através do registro fotográfico em diversos momentos do tratamento [7-15].

A partir das fotografias temporais das lesões, um especialista analisa qualitativamente os aspectos estéticos, dimensões e outras características da equimose. Ou seja, trata-se de uma avaliação subjetiva, uma vez que leva em consideração apenas a interpretação sensorial visual do profissional, de modo comparativo, já que a classificação de uma lesão é dependente dos diferentes momentos do tratamento. A análise de todas as fotografias gera, então, uma avaliação qualitativa que caracteriza apenas a evolução da lesão, demonstrando se a técnica à qual o paciente foi submetido é apropriada para o caso específico.

1.2. Motivação

A análise e avaliação de equimoses através do registro fotográfico estão sujeitas a diversos fatores externos, relacionados ao meio onde ocorre a aquisição da imagem e a subjetividade intrínseca ao processo de observação pelo profissional responsável, e a fatores internos, relacionados às características do trauma e da lesão resultante.

As características do ambiente, como sua iluminação, em conjunto com características do equipamento fotográfico utilizado pelo profissional, podem causar variações nas imagens resultantes do processo. Estas variações no brilho, contraste e cor se relacionam diretamente com variações nas percepções visuais do profissional responsável pela análise, influenciando negativamente na avaliação das lesões.

Outra influência externa é a movimentação inadequada ou desnecessária do paciente, que produz variações espaciais nos diferentes momentos de aquisição fotográfica, podendo gerar confusão em relação às dimensões e localizações das lesões. Da mesma forma, a movimentação inadequada da câmera fotográfica também pode gerar o mesmo fator de confusão [16, 17].

Por outro lado, caso não haja variações nas imagens resultantes do processo de aquisição, a percepção visual do profissional pode afetar diretamente a análise e avaliação. A dependência absoluta do sistema visual humano para análise de imagens, por mais consistentes que sejam, pode resultar em variações da avaliação, uma vez que o sistema visual

varia, em um curto período de tempo, de forma dependente as condições físicas intrínsecas e extrínsecas ao sujeito [18].

Para os fatores internos, ou diretamente relacionados com a lesão, o tipo de trauma sofrido pelo paciente tem influência direta nas características da equimose gerada [19]. Em traumas mecânicos de pequena intensidade as equimoses resultantes são, em sua maioria, de pequena dimensão e de fácil delimitação. Por sua vez, em traumas intensos ou durante procedimentos cirúrgicos que abrangem grande área de tecido, as equimoses resultantes possuem características diferentes, como grandes dimensões, pouco espaçamento, presença em uma ou mais faces do membro e difícil delimitação.

Estas características das equimoses, intrínsecas ao tipo de trauma, podem gerar fatores de confusão durante a análise e avaliação das lesões. A grande dimensão de uma equimose pode dificultar a delimitação e comparação da lesão durante o tratamento e, caso a equimose possua partes em diferentes faces de um membro, a identificação do início e fim da lesão fica limitada à capacidade visual do profissional e à sua técnica de coleta das imagens.

Desta forma, para permitir análises e avaliações corretas, com a menor probabilidade de erro, é preciso desenvolver métodos, técnicas e procedimentos diferenciados para minimizar os fatores que influenciam diretamente ou indiretamente os resultados.

1.3. Justificativa

Devido aos fatores externos e internos que influenciam a análise e classificação de equimoses pelo especialista, surge a necessidade de desenvolver novas tecnologias ou aplicar tecnologias existentes que permitam um melhor acompanhamento clínico de tais lesões.

Este trabalho será centrado no desenvolvimento de métodos e técnicas para avaliação de equimoses extensas multifacetadas dos membros inferiores, uma vez que tais lesões possuem características geométricas e dimensionais que influenciam negativamente e aumentam significativamente o grau de dificuldade para análises e avaliações clínicas precisas.

Para solucionar ou minimizar os problemas encontrados durante a investigação dos métodos de análise e avaliação clínica de equimoses multifacetadas, se mostrou necessário abordar cada fator que possa influenciar nos resultados: redução ou eliminação dos fatores

externos relacionados ao ambiente, através da padronização de iluminação e automação do processo de aquisição de imagens fotográficas; Minimização da influência da subjetividade do sistema visual humano durante a análise e avaliação clínica, através do fornecimento de dados quantitativos para auxiliar o profissional; Redução da influência das características intrínsecas das equimoses extensas multifacetadas, através de um sistema computadorizado para exibição tridimensional do tecido em conjunto com ferramentas para auxílio à análise clínica.

Os desenvolvimentos serão baseados em técnicas de processamento digital de imagens, com o objetivo de extrair atributos de imagens referentes às equimoses. Tais atributos serão importantes para possibilitar a análise quantitativa das equimoses dos membros inferiores, levando assim a uma avaliação mais objetiva da evolução das lesões.

1.4. Objetivo

Este trabalho tem como objetivo geral o projeto, desenvolvimento e validação de um sistema automatizado para aquisição de imagens fotográficas de equimoses extensas multifacetadas dos membros inferiores, em conjunto com um sistema computadorizado para visualização tridimensional e bidimensional de todo o tecido do membro inferior. Para tal, as seguintes metas foram traçadas:

- Síntese de métodos adequados para reconstrução tridimensional;
- Análise de requisitos para desenvolvimento de um equipamento adequado ao método de reconstrução selecionado;
- Simulação do método de aquisição fotográfica;
- Síntese de algoritmo de reconstrução tridimensional;
- Modelagem tridimensional para visualização do membro inferior;
- Extração de textura para visualização da equimose em todo o tecido do membro inferior;
- Extração de atributos e análise de imagens para avaliação quantitativa das equimoses;
- Projeto eletromecânico para aquisição das imagens de equimose;
- Validação da técnica.

1.5. Disposição do trabalho

Este trabalho foi subdividido em nove capítulos, incluindo esta introdução, e os seguintes:

2. **Equimoses** – Definição, conceitos de equimoses, fisiologia e patologia das lesões e sua caracterização.
3. **Aquisição de Imagens** – Definição de fotografia, imagens e padrões digitais, e conceitos de espaços de cores, padrões de medidas e antropometria.
4. **Reconstrução Tridimensional** – Definição de reconstrução tridimensional, apresentação de métodos de reconstrução e conceitos de nuvem de pontos, texturas e mapeamento de texturas.
5. **Processamento de Imagens e Extração de Atributos** – Conceitos em processamento de imagens, métodos e técnicas de processamento básico. Definição de atributos de intensidade e textura, e conceito de transformada discreta de cosseno, Wavelet e distância de Hausdorff.
6. **Metodologia** – Materiais, métodos e conceitos abrangendo o projeto e desenvolvimento dos sistemas propostos.
7. **Resultados e Discussões** – Apresentação dos resultados de testes e simulações do sistema desenvolvido.
8. **Conclusões** – Conclusões feitas a partir dos resultados das simulações e testes realizados sobre o sistema desenvolvido.
9. **Referências Bibliográficas** – Bibliografia utilizada para desenvolvimento da dissertação.

2. Equimoses

As equimoses são objeto de estudo de diversas pesquisas dermatológicas e fisioterápicas, onde, através da caracterização das lesões, os pesquisadores buscam resultados de procedimentos clínicos com objetivo de prevenir o surgimento ou acelerar a absorção das lesões pelo organismo. Entretanto, uma vez que as equimoses são consequência de traumas, a pesquisa no âmbito forense busca, através da caracterização da lesão, a origem do trauma e suas sequelas.

A equimose é definida como a lesão resultante da infiltração de sangue, devido a uma hemorragia, na pele ou membranas mucosa, provocando o surgimento de uma mancha plana, sem elevação do local, com formas geométricas variadas e coloração variável, com início em tons de vermelho e azul e término em tons de verde ao tom de pele [1, 2].

2.1 Fisiopatologia

As equimoses são consequências de lesões no tecido vascular, em geral associadas ao rompimento dos vasos capilares presentes próximos à superfície da pele, em que o sangue extravasa dos capilares pelo tecido cutâneo e preenche as proximidades da lesão.

O rompimento dos vasos capilares é usualmente consequência de traumas mecânicos intensos, como acidentes ou agressões físicas, porém podem ser consequência direta de doenças, como doenças arteriais ou sanguíneas. O rompimento também pode ter origem em procedimentos médicos, como no pós-operatório de diversos tipos de cirurgias.

Anatomicamente, o tecido cutâneo humano pode ser subdividido em duas partes principais: a epiderme e a derme (Figura 2.1). A epiderme é a parte mais externa do tecido cutâneo, logo acima da derme, e não possui vasos sanguíneos. Ela é composta por cinco camadas (Figura 2.2): basal (mais profunda), espinhosa, granulosa, lúcida e córnea (mais superficial).

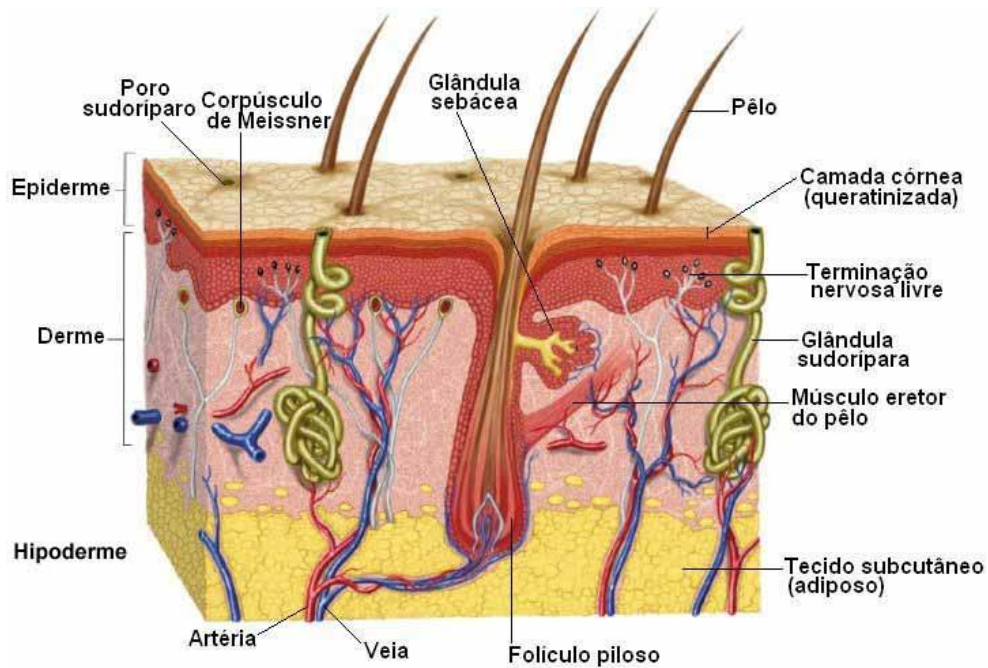


Figura 2.1 Ilustração das camadas do tecido cutâneo [20].

Por sua vez, a derme é o tecido conjuntivo responsável pela sustentação da epiderme, sendo a junção entre as duas partes do tecido cutâneo feita pelas papilas dérmicas. Ao contrário da epiderme, a derme possui vasos sanguíneos em toda região, em que os capilares estão presentes logo abaixo das papilas dérmicas (Figura 2.2).



Figura 2.2 Ilustração da presença de vasos sanguíneos na derme [21].

O extravasamento de sangue pelos capilares presentes na derme infiltra todo o tecido cutâneo próximo. Assim, tanto a derme quanto a epiderme apresentam hemácias (células sanguíneas) fora dos vasos (Figura 2.3). A presença dessas células no tecido cutâneo provoca

a variação de coloração do tecido, sendo que, devido à presença de ferro na hemoglobina, as manchas são geralmente de coloração vermelha. Dependendo da intensidade da hemorragia e da proximidade da lesão, a coloração inicial da equimose pode variar do vermelho intenso ao roxo escuro.

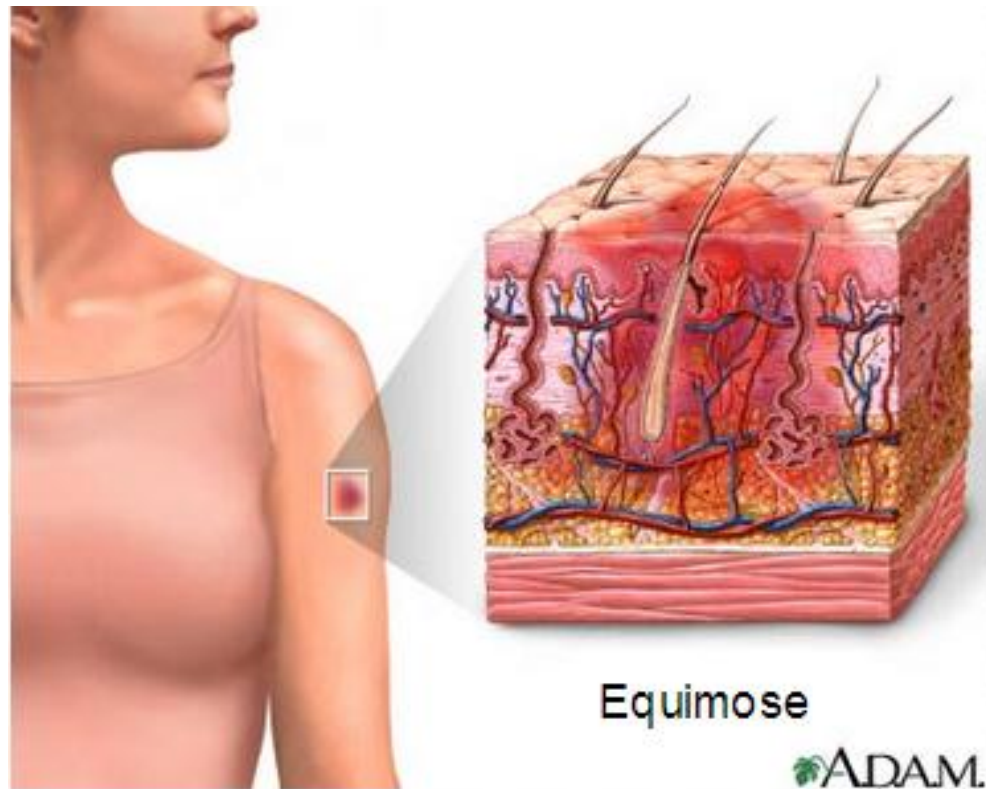


Figura 2.3 Ilustração do extravasamento de sangue no tecido cutâneo [22].

A presença de hemácias, ou células vermelhas, fora do tecido venoso causa a quebra bioquímica da hemoglobina através de um processo fisiológico. O processo de quebra e carreamento das substâncias resultante do processo bioquímico são os responsáveis pela absorção da equimose. À medida que a hemoglobina é quebrada, duas substâncias diretamente relacionadas com a coloração da lesão são formadas, sendo elas a biliverdina, de coloração verde, e a bilirrubina, de coloração amarela.

Devido ao fato que o transporte de compostos, resultantes da quebra da hemoglobina, é feito de maneira lenta pelas células brancas, a quantidade de biliverdina e bilirrubina varia lentamente. Assim, esta variação da quantidade de substratos é a responsável pela variação na coloração da equimose (Figura 2.4).

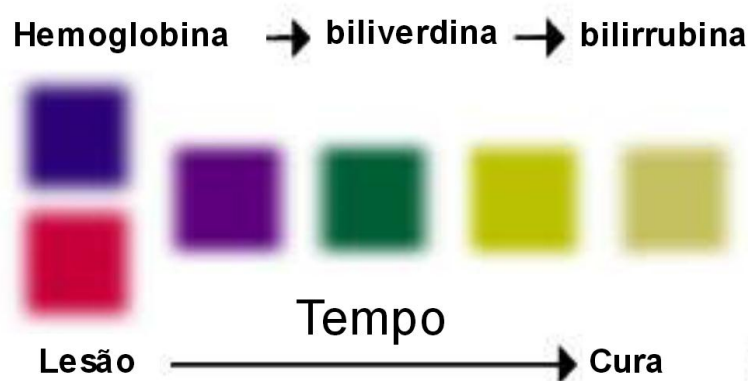


Figura 2.4 Ilustração da variação da coloração de equimoses durante processo de absorção [23].

O tempo de absorção da lesão pelo organismo é dependente de características intrínsecas ao sujeito e da dimensão da equimose, podendo variar de sete dias até várias semanas. A absorção pode ocorrer tanto da parte central da lesão em direção à periferia quanto no sentido inverso, sendo dependente do tipo de trauma ocorrido.

2.2 Caracterização

As equimoses são caracterizadas de maneira visual por profissionais da área médica. Dentre as características mais importantes podemos destacar: a coloração, variando do vermelho ao roxo escuro no período inicial e do roxo ao amarelo durante o processo de absorção (Figura 4), sua dimensão, sempre maior que um centímetro de diâmetro, e sua forma, podendo ser regular ou irregular na periferia.

As equimoses se diferenciam de outros tipos de hemorragias devido a sua localização e características físicas, como dimensões sempre maiores que um centímetro e manchas sempre planas, sem elevação da superfície onde ocorreu a lesão.

Clinicamente, a caracterização das equimoses é feita no seu surgimento, seguido de um acompanhamento para análise da absorção da lesão pelo organismo[4, 24, 25]. Usualmente, o acompanhamento clínico é realizado através da análise subjetiva da variação de cores na lesão e, para efeito de medidas, através da fotografia da lesão próxima a uma régua [26-28](Figura 2.5).

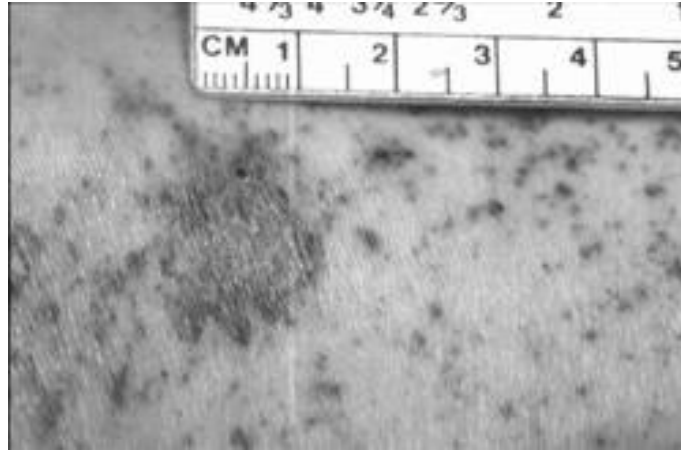


Figura 2.5 Medida de lesões na pele através da fotografia [29].

Nos casos de pós-operatório de safenectomia, ou cirurgia de varizes, as equimoses resultantes do processo operatório possuem características ligeiramente diferentes de outros traumas. Em grande parte, essas equimoses possuem maiores dimensões e estão presentes em diversas faces dos membros inferiores [7].

Neste caso específico a caracterização das equimoses é feita através de métodos fotográficos, como a fotogrametria, para aquisição de imagens e posterior análise das mesmas por profissionais da área. A partir das imagens, os profissionais fazem a qualificação e avaliação das equimoses de acordo com sua absorção no decorrer do tempo [8-10, 12, 25].

A utilização da fotografia para registro de lesões, como as equimoses, se baseia em um conjunto de métodos e procedimentos definidos por pesquisadores da área médico-legal e forense [26-28], levando em consideração a qualidade da imagem, tanto para visualização quanto para a realização de medidas quantitativas através do auxílio computacional (Figura 2.6).

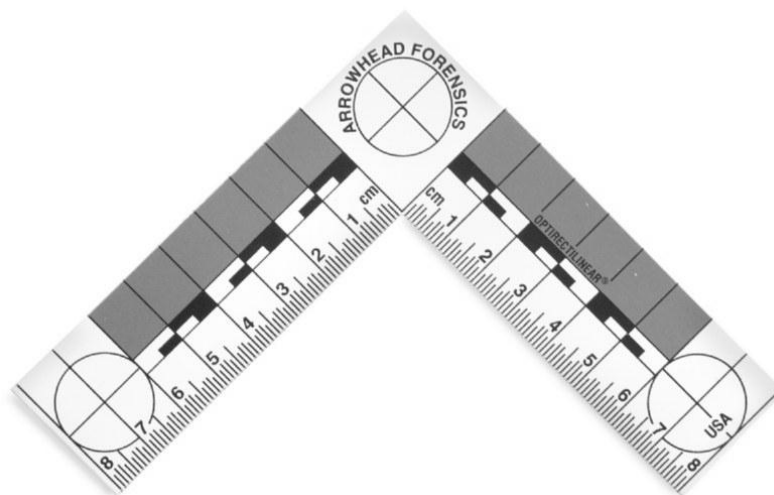


Figura 2.6 ABFO N° 2: Escala para registro fotográfico forense [30].

A fotogrametria é utilizada em pesquisas no âmbito fisioterápico [31] e estético [3, 18, 32, 33], podendo ser utilizada para medidas de segmentos corporais ou medidas de lesões cutâneas. A padronização dos métodos de aquisição fotográfica e fotometria [32, 34] é uma etapa importante para a coleta de dados quantitativos e significativos.

Alguns estudos [3, 18, 35] buscam entender e medir as variações de cor inerentes ao processo de absorção das lesões de equimose. Enquanto outros [36] focam em quantificar as lesões para comparação de diferentes métodos clínicos que visam impedir o surgimento ou acelerar o processo de absorção de equimoses.

Através de técnicas de aquisição de imagens com luz polarizada, infravermelha, ultravioleta e térmica, Barker [32] propôs um método padronizado para aquisição e medida de equimoses, sendo as medidas realizadas tanto manualmente quanto através de software computacional sobre as imagens. A pesquisa obteve melhores resultados para as imagens de luz polarizada, onde os métodos de medida foram mais eficientes.

Já Trujillo *et al* [18], através da fotometria e colorimetria, investigaram a confiabilidade do método através da comparação das análises visuais dos profissionais na determinação de diferenças de cores e sua relação com o tempo de absorção das equimoses. Como resultado, foi verificado que a análise de cores pela colorimetria pode ser utilizada de modo quantitativo para classificação das lesões.

Em um estudo correlato, Thavarajah *et al* [35], utilizam a colorimetria e o espaço de cor CIE LAB para caracterizar e identificar a idade de equimoses em sujeitos com coloração da pele escura. O método, já estabelecido para sujeitos caucasianos, foi aplicado em etnias de pele escura. Os resultados do trabalho foram satisfatórios, mostrando que a técnica utilizada para caucasianos também funcionava para caracterizar e identificar a idade de equimoses em sujeitos de outras etnias.

Langlois e Gresham [3], através de fotografias de equimoses, investigaram se é possível determinar a idade de uma equimose através da análise de sua aparência (cor). Foi descoberto que a presença da cor amarela é a diferença mais significativa na datação de uma equimose, sendo que esta coloração surge após 18 horas.

Lawson *et al* [34], através de fotografias coloridas, em escala de cinza, de luz polarizada, infravermelha e ultravioleta, investigou a facilidade de mensuração das imagens por profissionais e, também, as diferenças de medidas manuais ou digitais através do software ImageJ. Foi descoberto que os profissionais dão preferência às imagens de luz polarizada ou coloridas, uma vez que encontraram maior facilidade em caracterizar as lesões. Em relação às

diferenças entre as medidas manuais ou computadorizadas, foi observado que as medidas manuais possuem um viés, em que os profissionais tendem a arredondar valores, e também foram, em média, menores que as medidas realizadas digitalmente.

Holt *et al* [36] e Volpi *et al* [33] investigaram, através de fotografias e da biofotogrametria, o efeito de métodos clínicos no surgimento e aceleração da absorção de lesões cutâneas, respectivamente. Os autores constataram que os procedimentos clínicos utilizados eram efetivos tanto na prevenção do surgimento de equimoses, quanto no processo de tratamento de edemas.

Nestas pesquisas relacionadas com equimoses são utilizados métodos manuais para a aquisição de imagens das lesões [3, 7, 15, 32, 34, 35]. Estes métodos consistem basicamente no posicionamento fixo de uma câmera fotográfica em conjunto com um protocolo de posicionamento dinâmico do paciente [7].

Assim, o paciente deve variar sua posição espacial de maneira a se adequar ao campo de visão da câmera fotográfica. Usualmente, o protocolo de posicionamento espacial do paciente é constituído de quatro posições distintas, sendo distanciadas em um ângulo de noventa graus (90°). Devido à sobreposição dos membros do indivíduo em algumas vistas, é adicionado ao protocolo a abertura angular dos membros de maneira a reduzir a área sobreposta.

Com este protocolo a aquisição fotográfica é realizada assim que o paciente está adequadamente posicionado, resultando em quatro imagens de diferentes faces dos membros inferiores (Figura 2.7).



Figura 2.7 Exemplo de imagens dos membros inferiores aquisicionadas manualmente [7].

Esta metodologia, apesar de simples, pode ser susceptível a variações inadequadas do paciente, a sobreposição dos membros e, durante a análise das imagens, ao fator de confusão

relacionado com a extensão das lesões, sua presença em diversas faces do membro e a distorção geométrica resultante da forma cilíndrica do membro. Isso pode influenciar nos dados em análises qualitativas ou quantitativas.

Para minimizar a influência destas variações nas imagens e análises, seria necessário um protocolo preciso de movimentação do paciente ou a inibição total de seu movimento, tornando necessária a movimentação da câmera fotográfica para variação da região de visualização.

A análise das lesões através do método de aquisição fotográfica manual é, geralmente, realizada através de comparações visuais e análises qualitativas sobre as próprias imagens. Esta análise qualitativa deve ser realizada por um profissional da área e leva em consideração a cor, textura e dimensão das lesões.

Uma vez que a análise é dependente do sistema visual do profissional, a mesma é submetida à subjetividade intrínseca do sujeito. Esta subjetividade pode levar à alteração dos resultados durante a comparação de lesões.

Outras análises levam em consideração dados quantitativos obtidos através de medidas realizadas sob as fotografias [3, 4, 24, 25, 35]. Estas medidas, geralmente relacionadas com dimensões físicas, são realizadas através de ferramentas computacionais para quantificação de atributos, como área, diâmetro e perímetro das lesões.

Estes estudos destacam a importância de se avaliar adequadamente os diversos fatores que podem influenciar a caracterização de equimoses, como o tipo de fotografia utilizado e o viés nas análises subjetivas realizadas por profissionais. Também demonstram a necessidade de padronização e da utilização de métodos quantitativos para reduzir interferências nos resultados finais.

3. Aquisição de imagens

A palavra fotografia, de origem grega, significa desenho (grafia) com a luz (foto). Resumidamente, é uma técnica de impressão, ou desenho, através da projeção de fótons em uma superfície sensível [37].

3.1 Fotografia Digital

A fotografia digital é a geração de imagens, assim como pela analógica, através da incidência de luz em uma superfície fotossensível. Entretanto, a fotografia digital utiliza sensores eletrônicos que quantizam e digitalizam o sinal analógico da luz [38].

A quantização, ou discretização, é o processo de transformação de valores contínuos em valores finitos e discretos [39, 40]. A digitalização é o processo de codificação dos valores discretos, ou seja, é a atribuição de valores digitais, os quais podem ser interpretados por computadores[41].

Assim, a fotografia digital pode ser considerada como a geração de imagens discretas, com quantidade finita de informação, codificadas, onde a cada valor é atribuído um número binário.

3.2 Imagens Digitais

As imagens digitais são matrizes de dados gerados pelo processo de quantização e digitalização através de sensores fotossensíveis eletrônicos, como o CCD (*charge-coupled device*) e o CMOS APS (*complementary metal-oxide-semiconductor active pixel sensor*) [42]. Essas imagens possuem características inerentes aos sensores utilizados, como a quantidade de Pixels, resolução espacial e resolução de contraste, sendo que a qualidade da imagem está relacionada às suas características.

A matriz de dados da imagem é formada por pontos conhecidos como Pixels (*Picture Elements*), que representam os menores elementos da imagem. Então, um pixel é a representação de um ponto discretizado pelo sensor ou, em relação ao próprio sensor, é um fotodetector presente na matriz do sensor. A dimensão de uma imagem é definida pela quantidade de pixels que a mesma contém em cada linha e cada coluna [42].

O pixel, por ser o menor elemento da imagem, contém a informação de intensidade luminosa (ou cor) do ponto em questão. Esta informação pode ser dada de diversas formas como, por exemplo, através de um único valor binário ou através de um vetor finito de valores (tupla), sendo dependente do sensor e do padrão de imagem. O conjunto dos pixels, por sua vez, representará a imagem propriamente dita.

Uma imagem digital é representada matematicamente como uma função bidimensional $f(x,y)$ que pode ser descrita como uma função da intensidade luminosa refletida do objeto, onde x e y são as coordenadas espaciais. O valor de $f(x,y)$ é a intensidade luminosa (brilho) da imagem no ponto localizado nas coordenadas x e y [43]. Assim, uma imagem pode ser representada por uma matriz de pontos (Equação 1):

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & \cdots & f(0,n-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(m-1,0) & \cdots & f(m-1,n-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Onde:

x, y – Coordenadas cartesianas da imagem ou posição espacial na matriz;

m, n – Número total de linhas (m) e colunas (n) da matriz imagem.

3.2.1 Resolução espacial

A partir do Pixel, é possível definir a resolução espacial de um sensor ou imagem. Uma definição utilizada para resolução espacial é o menor número de pares de linhas discerníveis por unidade de medida de distância (pares de linha por milímetro, por exemplo) [42]. Entretanto, não é incomum utilizar como medida de resolução espacial a notação de quantidade de linhas por quantidade de colunas de uma imagem ($M \times N$) (Figura 3.1) [42].

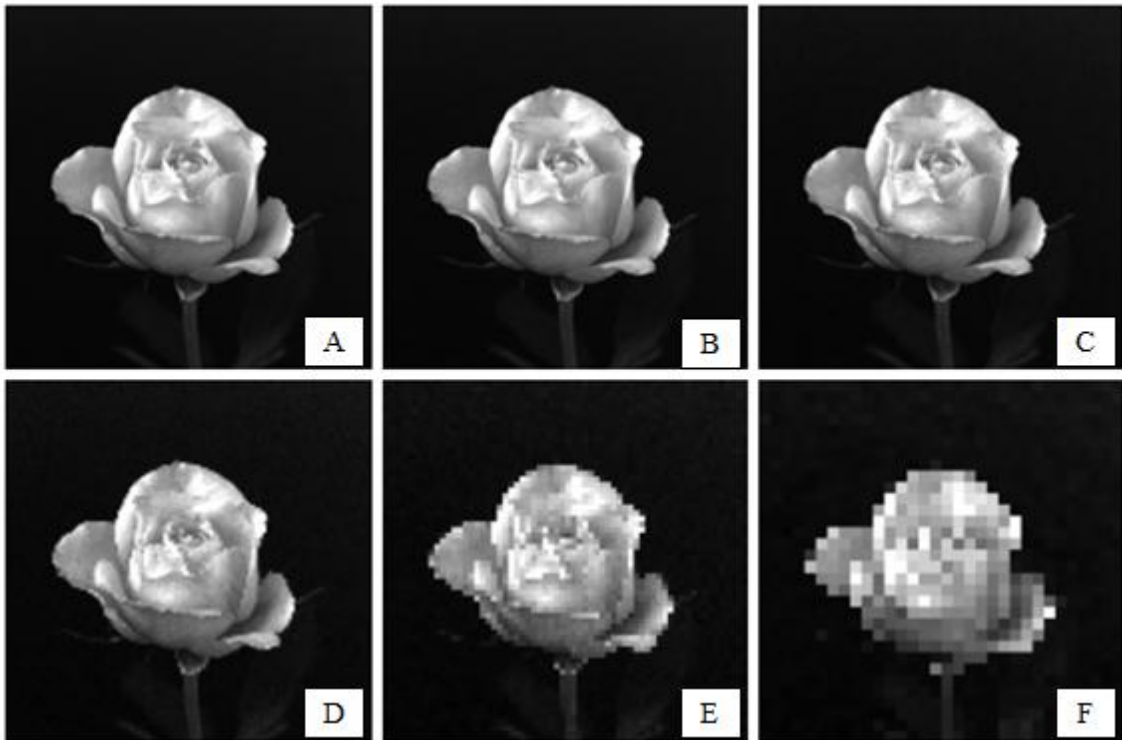


Figura 3.1 (a) Imagem de 1024x1024 pixels de resolução espacial, (b)-(f) reamostragem de (a) em 512x512, 256x256, 128x128, 64x64 e 32x32 pixels, respectivamente [42].

3.2.2 Resolução de contraste

A resolução de contraste pode ser definida como a faixa de variação de valores de intensidade para o pixel. Sabendo que cada pixel contém uma informação de intensidade luminosa (ou cor), a qual possui limites mínimos e máximos de valor e uma quantidade fixa de valores intermediários, a resolução de contraste é exatamente a quantidade de valores distintos que este pixel pode conter [42, 44].

Usualmente, a resolução de contraste é representada na linguagem computacional por bits. O bit é a menor unidade básica de informação, sendo um número binário e podendo conter apenas a informação 0/1 (zero ou um) [45]. Por exemplo, uma imagem com apenas as cores branco e preto possui uma resolução de contraste de duas cores ou, em linguagem computacional, de 1 bit, enquanto uma imagem em escala de cinza com 256 tons possui uma resolução de contraste de 8 bits.

Então, pode-se afirmar que a resolução de contraste é a quantidade máxima de tons de cor (ou intensidade) que um pixel pode assumir ou pode estar presente em um sensor [42, 44]. Em sua grande maioria, as imagens utilizadas em computadores são representadas por modelos de cor com 24 bits (RGB-24) ou 32 bits (RGBA-32) para imagens coloridas e, para

imagens em escala de cinza, com 8 bits. Apesar da predominância, outros formatos, padrões e resoluções de contraste também são utilizados, principalmente, em aplicações específicas como no design gráfico (32 bits CMYK) ou em imagens médicas (16 bits em escala de cinza).

3.2.3 Padrões de formato de arquivos

As imagens fotográficas digitais são, basicamente, uma matriz de pontos (pixels) onde cada pixel guarda um valor de intensidade (cor). A gravação desta matriz diretamente em um arquivo ou memória, sem a modificação ou alteração qualquer dos dados, gera um formato de imagem denominado de RAW (ou formato cru), também denominado como negativo digital da imagem, por não ser utilizado diretamente para visualização ou impressão [46, 47].

A imagem em positivo, ou a imagem visível através da conversão dos valores do sensor em dados digitais, também pode ser representada como uma matriz de pontos. Entretanto tal matriz é gerada através da transformação dos dados oriundos do sensor em dados dentro de um espaço de cor. Esta imagem positiva pode ser armazenada em arquivos de formas distintas, sendo a gravação da imagem em forma de matriz de dados denominada de *Bitmap* (mapa de bits), a gravação da imagem em forma de expressões vetoriais matemáticas sendo denominada de *Vector Graphics*, a combinação de mapa de bits e expressões vetoriais como *Metadata*, dentre outros formatos [46, 47].

Variações destes formatos básicos de arquivos de imagem geram diferentes tipos de formatos de arquivo com extensões como, por exemplo, GIF, JPEG, TIFF, PNG, CGM e SVG [46, 47]. A diferença entre cada tipo de arquivo é dada, basicamente, pelas informações contidas no mesmo e pela maneira como estão armazenadas as informações na memória. Por exemplo, um arquivo que utiliza o padrão *Bitmap* pode incluir um cabeçalho com informações sobre o sensor assim como informações inerentes à própria imagem, como resolução espacial e resolução de contraste. Outro tipo de arquivo, por exemplo, pode apresentar as mesmas informações sobre a imagem, entretanto pode conter os dados do mapa de bits de forma comprimida, gerando assim um formato de arquivo distinto do anterior.

3.3 Espaços de cor

Como visto anteriormente, a geração de imagens através dos sensores digitais presente nas câmeras fotográficas possui a forma de uma matriz de pontos com valores de intensidade luminosa, ou cor, dependentes do sensor utilizado. A interpretação, ou revelação, desses valores consiste na transformação dos dados para um modelo de cor. O modelo de cor é um modelo matemático que consiste, de forma abstrata, em representar as cores através de uma tupla de números [48]. Geralmente, os modelos de cor apresentam tuplas de três ou quatro dados como, por exemplo, o modelo RGB (três componentes de cor - *Red, Green e Blue*) ou o modelo CMYK (quatro componentes de cor - *Cyan, Magenta, Yellow and Key/Black*).

O modelo de cor RGB utiliza os princípios básicos da adição de cores primárias (vermelho, verde e azul) para gerar qualquer outra cor no espectro visível de luz. Este modelo de cor é bastante difundido em telas eletrônicas e na computação [48]. Já o modelo CMYK se baseia nos princípios básicos da subtração de cores, sendo bastante utilizado em sistemas de impressão, para a mistura de tintas, e em softwares de design gráfico [48].

O desenvolvimento geométrico e o mapeamento de modelos de cor dão origem aos espaços de cores. O espaço de cor define cores em função de uma referência ótica, ou seja, um espaço de cor é uma notação na qual é possível especificar as cores em relação ao sistema visual humano [49]. Diferentes espaços de cor podem ser baseados em um mesmo modelo de cor como, por exemplo, o modelo RGB. O modelo RGB possui diversos espaços de cores, como o sRGB (*standard RGB*), Adobe RGB, entre outros, os quais possuem mapeamentos diferentes (Figura 3.2).

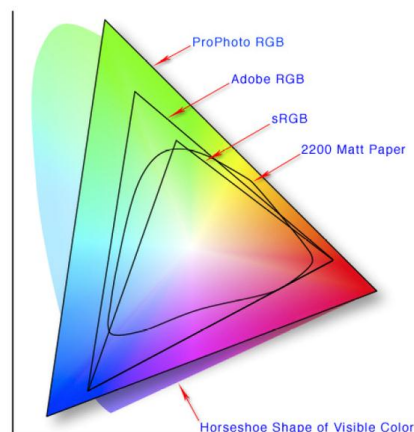


Figura 3.2 Espaço de cor e respectivo mapeamento [50].

Os cinco principais modelos de cor utilizados na indústria são: CIE, YUV, HS, RGB e CYMK. Estes modelos principais são então subdivididos em diversos espaços de cor:

CIE (*International Commission on Illumination*):

- CIE 1931 (XYZ);
- CIE LUV (*Lightness, u' , v'*);
- CIE LAB (*Lightness, a^* b^**);
- CIE 1964 ($U^*V^*W^*$);

YUV (Luma e coordenadas de cromaticidade):

- YIQ (*Luma, I, Q*);
- YUV (*Luma, U, V*);
- YDbDr (*Luma, Dif. Blue, Dif. Red*);
- YPbPr (*Luma, Dif. Blue Luma, Dif. Red Luma*);
- YCbCr (*Luma, Dif. Blue Chroma, Dif. Red Chroma*);

HS (*Hue and saturation*):

- HSV (*Hue, Saturation, Value*);
- HSL (*Hue, Saturation, Lightness*);

RGB (*Red, Green and Blue*):

- sRGB (*standard Red, Green and Blue*);
- Adobe RGB (*Adobe standard Red, Green and Blue*);

CYMK (*Cyan, Magenta, Yellow and Key/Black*).

Dentre estes, destaca-se o espaço de cor HSV, que é baseado na transformação do modelo de cor RGB (Figura 3.2). Este espaço se diferencia dos demais por apresentar componentes diretamente relacionadas com a cor, intensidade e brilho, enquanto o modelo RGB apresenta apenas informações sobre a intensidade de vermelho, verde e azul. Desta forma, o HSV (Figura 3.3) é mais utilizado por artistas pela facilidade de relacionar os valores do HSV com uma cor real, ao invés de interpretar a adição de três cores distintas.

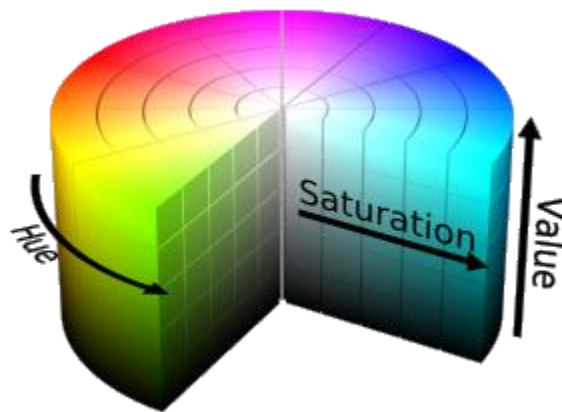


Figura 3.3 Ilustração do espaço HSV em coordenadas cilíndricas [51].

Entretanto, o HSV também é bastante utilizado na pesquisa científica em diversas modalidades, como na visão computacional, análise e segmentação de imagens, e na extração e detecção de atributos. Em imagens médicas, diversos métodos foram desenvolvidos baseados neste modelo de cor [52].

O HSV, por apresentar características específicas, também é válido para a comparação direta ou indireta de valores de intensidade em imagens, permitindo a extração de valores objetivos sobre a semelhança entre cores e intensidade de cor e brilho de imagens distintas. Desta maneira, este espaço de cor também é utilizado para o processamento de imagens e extração de informações, mostrando informações mais relevantes que outros espaços de cor [52]. Entretanto, por ser um espaço de cor cilíndrico, o HSV apresenta algumas desvantagens em relação a outros espaços de cor para a pesquisa científica. Por exemplo, como a primeira componente do espaço HSV (*Hue*) é representada de maneira circular (com variação de 0° à 360°), a descontinuidade numérica existente entre 360° e 0° gera a necessidade de se utilizar estatísticas circulares, aumentando a complexidade de análises matemáticas.

3.4 Antropometria

O desenvolvimento de um sistema de aquisição de imagens para práticas científicas requer, além do conhecimento em padrões de formatos de imagens e espaços de cor, conhecer o objeto de interesse a ser registrado fotograficamente. Então, para a aquisição de imagens que envolvam partes do corpo humano como objeto de estudo científico, é necessário o conhecimento em antropometria.

A antropometria pode ser definida como o conjunto de técnicas utilizadas para medir o corpo humano ou suas partes [53]. Ela tem um papel crucial no design industrial de equipamentos, vestimentas e outros produtos, sendo também importante para o desenvolvimento da ergonomia em diversos produtos e serviços [54]. A partir de análises estatísticas é possível realizar modificações de acordo com o público alvo, tornando o produto ou processo mais eficiente e, de maneira relevante, tornando o produto anatomicamente confortável [54]. Como exemplo, Contini e Drills [55] apresentam uma estimativa para medidas médias de 21 segmentos corporais baseado na altura de indivíduos adultos, caucasianos, do sexo masculino e residentes dos Estados Unidos da América no ano de 1964 (Figura 3.4).

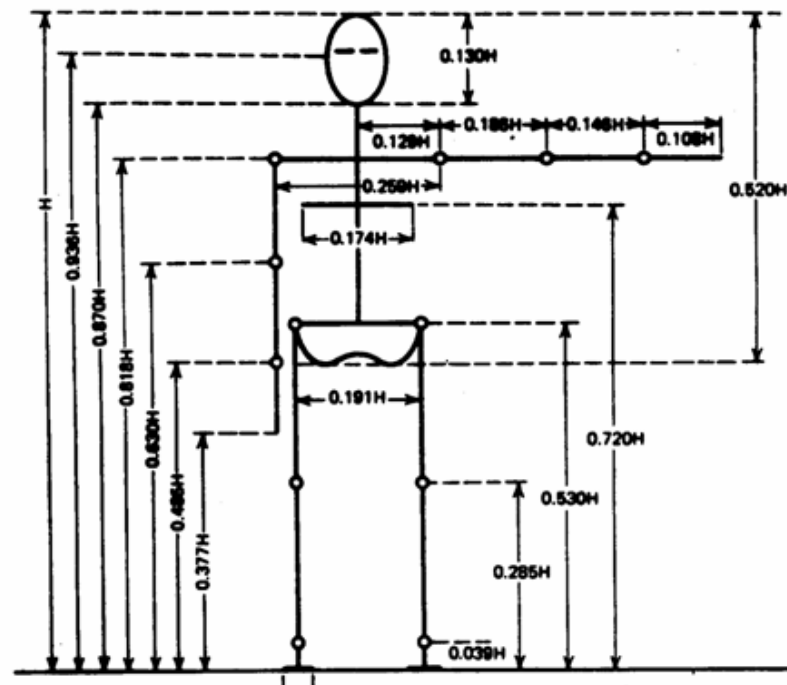


Figura 3.4 Padrão médio de medidas do corpo humano proposto por [55].

No desenvolvimento de equipamentos médicos, a antropometria tem um papel fundamental na definição dos padrões e medidas a serem utilizados. A partir de modelos antropométricos é possível estimar com precisão as variações anatômicas de cada indivíduo e, a partir delas, projetar peças móveis ou ajustáveis de acordo com a necessidade do paciente.

4. Reconstrução tridimensional

A reconstrução tridimensional é uma área da computação gráfica e visão computacional definida como o desenvolvimento e aplicação de métodos capazes de reconstruir objetos tridimensionais reais em objetos tridimensionais virtuais. Estes métodos são aplicados em diversas áreas com diferentes finalidades como, por exemplo, na medicina, para a reconstrução de imagens tomográficas.

A área de reconstrução tridimensional vem sendo bastante estudada por diversos pesquisadores desde o advento da computação gráfica [56-72]. Em parte, os estudos se baseiam no desenvolvimento de novos métodos, no aprimoramento de métodos já consolidados e na aplicação dos métodos e resultados em diferentes áreas do conhecimento, como engenharia, medicina ou artes plásticas.

Os métodos de reconstrução tridimensional são fruto da junção de instrumentos de captura de imagens, métodos de processamento de imagens e algoritmos para extração de atributos, como informação de tridimensionalidade ou cores [67, 72]. Assim, os métodos de reconstrução podem ser divididos em etapas, sendo que cada etapa é fundamental para o funcionamento do método. De maneira simplificada, temos as seguintes etapas:

- Instrumento de captura de imagens/dados: responsável pela captura e digitalização da imagem, podendo ter função passiva ou ativa, dependendo do método, e possui influência direta nos resultados [67, 72, 73];
- Sistema de processamento de imagens e extração de atributos: consiste em processar os dados para a extração de atributos significativos para efetuar a reconstrução virtual do objeto [72];
- Algoritmo para modelagem tridimensional: refere-se ao algoritmo de modelagem ou construção do modelo virtual do objeto [62, 66, 67, 72];
- Extração de textura e mapeamento: compõe a etapa final da maioria dos processos de reconstrução, e consiste em extrair a imagem da superfície do objeto, conhecida como textura, e redesenhar a mesma sobre o objeto virtual reconstruído [74].

4.1 Métodos de reconstrução tridimensional

Como resultado das diversas pesquisas focadas no desenvolvimento de métodos para reconstrução tridimensional de objetos reais, os métodos de reconstrução se dividiram em duas subcategorias: ativos e passivos.

Os métodos ativos de reconstrução são baseados em princípios que utilizam instrumentos que modificam, de alguma forma, o ambiente ou objeto, de maneira que seja possível a extração dos dados necessários à modelagem do objeto virtualmente. Os instrumentos normalmente utilizados nestes métodos são constituídos de emissores, ou atuadores, e receptores. Os emissores/atuadores são responsáveis por modificar a informação que será recebida pelos receptores como, por exemplo, os equipamentos de tomografia computadorizada, que emitem radiação a ser, posteriormente, absorvida pelos receptores [68, 72, 75].

Já os métodos passivos utilizam apenas as informações inerentes aos receptores, sem fazer uso de emissores/atuadores. Nestes métodos, os dados adquiridos pelo receptor são informações brutas sobre o objeto. Assim, necessitam de pré-processamento para a extração de informações relevantes ao processo de reconstrução tridimensional. Usualmente, os métodos passivos utilizam uma ou mais câmeras fotográficas para visualização do objeto e contam com o auxílio de padronizações do ambiente ou do método de aquisição para facilitar o pré-processamento das imagens [65, 66, 72].

4.1.1 Instrumentos de aquisição

Os instrumentos de aquisição para os métodos de reconstrução tridimensional são, geralmente, câmeras fotográficas digitais, sendo que os diferentes métodos utilizam combinações de câmeras, emissores e sensores para obter dados significativos e adequados para cada método de reconstrução tridimensional.

Os instrumentos profissionais, conhecidos no mercado como 3D Scanners, são baseados em diversas tecnologias [73]. Alguns modelos utilizam emissores de luz, em diferentes espectros de cor, para projetar mapas de linhas sobre a superfície do objeto em conjunto com uma câmera fotográfica digital para aquisição de imagens (Figura 4.1).



Figura 4.1 Exemplo de sistema de reconstrução tridimensional [76].

Existem ainda *3D Scanners* que utilizam apenas um par de câmeras fotográficas e, a partir do processamento das imagens, extraem informações de profundidade do objeto. O número de câmeras pode variar entre os sistemas, sendo que a quantidade está relacionada diretamente com o método de reconstrução tridimensional.

4.1.2 Sistemas de processamento e extração de medidas de profundidade

Dependendo do método de aquisição de imagens e da instrumentação utilizada, os algoritmos para processamento e extração de medidas de profundidade tridimensionais de objetos se baseiam em princípios específicos da área de visão computacional. Alguns exemplos de métodos geralmente utilizados são descritos a seguir.

Métodos ativos:

- Triangulação por laser – é uma técnica que utiliza uma fonte emissora de luz (Laser) que incide sobre o objeto. A variação relativa do ponto de laser em relação ao campo de visão da câmera é dependente da variação de profundidade da superfície do objeto. Assim, é possível extrair informações sobre a tridimensionalidade do objeto [73].
- *Time-of-flight* – utiliza um emissor de luz, um receptor e um cronometro de precisão. A partir da emissão de um feixe sobre o objeto, o tempo entre a

emissão e recepção da luz pelo sistema é cronometrado, fornecendo assim uma informação indireta sobre a distância entre o emissor/receptor e o objeto [77].

- *Structured-light* – é uma técnica que utiliza um emissor de luz para projetar um padrão de imagem sobre a superfície do objeto. Através da análise da distorção do padrão projetado sobre a superfície, é possível extrair informações de profundidade de cada ponto da mesma [78].

Métodos passivos:

- Visão estereoscópica – baseada na utilização de dois receptores (câmeras de vídeo) que observam o mesmo objeto. A partir da análise das diferenças entre cada par de imagens, que variam conforme a distância entre as câmeras e o objeto, é possível inferir as informações sobre cada ponto da imagem [59, 65].
- Intersecção de silhuetas – utiliza múltiplas imagens ao redor de um mesmo objeto, podendo ser feito apenas com uma câmera. Neste método, são extraídas as silhuetas de todas as imagens e, através da análise geométrica das silhuetas, é extraída a profundidade de cada ponto das imagens [59, 61-66, 69].

4.1.3 Reconstrução do modelo

Usualmente, o processamento e a extração de informações tridimensionais fornecem apenas pontos em coordenadas tridimensionais, sem que exista uma correlação entre cada ponto. Este conjunto de pontos fornecido é conhecido como nuvem de pontos (*point-cloud*), representando todos os pontos tridimensionais extraídos do objeto (Figura 4.2) [67, 72].

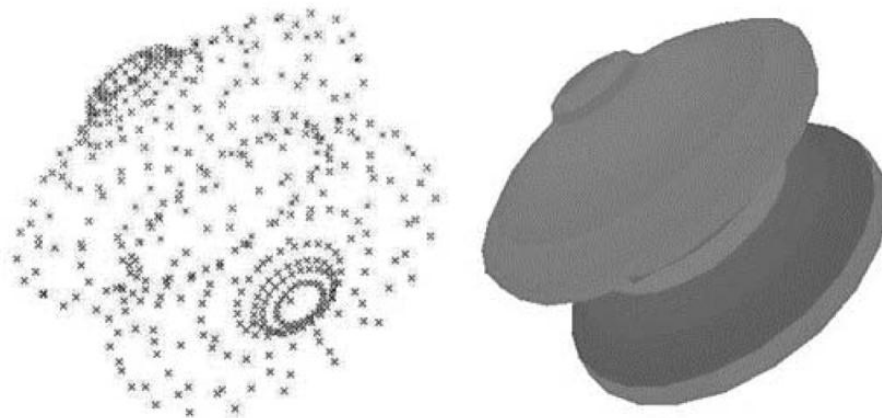


Figura 4.2 Nuvem de pontos (esquerda) e objeto tridimensional (direita) [79].

Embora a nuvem de pontos represente partes da superfície do objeto, ainda é necessária a reconstrução do modelo tridimensional a partir dos pontos extraídos. Para isso, existem diversas técnicas e algoritmos capazes de ligar os pontos de uma nuvem de maneira adequada, triangulando e formando uma superfície plana [80-83].

Dentre os algoritmos utilizados, destaca-se o método de triangulação Delaunay [82, 83]. Este método gera, para um conjunto de pontos, diversos triângulos formados pela ligação entre os pontos mais próximos, sem que haja redundância ou falhas na ligação (Figura 4.3) [84].

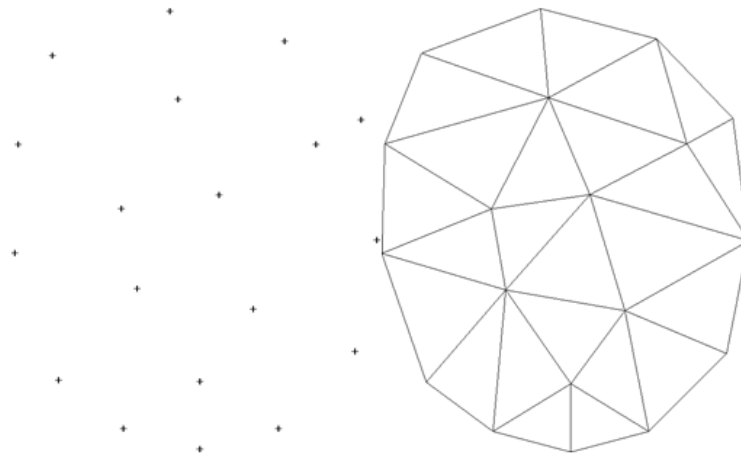


Figura 4.3 Exemplo de triangulação de pontos pelo método Delaunay [85].

Dependendo da complexidade da nuvem de pontos, métodos de triangulação mais sofisticados podem ser necessários, enquanto em nuvens padronizadas o método de ligação de vizinho mais próximo pode ser o suficiente para construir uma superfície tridimensional.

4.2 Texturas

Para uma reconstrução tridimensional representar fielmente o objeto reconstruído é necessária a aplicação de texturas para recriar as cores, padrões e imagens do objeto. Texturas podem ser definidas, na área de visão computacional e computação gráfica, como imagens multidimensionais contendo as variações de cor, brilho e contraste de um objeto que possam ser mapeadas em uma superfície também multidimensional [86, 87].

A extração de texturas dos objetos reais é feita, em sua maioria, através do método de extração ponto a ponto. Este método se baseia na amostragem de pontos à medida que são extraídas informações de tridimensionalidade do objeto, estes pontos são então armazenados em uma matriz (correspondente à imagem) de maneira ordenada, de modo que a imagem resultante seja a superfície do objeto em um plano.

Com a textura extraída, é preciso fazer a aplicação da imagem bidimensional sobre o modelo tridimensional. O método para inserção de textura em um modelo tridimensional é conhecido como *Texture Mapping* (mapeamento de textura). Esta técnica é responsável por ligar cada ponto da textura a um respectivo ponto no modelo tridimensional.

O mapeamento de textura pode ser definido como um método que mapeia uma imagem ou função em uma superfície tridimensional [86, 87]. O método é baseado na parametrização da superfície que mapeia a textura no espaço do objeto. A partir desta parametrização, é definida a relação entre os pontos da textura e a posição espacial no modelo tridimensional do objeto.

Uma vez que, para a visualização da textura no modelo tridimensional, é necessária a projeção da imagem em uma tela (em um plano ou monitor de vídeo), pode-se simplificar o método de mapeamento de textura como uma distorção geométrica da imagem para projeção em tela [88].

5. Processamento de imagens e extração de atributos

O processamento de imagens é uma área da ciência responsável pela aplicação de técnicas e métodos de processamento digital para transformação ou extração de dados inerente as imagens. Usualmente, o processamento de imagens é definido como um processo que utiliza imagens como parâmetros de entrada e retornam, como parâmetro de saída, imagens resultantes da transformação pela técnica utilizada. Entretanto, não há consenso entre os autores sobre a definição e limites do processamento de imagens, uma vez que existem técnicas de processamento que retornam apenas informações quantitativas [42-44, 88].

A complexidade das técnicas pode variar de simples transformações matemáticas lineares a grandes expressões envolvendo matemática avançada, entretanto a escolha de determinada técnica deve ser feita considerando-se, dentre outros aspectos, a aplicação, o tempo de execução e a utilização de recursos computacionais.

Para algumas áreas do conhecimento, o processamento de imagens é baseado na utilização de imagens em escala de cinza. Em outras aplicações, a utilização das técnicas em imagens com cores, ou maior número de canais de informação, requer apenas a aplicação da técnica de processamento para cada canal separadamente.

5.1 Escala de cinza

Em imagens digitais o processo de aquisição e digitalização das informações provenientes dos sensores gera dados discretos em uma faixa de valores fixos. Os limites da quantização e discretização definem a resolução de contraste dessas imagens. Essa faixa de valores é geralmente distribuída em função da variação da intensidade em tons de cor. Quando se utiliza apenas a cor cinza, gera-se a chamada escala de cinza.

As escalas de cinza originais das imagens são dependentes do hardware e do processo de digitalização, sendo elas geralmente em 8bits ou 16bits. Existem ainda sistemas que possuem escalas em 10bits e 12bits, porém são consideradas exceções [42, 88]. É possível, a

partir de algoritmos específicos, reduzir a quantidade de bits da escala de cinza, geralmente utilizado para compressão ou processamento de dados. O efeito da redução da resolução de contraste é a perda de detalhes de cor, conforme exemplificado na Figura 5.1.

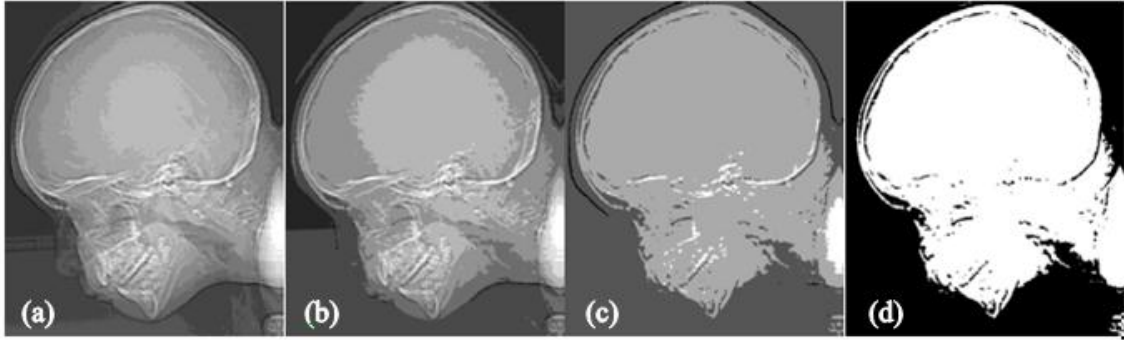


Figura 5.1 Imagens exibidas em (a) 16, (b) 8, (c) 4 e (d) 2 bits de resolução de contraste [42].

Com o advento dos sistemas e sensores de aquisição de multicanais, as imagens em tons de cores se tornaram mais comuns em diversas áreas, principalmente na computação gráfica e visão computacional. Entretanto, como as técnicas foram desenvolvidas com o foco em imagens em tons de cinza, é muito comum a conversão de imagens coloridas para escalas de cinza.

5.1.1 Conversão de imagens em cores para escala de cinza

A conversão de imagens com múltiplos canais, gerando imagens em cores, é dependente do modelo de cor utilizado. Alguns modelos de cores, como o HSI, possuem canais separados para as cores e intensidade, tornando assim o processo de conversão mais simples, uma vez que é apenas necessário extrair o canal de intensidade e eliminar os componentes de cor.

Entretanto, em modelos de cor como o RGB, não há separação de intensidade e cores, sendo que cada canal possui uma cor definida. Neste caso, existem dois processos para a conversão de imagens em cores para escala de cinza. O primeiro processo consiste em utilizar a média dos valores de cada canal e atribuí-los a uma intensidade na escala de cinza, conforme Equação 2.

$$I = \frac{I_R + I_G + I_B}{3} \quad (2)$$

O segundo processo leva em consideração a luminância ou luma, de acordo com a CIE (*International Commission on Illumination*), e possui diferentes fatores para cada canal de cor no modelo RGB. Desta maneira, a conversão de cores do modelo RGB para a escala de cinza pode ser descrito como (Equação 3):

$$I = 0.2126 \cdot I_R + 0.7152 \cdot I_G + 0.0722 \cdot I_B \quad (3)$$

Onde:

I_R - corresponde à intensidade do canal R (*red*);

I_G - corresponde à intensidade do canal G (*green*);

I_B - corresponde à intensidade do canal B (*blue*).

5.1.2 Limiar de intensidade e binarização

A partir de imagens em escala de cinza é possível aplicar métodos para segmentação rápida de objetos. A utilização de limiar de intensidade ou binarização, apesar de serem técnicas rápidas, podem apresentar resultados satisfatórios, dependendo da sua aplicação.

A limiarização em imagens digitais é a aplicação de valores limites, ou faixas de valores, que delimitam os níveis de intensidade da imagem e os transformam em novos valores, conforme exemplificado pela Equação 4.

$$g(x, y) = \begin{cases} a & \text{IF } f(x, y) > A \\ b & \text{IF } f(x, y) \leq B \end{cases} \quad (4)$$

Usualmente a binarização pode ser definida como uma aplicação do método de limiarização com apenas um valor limite, sendo que o resultado é um valor binário de máximo ou mínimo (Figura 5.2). Também se pode aplicar mais de um limiar de valor para casos específicos. Este método é bastante utilizado para segmentação rápida quando há um bom contraste entre o objeto a ser segmentado e o restante da imagem.



Figura 5.2 Exemplo de binarização de uma imagem digital [88].

5.1.3 Borda, contorno e fronteira

A partir da binarização de imagens é possível a extração de bordas, contornos e fronteiras presentes nas imagens. As bordas e contornos podem ser definidos como uma região de separação de um objeto em relação ao fundo da imagem, sendo que são conceitos locais e, portanto, são regiões abertas. Já as fronteiras são definidas como contornos fechados que separam o objeto do restante da imagem, por ser uma região fechada as fronteiras possuem conceitos globais.

A extração de contornos em imagens binárias (Figura 5.3) pode ser realizada através da erosão de uma imagem (A) com uma máscara (B), resultando em uma nova imagem (C) que, por sua vez, é subtraída da imagem original (A). O resultado final (D) representa o contorno ou fronteira da imagem e é representado matematicamente pela Equação 5 [89].

$$\beta(A) = A - (A \odot B) \quad (5)$$

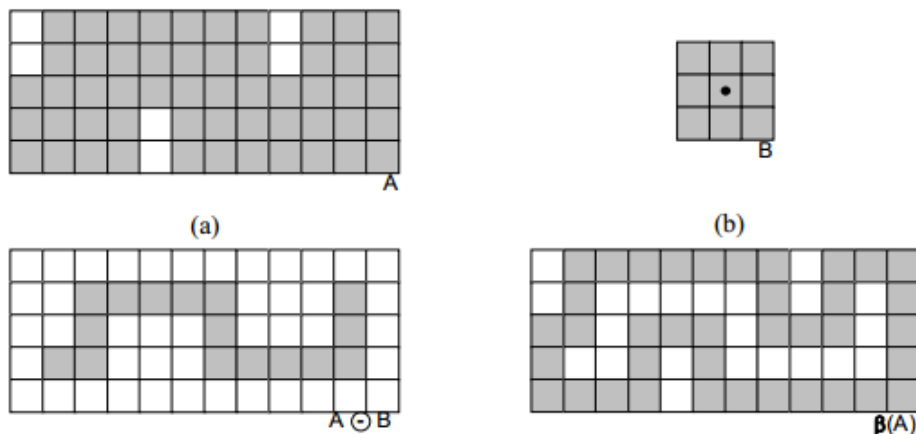


Figura 5.3 Extração de contornos em imagens binárias [89].

Através da extração de contornos é possível obter uma delimitação adequada e segmentar as imagens. A partir dessas segmentações se torna viável a aplicação de métodos mais sofisticados para extração de atributos geométricos, de textura e de intensidade de objetos específicos.

5.2 Extração de atributos

As técnicas de extração de atributos podem ser classificadas tanto pela complexidade do método utilizado para a extração quanto em relação ao atributo sendo extraído. Em relação à complexidade pode-se tratar a extração de atributos de baixo-nível ou a extração de atributos de alto-nível [88].

Os atributos de baixo-nível (Figura 5.4) são definidos como aqueles que podem ser extraídos automaticamente de uma imagem sem utilizar ou possuir qualquer informação espacial da imagem. Alguns métodos já apresentados neste texto, como a binarização e limiarização, são considerados métodos para extração de atributos de baixo-nível. As bordas, contornos, fronteiras e cantos também são considerados atributos de baixo-nível, e geram informações que permitem a identificação dos objetos.

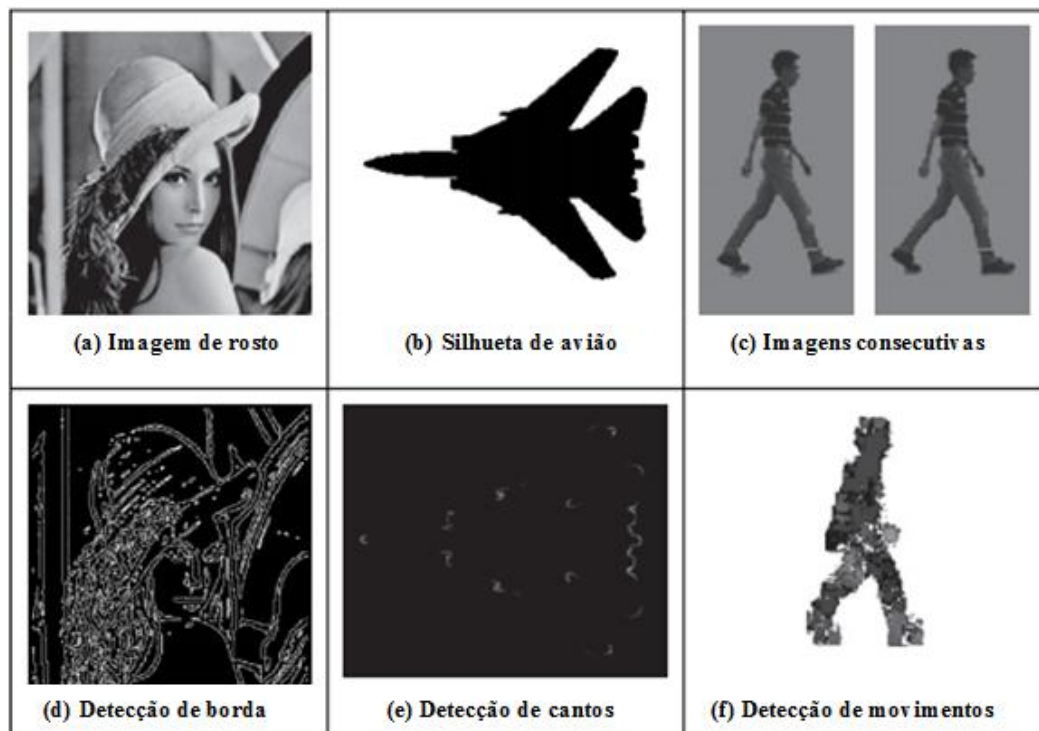


Figura 5.4 Exemplos de extração de atributos de baixo-nível, modificado de [88].

Os atributos de alto-nível podem ser definidos como atributos extraídos de imagens utilizando uma maior quantidade de informações, como informações espaciais, bordas, fronteiras entre outras. Usualmente os atributos de baixo-nível fazem parte da extração de atributos de alto-nível. Além destes, temos atributos de intensidade, atributos geométricos e atributos de textura, sendo as diferenças entre cada atributo referentes aos métodos utilizados e objetivos definidos, onde um mesmo método pode sofrer influência da descrição geométrica e variação de intensidade (brilho e contraste) [42, 88, 90].

5.2.1 Atributos de intensidade

Os atributos de intensidade são aqueles que estão relacionados com valores ou magnitudes pontuais de uma imagem, podendo ser representados tanto em níveis de cinza quanto em múltiplos canais de cor ou espaços de cores distintos. Desta maneira os algoritmos de extração de atributos de intensidade podem ser expandidos para diversos espaços de cor, aplicando-se a extração para cada canal separadamente.

A extração dos atributos de intensidade pode ser realizada de modos distintos, sendo usual a aplicação de cálculos matemáticos em histogramas ou cálculos matriciais em imagens digitais discretas.

O histograma, definido como distribuição de frequência de um grupo de dados de imagens digitais, é um bom indicador de atributos de intensidade. Dele é possível extrair informações como brilho e contraste através da simples observação da distribuição dos dados. A aplicação de cálculos estatísticos aos histogramas, por sua vez, possibilita a extração de diversos atributos da imagem, como por exemplo, (Equações 6-11) [44]:

Média:

$$S_M = \sum_{b=1}^L bP(b) \quad (6)$$

Desvio Padrão:

$$S_D = \left[\sum_{b=1}^L (b - S_M)^2 P(b) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

Skewness:

$$S_S = \frac{1}{S_D^3} \sum_{b=1}^L (b - S_M)^3 P(b) \quad (8)$$

Kurtosis:

$$S_K = \frac{1}{S_D^4} \sum_{b=1}^L (b - S_M)^4 P(b) - 3 \quad (9)$$

Energia:

$$S_N = \sum_{b=1}^L [P(b)]^2 \quad (10)$$

Entropia:

$$S_E = - \sum_{b=1}^L P(b) \log_2 \{P(b)\} \quad (11)$$

Onde:

L - número total de intervalos na distribuição de probabilidade dos dados;

b - posição do intervalo na distribuição de probabilidade dos dados;

$P(b)$ - distribuição de probabilidade dos dados divididos em L intervalos.

Atributos como bordas e fronteiras podem ser extraídos através de correlações e convoluções matriciais entre uma máscara e a imagem a ser processada. Por exemplo, a extração de bordas em imagens de escala de cinza pode ser realizada através dos operadores *cross-gradient* de Roberts. A diferença entre os gradientes horizontais (Equação 12) e verticais (Equação 13) é a base dos operadores de Roberts para extração de bordas diagonais.

$$g_x = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = (z_9 - z_5) \quad (12)$$

$$g_y = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = (z_8 - z_6) \quad (13)$$

Onde:

$f(x, y)$ - valores resultantes da convolução entre imagem e máscara de dimensão 3x3;

x, y - posição horizontal e vertical, respectivamente;

z - valor de f respectivo a posição ordenada dos dados.

A partir dos equacionamentos dos gradientes de derivadas parciais, algumas máscaras foram propostas por Roberts [91], Prewitt [92] e Sobel [93] para a extração das bordas em imagens em escala de cinza (Equações 14-16).

Roberts:

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

Prewitt:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

Sobel:

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

Apesar dos métodos apresentados serem aplicáveis a imagens coloridas (com múltiplos canais de intensidade), a extração de atributos de intensidade diretamente relacionada com cores deve ser realizada dentro de um espaço de cor específico. Na computação gráfica o espaço de cor mais disseminado é o padrão RGB (*red, green, blue*), adequado para diversas aplicações graças à sua linearidade.

Entretanto, para extração de atributos de cor, o espaço RGB não possui muitas informações relacionadas diretamente com a cor, mas apenas informações relacionadas com a soma algébrica de cada intensidade de cor. Assim, como o espectro de cor visível para a visão humana possui uma natureza contínua, onde não é possível definir um começo e fim absoluto para a escala, a utilização de espaços de cores com as mesmas características se torna recomendável.

Por outro lado, o espaço HSV (*hue, saturation and value*), possui a informação de cor em apenas um canal (*hue*), sendo que os outros canais possuem informação de saturação/intensidade (*saturation*) e valor de brilho (*value*). Neste espaço, a informação de cor (*hue*) é distribuída de modo angular, seguindo a natureza contínua das cores, sendo assim mais adequada para a extração de atributos de cor.

Através da segmentação da imagem em partes iguais, é possível calcular um vetor tridimensional que representa a média de intensidades dos canais do espaço HSV. Os vetores

são considerados os atributos das imagens e podem ser utilizados para comparação de similaridade entre imagens (Figura 5.5) [94].

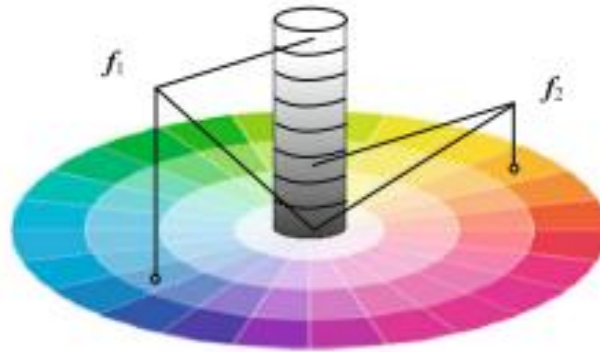


Figura 5.5 Vetores de atributo no espaço HSY [94].

5.2.2 Atributos de textura

A textura, apesar de bastante estudada por pesquisadores, possui uma definição nebulosa, e vários autores tentam defini-la apenas qualitativamente. Entretanto, pode-se assumir que um atributo de textura contém informações sobre a distribuição espacial de variações de cores dentro de uma região [95]. Assim, é possível definir textura como uma região onde existe um padrão de variação de intensidades.

As texturas podem ser separadas entre texturas artificiais (Figura 5.6) e texturas naturais, onde as texturas artificiais são compostas por linhas, símbolos e formas genéricas, e as texturas naturais por padrões encontrados em objetos reais [44, 88].

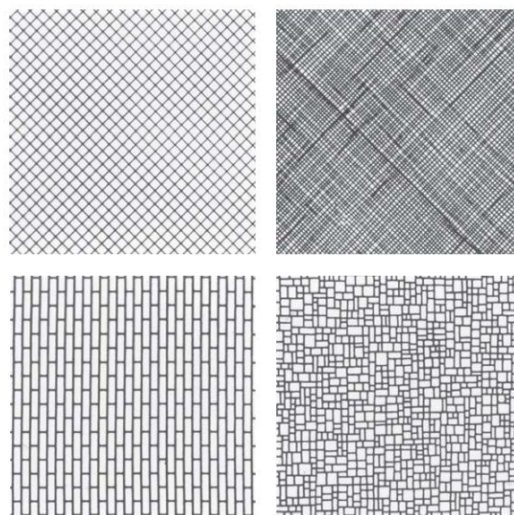


Figura 5.6 Exemplos de texturas artificiais [44].

Devido à falta de consenso em uma definição quantitativa para textura, pesquisadores buscam métodos para mensura-la de modo intuitivo, gerando assim os chamados atributos de textura [44]. De tal forma, vários métodos para extração de atributos de textura surgiram, sendo os mais importantes citados a seguir.

- Métodos de detecção de bordas de Rosenfeld e Troy (Equação 17): consiste em medir a quantidade de bordas presentes em uma região específica da imagem e correlacionar esta medida à textura.

$$T(j, k) = \frac{1}{W^2} \sum_{m=-w}^w \sum_{n=-w}^w E(j + m, k + n) \quad (17)$$

Onde:

j, k - coordenadas de um ponto da imagem;

W - dimensão da janela de detecção de bordas;

m, n - coordenadas de um ponto da janela de detecção de bordas;

E - imagem submetida ao método de Rosenfeld e Troy.

- Método de autocorrelação (Equação 18): utiliza funções de autocorrelação como base para medida de textura, sendo importante notar que é possível que dois padrões distintos possam gerar a mesma autocorrelação.

$$A_F(m, n) = \sum_j \sum_k F(j, k) F(j - m, k - n) \quad (18)$$

Onde:

A_F - valor de autocorrelação da imagem F ;

m, n - coordenadas de um ponto da para cálculo da correlação;

- Método de Matriz de Coocorrência (Equação 19): este método se baseia na mensuração de um histograma bidimensional que pode ser considerado uma estimativa de uma distribuição de probabilidade conjunta, onde pares de pixels, $F(j, k)$ e $F(m, n)$, são a base para a formação da matriz de coocorrência [44].

$$P(a, b; j, k, r, \theta) \approx P_R[F(j, k) = a, F(m, n) = b] \quad (19)$$

Onde:

P - número total de coocorrência entre $F(j, k)$ e vizinhos;

a, b - valores de intensidade e coordenadas da matriz de coocorrência;

r - distância máxima entre $F(j, k)$ e vizinhos;

θ - ângulo entre vizinhos.

5.2.3 Descritores de textura de Haralick

A partir do método de matrizes de coocorrência, Haralick *et al.* [95] propuseram uma série de atributos denominandoos descritores de textura, onde foram utilizados métodos estatísticos para cálculos das diferentes medidas, conforme apresentados nas equações 20 a 33.

Atributos de textura de Haralick:

Segundo momento angular:

$$f_1 = \sum_i \sum_j [p(i, j)]^2 \quad (20)$$

Onde:

p - matriz de coocorrência dos dados;

i, j - coordenadas da matriz de coocorrência dos dados;

Contraste:

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_{g-1}} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \right\}_{|i-j|=n} \quad (21)$$

Onde:

n - nível de intensidade;

N_{g-1} - nível máximo de intensidade.

Correlação:

$$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (22)$$

Onde:

μ - média dos dados;

σ - desvio padrão dos dados.

Variância:

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (23)$$

Momento diferencial inverso:

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (24)$$

Média da soma:

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i) \quad (25)$$

Variância da soma:

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_6)^2 p_{x+y}(i) \quad (26)$$

Entropia da soma:

$$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (27)$$

Entropia:

$$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (28)$$

Variância da diferença:

$$f_{10} = \text{variância de } p_{x-y} \quad (29)$$

Entropia da diferença:

$$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i)) \quad (30)$$

Medidas de informação de correlação:

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (31)$$

Onde:

H - entropia dos pares de dados.

Medidas de informação de correlação:

$$f_{13} = \sqrt{1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)]} \quad (32)$$

Coeficiente de correlação máximo:

$$f_{14} = \sqrt{h(Q)} \quad (33)$$

Onde:

$h(Q)$ - o segundo maior autovalor de Q :

$$Q(i, j) = \sum_k \frac{p(i, k)p(j, k)}{p_x(i)p_y(k)} \quad (34)$$

5.2.4 Transformada Discreta de Cosseno (DCT)

A Transformada Discreta de Cosseno (DCT) é uma transformação matemática ortogonal apresentada por Ahmed *et al.* [96]. O propósito inicial da transformada é fornecer dados e atributos para auxílio no reconhecimento de padrões e na aplicação do filtro de Wiener. Outras aplicações surgiram à medida que a transformada foi estudada, sendo a compressão de sinais de áudio e imagem as mais comuns e aplicadas em diversos padrões reconhecidos atualmente, como, MP3, JPEG e MPEG [97, 98].

Para uma sequência de dados $X(m)$, $m = 0, 1, \dots, (M - 1)$ a DCT é definida por:

$$\begin{cases} G_x(0) = \frac{\sqrt{2}}{M} \sum_{m=0}^{M-1} X(m) \\ G_x(k) = \frac{2}{M} \sum_{m=0}^{M-1} X(m) \cos \frac{(2m+1)k\pi}{2M} \end{cases}, \quad \text{para } k = 1:(M-1) \quad (35)$$

Onde:

M - número total de dados;

m - posição no vetor de dados;

$X(m)$ - valor de sinal discretizado;

A DCT gera um vetor ou matriz de mesma dimensão dos dados originais, sendo que os valores representam coeficientes da transformação. Os coeficientes gerados pela transformação são considerados os próprios atributos da imagem, sendo geralmente atributos de textura.

Para a extração dos atributos foi desenvolvido um critério de eliminação de componentes da transformada descrito por Andrews *et al.* [99]. A seleção de atributos é definida pelos componentes que possuem maior variância em relação aos elementos diagonais [96] e, usualmente, os componentes de maior frequência são eliminados, selecionando-se apenas componentes de baixa frequência, incluindo a componente DC.

Desta forma, apenas uma pequena quantidade de dados provenientes da DCT é necessária para a representação da textura de uma imagem, reduzindo a quantidade de dados a serem extraídos e processados.

O método do sequenciamento em zigzag da matriz resultante da DCT é um dos métodos utilizados por pesquisadores para seleção de N componentes da transformada com maior relevância para extração de atributos ou compressão de dados [67, 100-105]. Este método ordena os componentes em um vetor de dimensão igual à área da matriz (Figura 5.7) e a seleção é realizada pela simples extração dos N primeiros valores do vetor, descartando-se o restante dos dados.

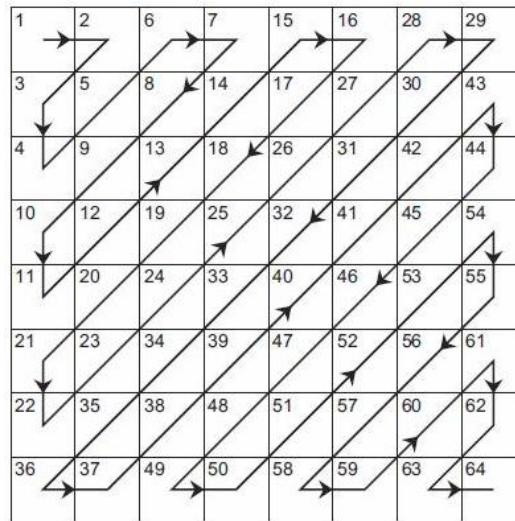


Figura 5.7 Método de amostragem em zigzag [106].

Por meio desta metodologia é possível selecionar os componentes mais significativos para a textura da imagem, formando assim um vetor de atributos de textura que representa as características da imagem. Além da DCT ou da matriz de coocorrência, a utilização de outros métodos, como a Transformada Wavelet e os Descritores de Haralick, pode prover novos atributos e auxiliar significativamente na definição da textura de uma imagem.

5.2.5 Transformada Wavelet

A transformada Wavelet é uma transformação matemática com determinadas propriedades que as tornam adequadas à decomposição de outras funções. Sendo uma ferramenta de processamento de sinais em que suas funções bases (as Wavelets) não

pertencem a um espaço finito de soluções, isto é, existem teoricamente infinitas possibilidades de se projetar Wavelets com propriedades especiais, voltadas para aplicações específicas

A primeira função ortogonal, que posteriormente resultou em estudos de Wavelet na década de 1980, foi publicada pelo matemático alemão Alfred Haar como um capítulo de seu artigo sobre a teoria de sistemas de funções ortogonais (*Zur Theorie der orthogonalen Funktionensysteme*) [107], sendo nomeada de Wavelet Haar em sua homenagem.

Desde então, diversos estudos têm sido realizados tanto na área de desenvolvimento da Transformada Wavelet como em suas aplicações. Dentre os avanços relacionados à Transformada Wavelet estão Wavelet Mãe Ortonormal [108], Wavelet não trivial [109], conjunto de Funções Base de Wavelet Ortonormal [110] e conjunto de Funções Base de Wavelet Bi-ortogonal [111].

5.2.5.1 Transformada Contínua Wavelet

A Transformada Contínua Wavelet é definida como [42]:

$$(W_{\psi}f)(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi_{a,b}(t)dt \quad (36)$$

Sendo $\psi_{a,b}(t)$ a Wavelet Mãe (Equação 37):

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{a^2} \psi\left(\frac{t-a}{a}\right) \quad (37)$$

Onde:

$f(t)$ - sinal contínuo em função do tempo;

a - variável real da função de dilatação;

b - variável real da função de translação.

5.2.5.2 Transformada Discreta Wavelet (DWT)

Para a Transformada Wavelet Discreta, é necessário representar os parâmetros de dilatação e translação, a e b , em termos de valores discretos, como destacado nas Equações 38 e 39, respectivamente [112].

$$a = a_0^j \quad (38)$$

$$b = kb_0a_0^j \quad (39)$$

Onde:

j – Parâmetro de dimensionamento da Transformada Wavelet;

k – Parâmetros de translação da Transformada Wavelet.

Desta forma:

$$\psi_{a,b}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (40)$$

Assim, o cálculo dos coeficientes Wavelet é dado por:

$$W_\varphi(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{t=0}^{M-1} f(t) \varphi_{j_0,k}(t) \quad (41)$$

$$W_\psi(j, k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{t=0}^{M-1} f(t) \psi_{j,k}(t) \quad (42)$$

Onde:

M - número total de valores presentes no sinal discreto;

φ - coeficiente de aproximação;

ψ - coeficiente específico.

5.2.5.3 Transformada Discreta Wavelet Bidimensional (2D-DWT)

A Transformada Wavelet Discreta Bidimensional é composta por uma função de dimensionamento bidimensional (coeficientes de aproximação) e três funções bidimensionais Wavelet (coeficientes horizontais, verticais e diagonais), como se segue [113].

$$\varphi(x, y) = \varphi(x) \varphi(y) \quad (43)$$

$$\psi^H(x, y) = \psi(x) \varphi(y) \quad (44)$$

$$\psi^V(x, y) = \varphi(x) \psi(y) \quad (45)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x) \psi(y) \quad (46)$$

Onde:

φ - função para componentes de Aproximação;

ψ^H - função para componentes Horizontais;

ψ^V - função para componentes Verticais;

ψ^D - função para componentes Diagonais;

x, y - coordenadas cartesianas ou matriciais do sinal bidimensional.

O diagrama da Figura 5.8 apresenta as seqüências lógicas de aplicação da Transformada Wavelet Discreta Bidimensional [113] onde, da direita para a esquerda, é feito o cálculo, na direção de n , dos coeficientes de aproximação e específico, em seguida é feito o cálculo na direção de m , resultando nos coeficientes de aproximação, verticais, horizontais e diagonais.

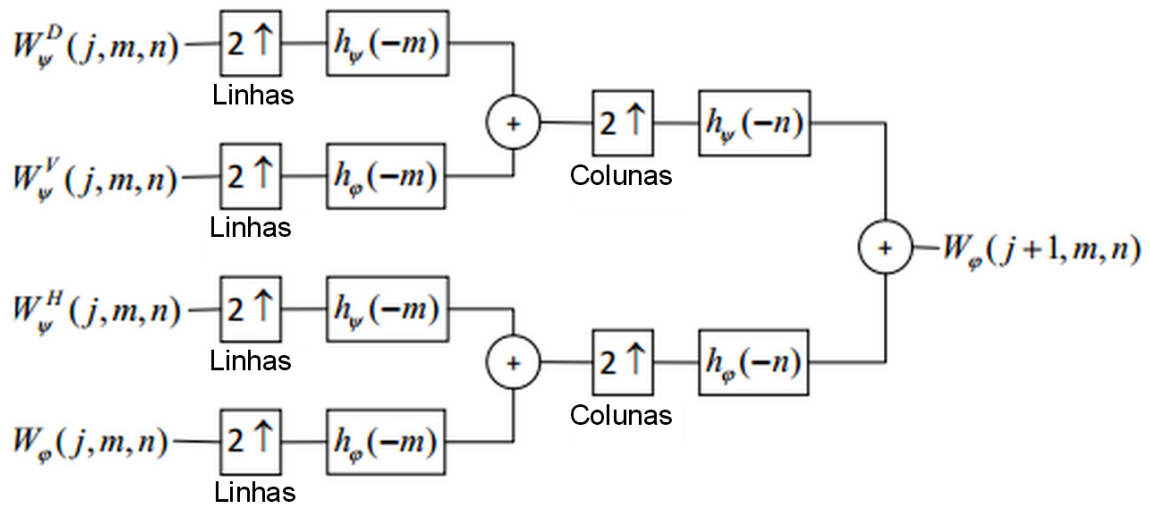


Figura 5.8 Diagrama de cálculo para Wavelet Bidimensional de 1-Nível, modificado de [113].

A Figura 5.9 apresenta o resultado em forma matricial seguindo o mesmo raciocínio utilizado no diagrama ilustrado na Figura 5.8. Sendo possível notar que cada grupo de coeficientes possui dimensão menor que a matriz original.

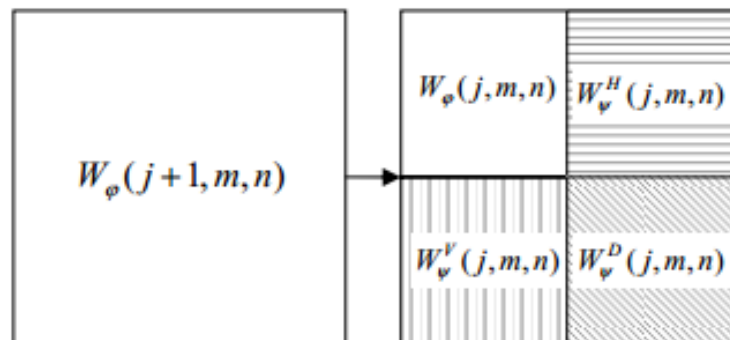


Figura 5.9 Decomposição da Transformada Wavelet Bidimensional de 1-Nível [113].

5.3 Distância de Hausdorff

A distância de Hausdorff foi definida pelo matemático alemão Felix Hausdorff (1886-1942) através da Teoria dos Conjuntos Amplos (*Grundzüge der Mengenlehre*) [114]. A métrica de Hausdorff é definida no espaço de subconjuntos dentro de um espaço métrico [115].

De acordo com Herikson [115], dado um espaço métrico compacto S , um espaço X pode ser considerado como um subconjunto fechado de S , onde:

$$X = \{A \subset S \mid A \text{ é fechado e não vazio}\} \quad (47)$$

Então a distância de Hausdorff é definida em pares de elementos em X como:

$$d(A, B) = \max \left\{ \sup_{e \in B} m(e, B), \sup_{e \in A} m(e, A) \right\} \quad (48)$$

Onde $m(e, C): S \times X \rightarrow R$ é dado por:

$$m(e, C) = \inf_{c \in C} d(e, c) \quad (49)$$

Assim, a função m representa a menor distância de um ponto e em S até um ponto C em X (se X é um subconjunto de S) (Figura 23).

Por fim, podemos definir a distância Hausdorff entre um conjunto de pontos (e) e C , como:

$$d(\{e\}, C) = \max \left\{ m(e, C), \sup_{c \in C} d(c, e) \right\} = \max \left\{ \inf_{c \in C} d(e, c), \sup_{c \in C} d(c, e) \right\} \quad (50)$$

Conforme ilustrado na Figura 5.10, para dois espaços A e B a distância de Hausdorff entre dois pontos pertencentes aos subconjuntos é o valor máximo entre o ínfimo e o supremo das distâncias entre os pontos.

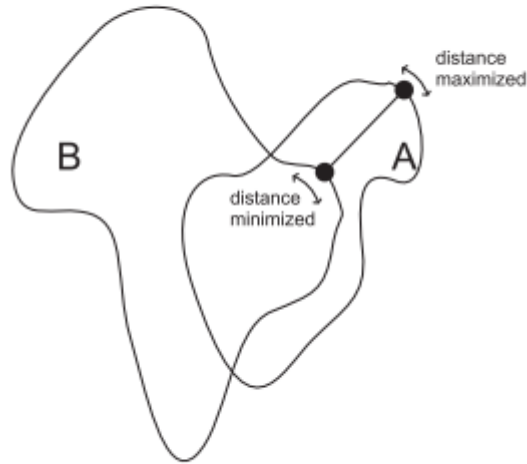


Figura 5.10 Ilustração do método de distância de Hausdorff [115].

Os métodos e técnicas apresentados neste capítulo constituem parte do desenvolvimento realizado neste trabalho, onde foram desenvolvidos algoritmos para a extração de atributos de imagens, de modo a permitir a comparação entre variações nas imagens e entre os métodos utilizados.

6. Metodologia

Para geração do sistema de reconstrução tridimensional e extração da superfície de membros inferiores humanos, proposto neste trabalho, optou-se por uma metodologia de desenvolvimento em camadas, conforme descrito na Figura 6.1.



Figura 6.1 Camadas de desenvolvimento do sistema proposto.

Este modelo tem como base uma camada de aquisição de imagens que, necessariamente, deve ser padronizada para evitar erros nas camadas superiores. A camada seguinte é o sistema de reconstrução e extração de texturas, onde as imagens coletadas na camada anterior são processadas de modo a extrair informações de tridimensionalidade para reconstrução de um modelo tridimensional em conjunto com a extração de texturas gráficas do objeto real. Por fim, a última camada se refere à unidade de análise, onde os dados obtidos na camada inferior são interpretados por algoritmos de extração de atributos, fornecendo medidas quantitativas de variações de cor e textura do objeto.

6.1 Aquisição de imagens

Conforme destacado no capítulo 2, os métodos atuais de avaliação de equimoses por imagem preveem o posicionamento e movimentação do paciente durante a coleta das imagens. Tal estratégia pode gerar erros significativos e afetar a qualidade da avaliação. Neste sentido, propõe-se a inversão do sistema observador-objeto. Desta forma, o paciente (objeto) ficará fixo, em uma posição pré-determinada, e a câmera fotográfica (observador) será deslocada de maneira adequada para variar a região de visualização em relação ao objeto. A Figura 6.2 apresenta um esquema ilustrativo do protótipo proposto.

6.1.1 Estrutura mecânica para padronização do processo de aquisição de imagens do membro inferior

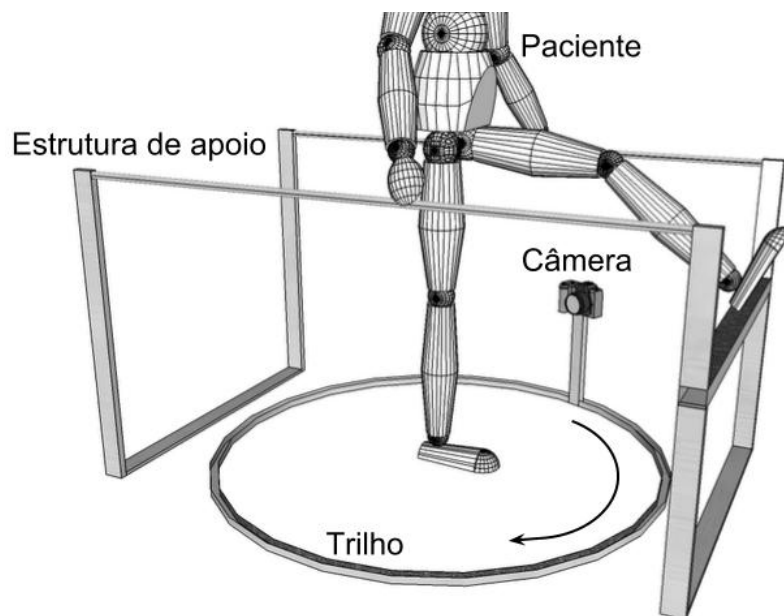


Figura 6.2 Esquema Ilustrativo do protótipo proposto para aquisição de imagens.

O design e a construção do protótipo levaram em consideração as características necessárias à aquisição de imagens do membro inferior, os padrões mecânicos e de dimensionamento, e, também, a ergonomia do design, sendo todas as dimensões baseadas em medidas antropométricas padrão para a população [55] e no campo de visão da câmera [116].

A estrutura de apoio ao paciente (Figura 6.3), desenvolvida em material metálico (METALON), consiste em um sistema de barras paralelas para apoio das mãos e sustentação do paciente, e uma barra perpendicular às barras paralelas, posicionada na extremidade final do protótipo, para o apoio e sustentação do membro inferior, fora do campo de visão do observador. Devido às possíveis variações de comprimento do membro inferior e do ângulo de abertura máximo entre os membros inferiores dos pacientes, a barra de apoio do pé possui altura regulável, para permitir maior conforto ao paciente.

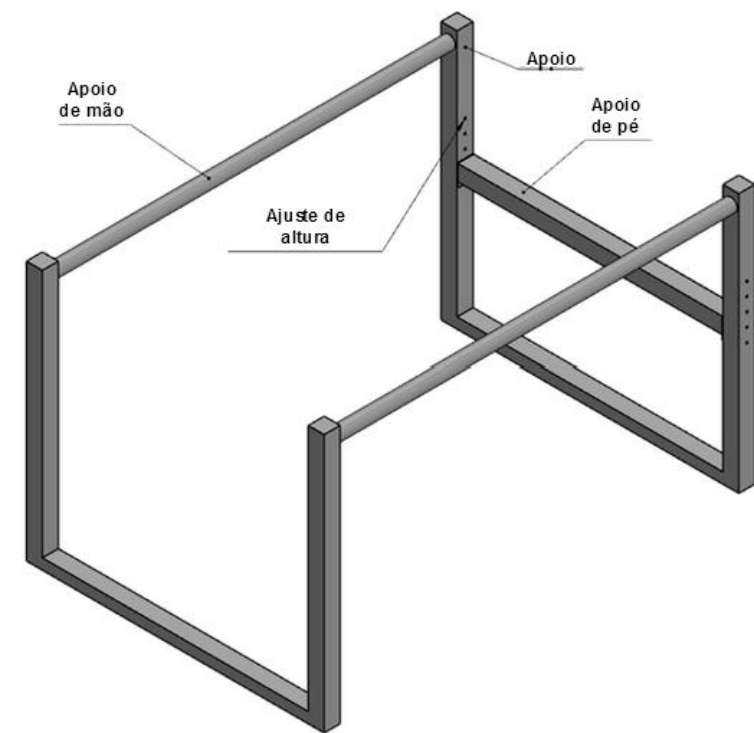


Figura 6.3 Estrutura de apoio e suporte ao paciente.

O braço mecânico (Figura 6.4), também construído em METALON, consiste em uma barra horizontal, para manter uma distância fixa entre a câmera e o paciente, uma barra vertical posicionada ao fim da barra horizontal, para manter uma altura fixa da câmera em relação ao solo, e um suporte a uma roda, construída em material plástico, ao fim da barra horizontal, de modo a sustentar o braço e reduzir o estresse mecânico em sua extremidade. Devido à variação de altura entre os pacientes e ao campo de visão fixo da câmera, as barras horizontal e vertical possuem comprimentos ajustáveis (Figura 6.4).

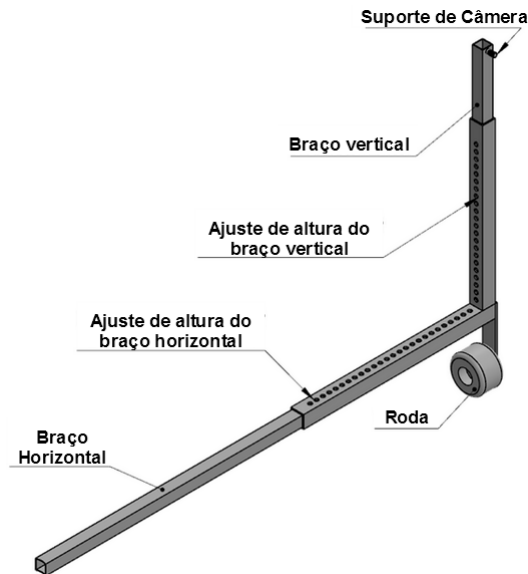


Figura 6.4 Sistema de braço mecânico para sustentação do observador (câmera).

Por fim, um sistema de rolamentos (Figura 6.5) foi projetado para permitir que o braço mecânico se movimente radialmente enquanto o paciente permanece estático no centro do sistema. Assim, esta peça é constituída de um par de discos de ferro paralelos, os quais possuem um pequeno eixo em seu centro para o acoplamento do rolamento. O rolamento, por sua vez, é fixado em um cilindro metálico, o qual é preso junto ao braço do protótipo. Isso permite que os discos sirvam como bases fixas ao paciente, enquanto o rolamento permite ao braço girar em torno do protótipo.

A montagem do sistema é feita através da conexão do braço com o cilindro de suporte aos rolamentos e, também, pelo posicionamento adequado do sistema de suporte ao paciente.

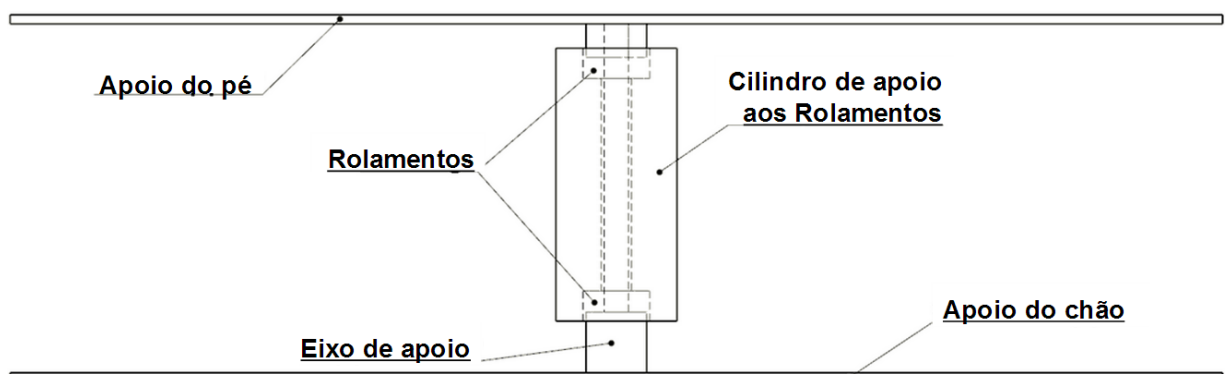


Figura 6.5 Sistema de rolamento e base de apoio para o paciente.

Para evitar a sobreposição de membros nas imagens, o membro sobreposto deve permanecer fora da região de interesse durante a aquisição da imagem. Para isso, uma

estrutura de apoio para este membro foi incorporada no mecanismo (Figura 6.3). Esta estrutura também melhora a estabilidade do paciente durante a aquisição das imagens, com a consequente redução de movimentos inadequados.

A partir do movimento radial estável da câmera fotográfica ao redor do paciente pode ser realizado o registro fotográfico em diversos ângulos conhecidos, permitindo coletar quantas imagens se deseje com um mínimo de interferências. Assim, espera-se melhorar consideravelmente a delimitação das lesões, uma vez que as variações entre as diversas faces do membro serão mais suaves à medida que se aumenta a quantidade de imagens coletadas em diferentes posições.

Por outro lado, o fator de confusão, causado pelos diversos fatores apresentados anteriormente, é relacionado diretamente com o método de visualização das imagens resultantes. Portanto, para reduzi-lo, se faz necessário reconstruir a superfície de modo que seja possível uma visualização dinâmica ou contínua da região de interesse. Para tal é preciso, inicialmente, ter o controle da posição do observador, o que agora pode ser obtido graças ao sistema de paciente-fixo e câmera-móvel aqui proposto.

6.1.2 Metodologia para aquisição de imagens

O protocolo definido neste trabalho consiste em coletar imagens do objeto em trezentos e sessenta graus (360°), a um passo angular fixo, que resulte em um número par e inteiro de imagens. Ou seja, é necessária a aquisição das imagens em ângulos conhecidos e de modo ordenado, onde a quantidade de imagens seja suficientemente grande para a aplicação do método de reconstrução.

Assim, o protocolo é definido pelas seguintes etapas:

- i. Posicionar o objeto, de maneira fixa, centralizado em ambiente de aquisição com alto contraste entre fundo e objeto.
- ii. Posicionar o observador a um raio fixo do objeto, permitindo que o mesmo se mova radialmente.
- iii. Definir um número par e inteiro como a quantidade de imagens a ser coletada.
- iv. Calcular o passo angular do protocolo através de: $\alpha = 360^\circ / \text{Num_imagens}$.
- v. Posicionar o observador em um ponto inicial (zero grau).
- vi. Coletar uma imagem do objeto no ângulo determinado.
- vii. Mover o observador em um passo angular.

viii. Repetir passos ‘vi’ e ‘vii’ até retornar ao ponto inicial (zero grau).

Este protocolo resultará em n-imagens do objeto, capturadas em ângulos conhecidos.

6.2 Reconstrução tridimensional a partir de silhuetas

A reconstrução tridimensional de um objeto a partir de silhuetas se baseia na premissa que as bordas de uma silhueta de uma imagem bidimensional, pertencente a um objeto tridimensional, representam a distância entre a superfície do objeto, defasada em noventa graus, ao seu eixo de rotação. Ou seja, a borda de uma silhueta é a profundidade de um ponto tridimensional a um ângulo de noventa graus em relação ao ângulo de aquisição da imagem (Figura 6.6).

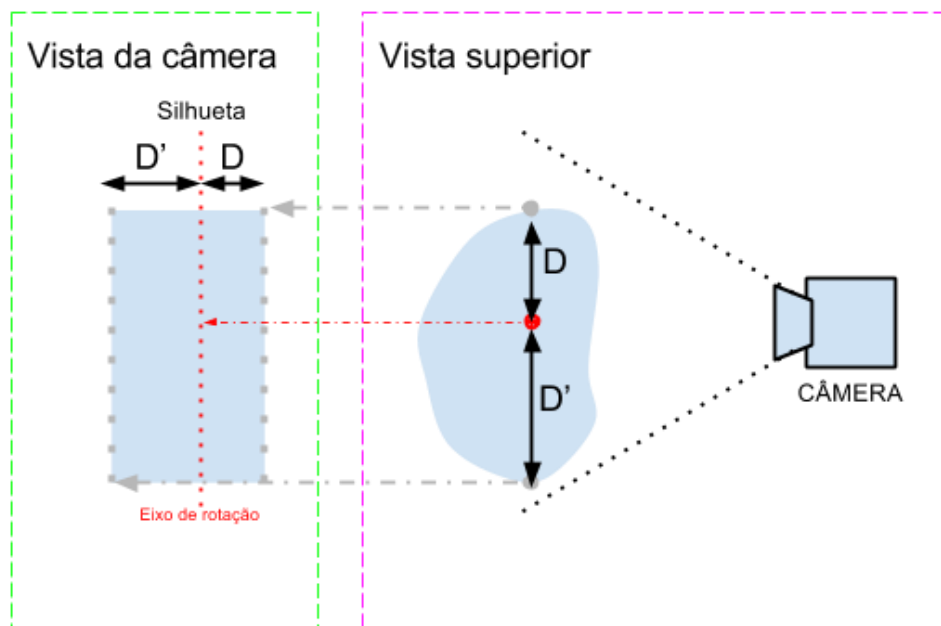


Figura 6.6 Ilustração do método de reconstrução tridimensional por silhuetas.

Desta forma, o método de reconstrução tridimensional baseado em silhuetas pode ser subdividido nas seguintes etapas:

- i. Extração da silhueta do objeto.
- ii. Extração do eixo de rotação do objeto.
- iii. Extração de informações de tridimensionalidade (profundidade) de n-pontos.

- iv. Transformação das informações de profundidade de n-pontos em uma nuvem de pontos.
- v. Reconstrução da superfície do modelo tridimensional.
- vi. Extração de texturas gráficas para aplicação no modelo.
- vii. Mapeamento de texturas para aplicação no modelo.

6.2.1 Extração de silhuetas

O método de extração das silhuetas do objeto presente nas imagens coletadas de acordo com o protocolo pré-definido anteriormente, é baseado no processamento das imagens para remoção do fundo e binarização da imagem resultante.

A remoção do fundo da imagem, caso possua um alto contraste entre o fundo e o objeto, pode ser realizada pela aplicação de um algoritmo de limiarização de cor. O algoritmo é baseado, primeiramente, na conversão do espaço de cor da imagem de RGB para o espaço HSV. Isso é feito para que não haja a possibilidade de perdas de informações de cores dentro do objeto, uma vez que a separação de cor no espaço HSV é mais detalhada.

Após a conversão da imagem, são determinados os valores de limiar para cada canal HSV. Para o canal H (*Hue*), que contém informação de cor, é aplicado um limiar duplo, onde os valores que se encontram entre os limiares são rejeitados (Equação 51).

$$[H, S, V] = \begin{cases} (Branco) [0,0,1] & \text{se } Limite Superior > H > Limite Inferior \\ (Preto) [0,0,0] & \text{se } Limite Superior < H < Limite Inferior \end{cases} \quad (51)$$

A imagem resultante deste processo será a imagem original com o fundo na cor branca e o restante da imagem na cor preta. Através deste método se obtém a silhueta do objeto na cor preta, conforme Figura 6.7.

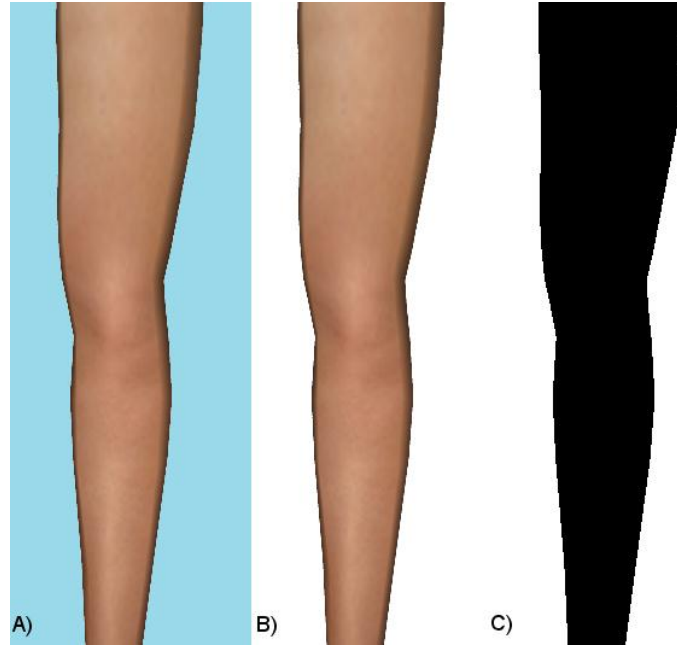


Figura 6.7 Exemplo de extração de silhueta. (A) Imagem original, (B) limiarização por cor e (C) binarização resultante.

6.2.2 Extração do eixo de rotação

Após a extração das silhuetas de todas as imagens é realizada a extração do eixo de rotação do objeto. A extração de tal medida é importante para se conhecer em relação a qual ponto o objeto está variando sua posição, uma vez que a centralização perfeita pode não ocorrer durante o posicionamento do objeto. Esta medida também é importante para o cálculo da medida de profundidade, conforme descrito na seção seguinte.

A partir do princípio básico da reconstrução tridimensional a partir de silhuetas, juntamente com os parâmetros já conhecidos, como o ângulo de aquisição e o número de imagens, é possível a extração de outros parâmetros necessários à reconstrução tridimensional, como a posição do eixo de rotação (Equação 52).

$$rotAxis = \sum_{j=1}^{nImages} \frac{meanDist_j}{nImages} \quad (52)$$

Sendo:

rotAxis – Eixo de rotação;

nImages – Número de imagens;

meanDist – Distância média.

6.2.3 Extração da profundidade de n-pontos

A partir do eixo de rotação do objeto, é possível extrair informações de profundidade de cada ponto na fronteira da silhueta. De acordo com o princípio da reconstrução a partir de silhuetas, a distância de um ponto na fronteira da silhueta em relação ao eixo de rotação representa a profundidade de um ponto deslocado de noventa graus (90°).

Desta forma, a profundidade de um ponto pode ser definida como:

$$\Delta(P(X, Y)) = X - rotAxis \quad (53)$$

Sendo:

Δ – A profundidade do ponto;

$P(X, Y)$ – O ponto presente nas coordenadas X e Y;

X – Coordenada no eixo horizontal;

rotAxis – Eixo de rotação do objeto.

6.2.4 Nuvem de pontos

Com informações sobre as coordenadas de cada ponto bidimensional, a posição angular de cada imagem e a profundidade relativa dos pontos, é possível construir uma nuvem de pontos. Esta nuvem é um conjunto tridimensional de pontos que contém informações espaciais, em coordenadas polares, da distância do ponto ao eixo de rotação, do ângulo de aquisição da imagem e da altura relativa do ponto.

Apesar de ser possível trabalhar com coordenadas polares em ambientes tridimensionais, tais ambientes são, usualmente, construídos baseando-se em coordenadas cartesianas. Desta forma, neste trabalho, a nuvem de pontos foi transformada para coordenadas cartesianas seguindo a Equação 54:

$$f(\Delta, \theta, N) = [\Delta \cdot \cos(\theta), \Delta \cdot \sin(\theta), N] \quad (54)$$

Sendo:

Δ – Distância entre o ponto e o eixo de rotação;

θ – Ângulo de aquisição da imagem;

N – Altura relativa do ponto.

6.2.5 Reconstrução da superfície do objeto

A nuvem de pontos, embora possua a posição de todos os pontos que pertençam ao objeto, não possui informações sobre como estes pontos estão interligados. A interligação destes pontos é responsável por criar uma superfície sob a nuvem de pontos, gerando assim o modelo tridimensional propriamente dito.

Em algumas pesquisas [82, 83] a interligação dos pontos é realizada através de um método conhecido Triangulação de Delaunay. Entretanto, como neste trabalho a nuvem de pontos é formada de modo ordenado, é possível aplicar um modelo de interligação por ordem.

O modelo de interligação por ordem consiste na denominação de vértices de um par de triângulos seguindo uma ordem específica. Matematicamente este modelo pode ser representado pela Equação 55.

$$\begin{bmatrix} \Delta^1 \\ \Delta^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(i, j) & P(i, j + 1) & P(i + 1, j) \\ P(i, j + 1) & P(i + 1, j) & P(i + 1, j + 1) \end{bmatrix} \quad (55)$$

Sendo:

Δ^1 - O primeiro triângulo;

Δ^2 - O segundo triângulo;

P – A nuvem de pontos, retornando um ponto com coordenadas cartesianas (x,y,z);

i – A vista ou ângulo de aquisição o qual gerou o ponto presente na nuvem;

j – A posição vertical do ponto presente na nuvem de pontos.

A Figura 6.8 apresenta uma ilustração do método de triangulação, utilizando apenas quatro pontos. Para uma maior quantidade de pontos é necessário apenas variar os valores de i e j .

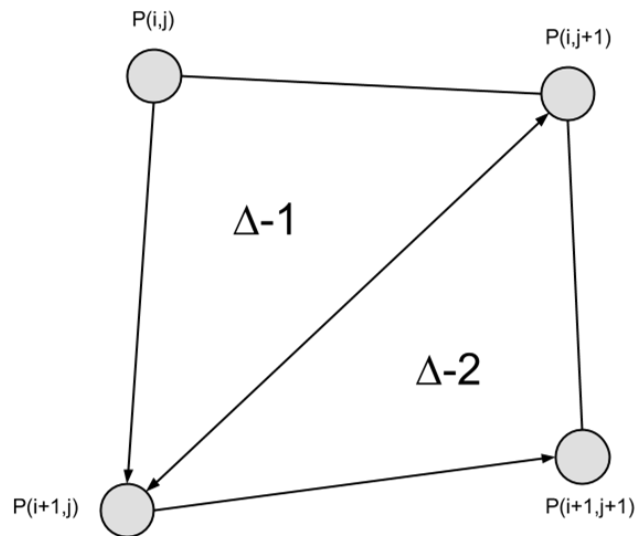


Figura 6.8 Ilustração do método de triangulação por ordem.

6.2.6 Extração de textura gráfica

Os processos descritos nas etapas anteriores resultam na reconstrução tridimensional do objeto para inserção em um ambiente virtual. Entretanto, apenas o modelo tridimensional não é suficientemente adequado para a visualização de equimoses multifacetadas nos membros inferiores, uma vez que a reconstrução não insere informações de cor, brilho e contraste no modelo.

Assim, é preciso extrair tais informações das imagens para que possam ser inseridas no modelo. Tal conjunto de informações, na computação gráfica, é conhecido como textura. Resumidamente, as texturas gráficas são imagens bidimensionais da superfície do modelo tridimensional. Com este conceito em mente, foi desenvolvido um algoritmo para extrair as texturas gráficas das imagens coletadas pelo protocolo fotográfico.

O algoritmo de extração de textura desenvolvido utiliza como base a geometria analítica para calcular a projeção geométrica da superfície do objeto na imagem. De outro modo, pode-se dizer que, considerando a imagem do objeto como uma projeção bidimensional de uma superfície com volume tridimensional, o cálculo direto desta projeção estima a quantidade de pontos da imagem original que pertencem a uma região da superfície tridimensional.

Tomando como base a ilustração contida na Figura 6.9, onde é mostrada uma reconstrução utilizando N-imagens, é possível notar que a área D', entre dois ângulos de

aquisição fotográfica, é projetada sobre o Plano Imagem através da relação geométrica entre o passo angular (θ) e a distância entre a silhueta e o eixo de rotação (denominada de R), resultando em uma secção de imagem com comprimento D.

Matematicamente, a projeção é definida como:

$$Proj(D') = D = R \cdot \sin(\theta) \quad (56)$$

Sendo:

Proj(D') – Projeção da área D' sobre o Plano Imagem;

D – O resultado da projeção, dado em Pixels;

R – A distância entre a silhueta defasada de noventa graus e o eixo de rotação;

θ – O passo angular da aquisição fotográfica.

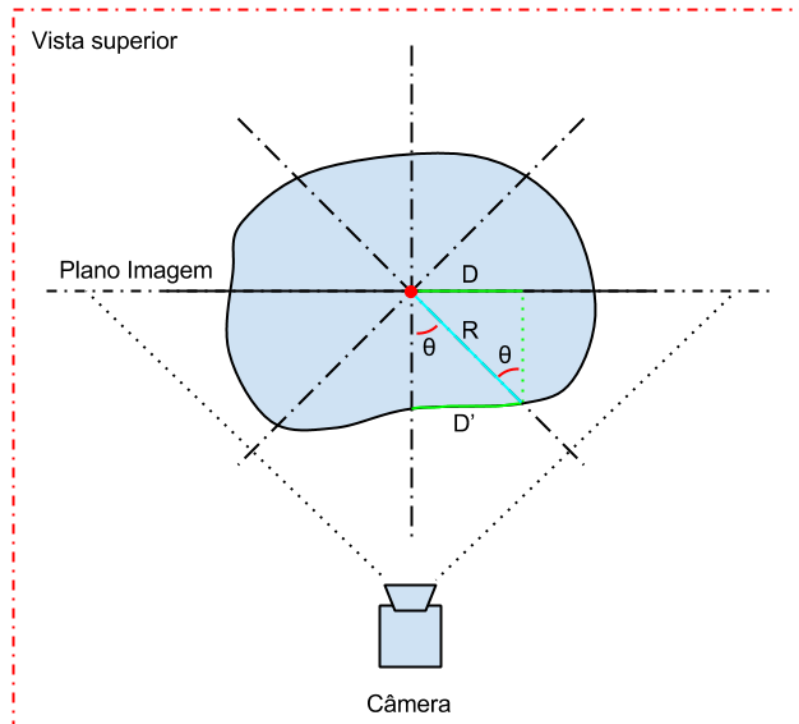


Figura 6.9 Ilustração do cálculo do número de amostras para extração de textura gráfica.

O resultado da projeção geométrica, dado em pixels, indica o valor mínimo de pontos a serem amostrados de cada imagem, permitindo iniciar a extração da textura gráfica do objeto. Assim, o algoritmo para extração da textura gráfica é composto inicialmente pelo cálculo da projeção geométrica das linhas de cada imagem de acordo com o protocolo de aquisição descrito anteriormente. Posteriormente, a textura gráfica bidimensional é gerada

através da amostragem e plotagem ordenada dos pixels das imagens originais de acordo com a projeção geométrica para cada região.

Resumidamente, a extração da textura gráfica é realizada através da inserção de amostras de N-pontos de cada linha para cada imagem, sendo que a quantidade de pontos amostrados é dependente da projeção de cada região.

Portanto, a textura gráfica resultante será uma imagem bidimensional de toda a superfície do objeto, sendo que a irregularidade do objeto será mantida através da variabilidade do número de amostras durante a extração da textura. Esta textura se torna, então, propícia tanto para a visualização pelo usuário quanto para o processamento e extração atributos para auxiliar na análise quantitativa das lesões de equimoses nos membros inferiores.

6.2.7 Mapeamento de textura gráfica

A textura gráfica resultante, por ser uma imagem bidimensional, não pode ser aplicada diretamente em um modelo tridimensional, sendo necessário realizar o mapeamento da mesma para que seja aplicada às faces do modelo 3D.

O mapeamento de textura consiste em definir regiões específicas de uma imagem bidimensional para um modelo tridimensional. A definição das regiões, neste trabalho, é realizada através da determinação de vértices de um par de triângulos, assim como para a reconstrução da superfície do modelo.

Uma vez que a textura extraída do objeto possui um ordenamento inerente ao próprio processo de extração, já que o processo é realizado seguindo a ordem de aquisição fotográfica, o algoritmo desenvolvido para o mapeamento da textura utilizou estas informações para mapear a textura de maneira coerente, de modo que cada segmento de textura gráfica esteja posicionado adequadamente sobre o modelo tridimensional. Ou seja, tomou-se como parâmetro de mapeamento a projeção geométrica calculada durante a extração da própria textura. Em conjunto, a nuvem de pontos também foi utilizada para simplificar o dimensionamento de cada região mapeada.

Desta forma, o algoritmo desenvolvido consiste na atribuição de valores aos vértices bidimensionais de dois triângulos, sendo que o eixo das abscissas é composto pelos valores de projeção geométrica acumulada, enquanto o eixo das ordenadas é composto pelas

coordenadas relacionadas com a altura da nuvem de pontos. Matematicamente, podemos representar o algoritmo como:

$$\begin{bmatrix} \Delta^1 \\ \Delta^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [P(i,j),j] & [P(i,j+1),j+1] & [P(i+1,j),j] \\ [P(i,j+1),j+1] & [P(i+1,j),j] & [P(i+1,j+1),j+1] \end{bmatrix} \quad (57)$$

Sendo:

Δ^1 - O primeiro triângulo;

Δ^2 - O segundo triângulo;

P – O vetor de projeção das regiões, contendo a posição de inserção na textura;

i – A vista ou ângulo de aquisição o qual gerou a região dentro da textura;

j – A posição vertical do ponto presente na nuvem de pontos.

Como resultado, obtém-se o modelo tridimensional com as informações de cor, brilho e contraste em toda a superfície do objeto virtual, tornando-o próprio para a visualização dinâmica do objeto, que neste caso é o membro inferior de um paciente com equimoses multifacetadas.

6.3 Extração de atributos de imagens

Embora o modelo tridimensional do objeto possa representar o objeto real e fornecer um método de visualização dinâmico das imagens, apenas esta alternativa pode não ser o suficiente para auxiliar nas análises clínicas de equimoses nos membros inferiores, uma vez que não oferece dados quantitativos para sustentar evidências clínicas. Portanto, como meio de incrementar e fornecer a possibilidade de uma análise clínica quantitativa, diversos algoritmos de extração de atributos foram implementados em Matlab para obtenção de dados objetivos das imagens.

Seguindo as análises qualitativas utilizadas por profissionais, onde são feitas comparações entre imagens observando cor, textura e dimensão, os métodos de extração e atributos visam assimilar as características procuradas durante a comparação de imagens de equimoses no período de absorção das lesões. Portanto, foram implementados algoritmos para extração de atributos de cor e de textura de superfície.

6.3.1 Extração de atributos de cor

As imagens coletadas através do protocolo estabelecido, embora dependentes do sistema de câmera utilizado, são geralmente representadas no espaço de cor RGB. Este espaço de cor, embora possua informações relacionadas com as cores, pode ser transformado em um espaço de cor com um maior número de informações relevantes. Dentre os espaços existentes, o espaço de cor HSV apresenta informações de cor, saturação e brilho de modo separado, possibilitando uma melhor análise.

6.3.1.1 Conversão RGB para HSV

A conversão do espaço de cor RGB para HSV é realizada matematicamente através das Equações 58 a 61.

Considerando:

$$\Delta = M - N \quad (58)$$

Sendo:

$$M = \max(R, G, B);$$

$$N = \min(R, G, B);$$

Temos que:

$$H = \begin{cases} 0, & \text{se } \Delta = 0 \\ 60^\circ \cdot \frac{G - B}{\Delta} + 0^\circ, & \text{se } M = R \text{ e } G \geq B \\ 60^\circ \cdot \frac{G - B}{\Delta} + 360^\circ, & \text{se } M = R \text{ e } G < B \\ 60^\circ \cdot \frac{B - R}{\Delta} + 120^\circ, & \text{se } M = G \\ 60^\circ \cdot \frac{G - B}{\Delta} + 0^\circ, & \text{se } M = B \end{cases} \quad (59)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{se } M = 0 \\ 1 - \frac{N}{M}, & \text{se } M > 0 \end{cases} \quad (60)$$

$$V = M \quad (61)$$

Onde H representa o espectro de cores do modelo HSV convertido do modelo de cor RGB de forma radial, variando entre 0° e 360° . E S representa a intensidade de cor para uma determinada cor em H , sendo V o brilho da cor.

6.3.1.2 Vetor resultante

As imagens coletadas, ou até mesmo a imagem de textura gráfica extraída do objeto, possuem uma matriz com grande quantidade de linhas e colunas (LxC), tornando a quantidade de atributos extraídos também grande. Desta forma, para reduzir a quantidade de dados e expressar a coloração da lesão como um todo, foi aplicado um algoritmo de média aritmética vetorial sobre os dados. O algoritmo é representado matematicamente por [94]:

$$V = \left[\sum_{(i=1,j=1)}^{(X,Y)} \frac{I(i,j,Hue)}{XY}, \sum_{(i=1,j=1)}^{(X,Y)} \frac{I(i,j,Sat)}{XY}, \sum_{(i=1,j=1)}^{(X,Y)} \frac{I(i,j,Val)}{XY} \right] \quad (62)$$

Sendo:

V – O vetor resultante;

I – A matriz imagem;

X – Número total de colunas;

Y – Número total de linhas;

i, j – Coordenadas dos pontos da imagem;

O vetor resultante da média aritmética representa a coloração média da imagem e fornece uma medida quantitativa para comparação com imagens semelhantes. Assim, os valores contidos no vetor são considerados os atributos médios da imagem.

6.3.2 Extração de atributos de textura

Outras medidas que podem representar quantitativamente a variação de cor e contraste causada pela absorção da lesão pelo organismo são os atributos de textura. Existem diversos conceitos e métodos para a extração dos atributos de textura, conforme apresentados no Capítulo 5, sendo que, neste trabalho, os métodos de Transformada Discreta de Cosseno (DCT), Transformada Wavelet e os atributos de textura de Haralick, foram implementados.

6.3.2.1 Transformada Discreta de Cosseno Bidimensional (2D-DCT)

O algoritmo desenvolvido para a extração de atributos utilizando a transformada discreta de cosseno consiste na transformação da imagem, representada no espaço de cor RGB, para à escala de cinza e, em seguida, na subdivisão da imagem em partes iguais (Figura 6.10).

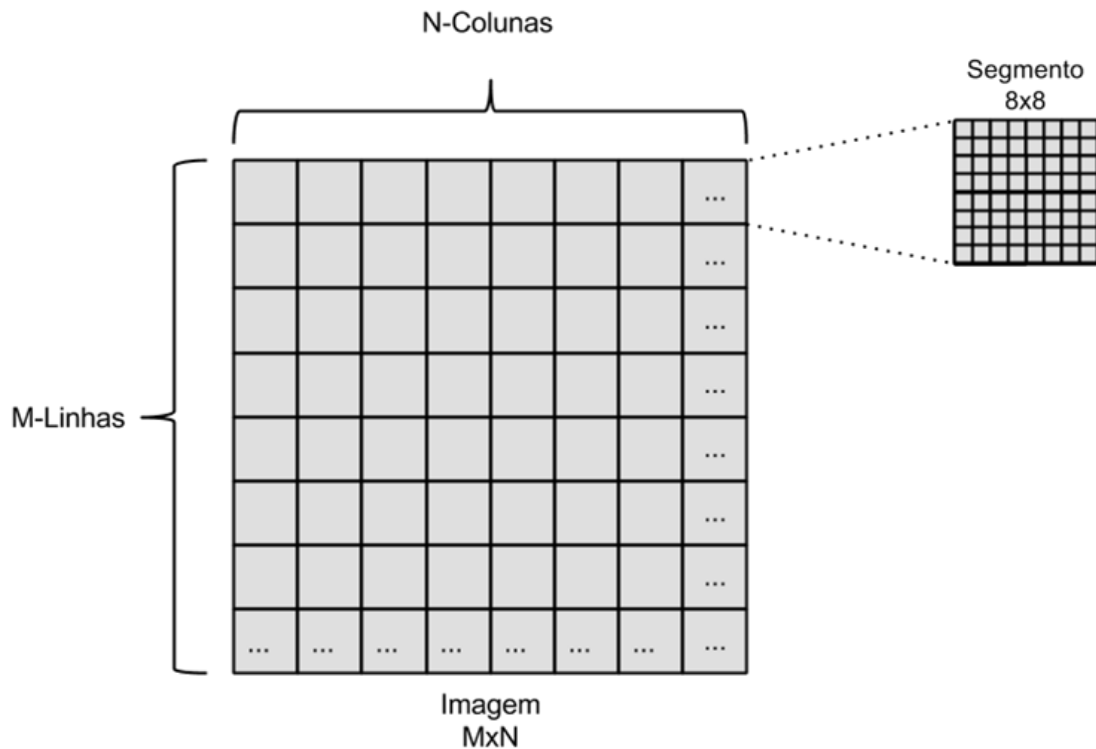


Figura 6.10 Ilustração da subdivisão de uma imagem de tamanho $M \times N$ em blocos de 8×8 pixels.

Em seguida, é realizada a aplicação da DCT bidimensional. A DCT de cada seguimento de imagem retorna uma matriz de mesma dimensão da original, contendo coeficientes de intensidade para cada bloco de frequência da transformada discreta de cosseno (Figura 6.11). Estes coeficientes podem ser considerados os atributos para cada segmento e, como os coeficientes de maior frequência são menos significativos [100, 101, 103-105], é possível reduzir a quantidade de coeficientes através da amostragem em zigzag.

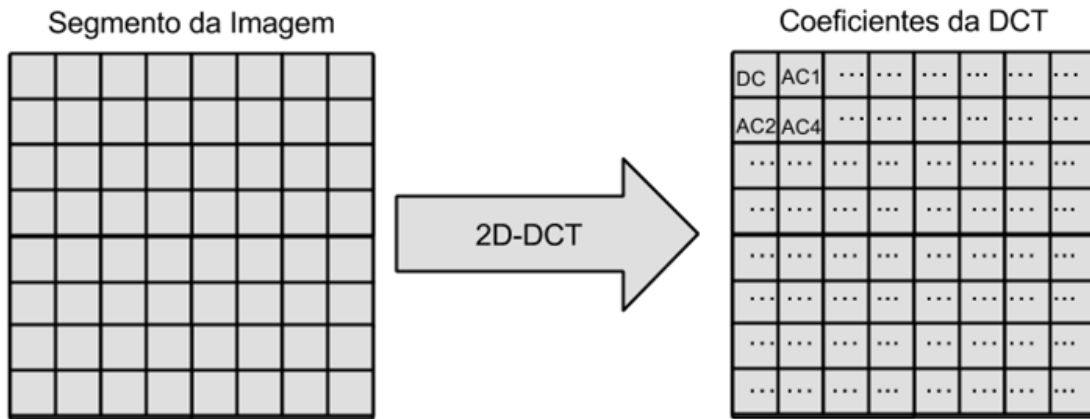


Figura 6.11 Ilustração da DCT bidimensional em um bloco de imagem.

São amostrados quatro coeficientes por bloco: o coeficiente DC (coeficiente de frequência zero) e os três primeiros coeficientes de menor frequência AC, ou seja, os coeficientes AC1, AC2 e AC4, onde o coeficiente AC4 possui menor frequência em relação ao coeficiente AC3, uma vez que o AC4 está mais próximo do coeficiente DC (frequência zero). Em seguida os coeficientes são organizados em vetores separadamente, conforme Equações 63 a 66.

$$DC = [DC_1, DC_2, DC_3, \dots, DC_{N-2}, DC_{N-1}, DC_N] \quad (63)$$

$$AC^1 = [AC^1_1, AC^1_2, AC^1_3, \dots, AC^1_{N-2}, AC^1_{N-1}, AC^1_N] \quad (64)$$

$$AC^2 = [AC^2_1, AC^2_2, AC^2_3, \dots, AC^2_{N-2}, AC^2_{N-1}, AC^2_N] \quad (65)$$

$$AC^4 = [AC^4_1, AC^4_2, AC^4_3, \dots, AC^4_{N-2}, AC^4_{N-1}, AC^4_N] \quad (66)$$

Sendo:

DC- O componente de frequência zero;

AC^1 - O primeiro componente AC pela amostragem em ziguezague;

AC^2 - O segundo componente AC pela amostragem em ziguezague;

AC^4 - O quarto componente AC pela amostragem em ziguezague;

N- O número total de blocos formados após a subdivisão da imagem original.

Após a formação dos vetores dos componentes da transformada, os dados de cada vetor são separados em uma função de distribuição de probabilidade, onde são definidos trinta e dois (32) intervalos de valores de modo equidistante. A função de distribuição de probabilidade, para cada vetor de componentes, representa a probabilidade de um valor estar

presente na distribuição. Ou ainda, é possível dizer que esta função representa os dados de maneira mais genérica, onde os dados são distribuídos em uma quantidade fixa de valores.

De modo a obter atributos mais significativos da distribuição de probabilidade, foram utilizados cálculos estatísticos de média, desvio padrão, *Skweness*, *Kurtosis*, energia, entropia e suavidade [102].

As estatísticas descritas são utilizadas para extração de atributos de intensidade em histogramas [90]. Considerando que os histogramas são funções de distribuição de probabilidade (ou frequência), as mesmas estatísticas apresentadas no Capítulo 5 são utilizadas neste algoritmo.

Após a aplicação das estatísticas, as mesmas são agrupadas, para todos os vetores de componentes, em uma matriz de dados. Esta matriz é então considerada a matriz de atributos de textura através da DCT bidimensional.

Resumidamente, o algoritmo se baseia nos seguintes passos:

- i. Conversão da imagem em cores para escala de cinza.
- ii. Subdivisão da matriz imagem em matrizes de tamanho fixo de 8x8 pixels.
- iii. Aplicação da DCT Bidimensional (2D-DCT) em cada subdivisão da imagem.
- iv. Amostragem, em ziguezague, do componente de frequência zero (DC) e dos três componentes de menor frequência (AC1, AC2 e AC4).
- v. Agrupamento em vetores dos componentes de todas as subdivisões da imagem.
- vi. Aplicação da Função de Distribuição de Probabilidade em cada vetor separadamente.
- vii. Aplicação dos métodos estatísticos em todas as Distribuições de Probabilidade resultantes, gerando uma matriz de atributos resultante.

6.3.2.2 Transformada Wavelet

A extração de atributos de textura através da transformada Wavelet foi implementada utilizando a Wavelet de Haar. O algoritmo, assim como para DCT, consiste em transformar a imagem, representada no espaço de cor RGB, em uma imagem em escala de cinza, seguido da aplicação da transformada Wavelet de Haar.

Como resultado da aplicação da transformada em toda a imagem, obtêm-se uma matriz de dados que pode ser subdividida em quatro sub-imagens de mesma dimensão. Cada

uma das imagens representa um conjunto de informações específicas sobre a variação de cor e contraste da imagem original.

Para a transformada Wavelet de Haar bidimensional, uma das sub-imagens resultantes representa os coeficientes de aproximação, enquanto as outras sub-imagens representam os coeficientes horizontais, verticais e diagonais da transformada Wavelet (Figura 6.12).

Apesar dos coeficientes resultantes da transformada Wavelet bidimensional serem considerados atributos da imagem, é aplicado um cálculo estatístico para reduzir a quantidade de dados, facilitando a comparação entre diferentes imagens.

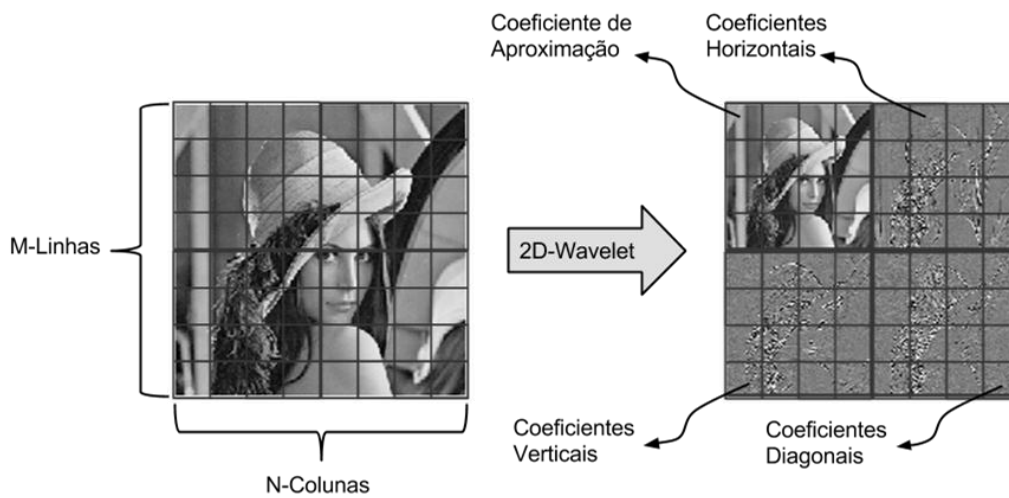


Figura 6.12 Exemplo da transformada 2D-Wavelet e sua matriz resultante.

O cálculo estatístico da energia é o método utilizado como atributo da transformada Wavelet neste trabalho. Esta medida estatística reflete a intensidade dos detalhes de alta frequência nas imagens e pode ser utilizada como atributo de textura através da transformada Wavelet [117, 118]. Para tal, as sub-bandas resultantes da transformada Wavelet são submetidas ao cálculo estatístico, conforme Equações 67 a 70.

$$E_A = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} W_A(i, j)^2 \quad (67)$$

$$E_H = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} W_H(i, j)^2 \quad (68)$$

$$E_V = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} W_V(i, j)^2 \quad (69)$$

$$E_D = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} W_D(i, j)^2 \quad (70)$$

Sendo:

E - A energia do sinal;

W -Sub-banda da transformada Wavelet;

A, H, V e D - Componentes de Aproximação, Horizontais, Verticais e Diagonais, respectivamente.

Após o cálculo da energia para cada sub-banda da transformada os resultados são armazenados em um vetor, formando um vetor de atributos Wavelet baseado em energia.

6.3.2.3 Atributos de textura de Haralick

A extração dos atributos em imagens em escala de cinza utilizada neste trabalho foi baseada no trabalho de Haralick [95]. Para tal, assim como nos demais métodos, a imagem, no espaço de cor RGB, foi transformada em uma imagem em escala de cinza.

Para a extração dos atributos, a matriz imagem em escala de cinza é submetida à extração de uma matriz de coocorrência dos dados nos ângulos 0° , 45° , 90° e 135° . A matriz resultante expressa a quantidade de ocorrência entre dois vizinhos para um determinado nível de cinza. Assim, esta matriz possuirá sempre um tamanho fixo determinado pela resolução de contraste da imagem (Figura 6.13).

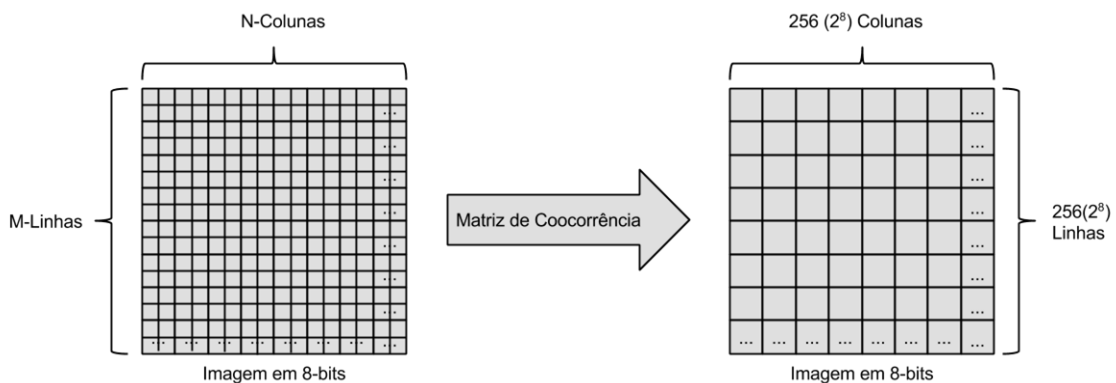


Figura 6.13 Ilustração da extração da matriz de coocorrência em uma imagem com 8-bits de resolução de contraste.

Após a extração das matrizes de coocorrência, cada matriz resultante é submetida aos cálculos estatísticos dos descritores de Haralick [95], conforme apresentados no capítulo 5. Os resultados dos cálculos dos descritores são então armazenados em uma matriz (Equação 71), sendo então formado um conjunto de atributos de textura.

$$\text{Matriz de Atributos} = \begin{bmatrix} \text{Descritor}(0^\circ) \\ \text{Descritor}(45^\circ) \\ \text{Descritor}(90^\circ) \\ \text{Descritor}(135^\circ) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} DH_{(0^\circ,1)} & \cdots & DH_{(0^\circ,14)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ DH_{(135^\circ,1)} & \cdots & DH_{(135^\circ,14)} \end{bmatrix} \quad (71)$$

Sendo:

Descritor- O vetor contendo os 14 descritores de Haralick;

DH- O valor resultante do descritor estatístico.

6.4 Simulação e testes

De maneira complementar ao desenvolvimento do trabalho, simulações e testes foram planejados para a avaliação dos resultados referentes ao funcionamento de cada camada proposta e do sistema como um todo.

O planejamento e desenvolvimento dos modelos para simulação e das ferramentas de teste estão enumerados abaixo.

- i. Construir um modelo real, em escala reduzida, para simulação de equimoses multifacetadas nos membros inferiores;
- ii. Construir um protótipo, em escala reduzida, para simulação do protocolo de coleta de imagens, onde o modelo real da etapa “i” é utilizado;
- iii. Desenvolver o software para cada etapa de reconstrução tridimensional e extração de textura gráfica;
- iv. Aplicar as fotografias resultantes da etapa “ii” no software resultante da etapa “iii”;
- v. Aplicar modificações controladas de cor e textura nas imagens resultantes da etapa “iv”;
- vi. Submeter as imagens modificadas às técnicas e métodos de extração de atributos de cor e textura;

- vii. Analisar resultados de todas as etapas envolvidas na simulação e testes do trabalho;

6.4.1 Construção de um simulador do modelo real

A construção de um simulador do modelo real, a partir de um objeto em escala reduzida, tem como objetivo simular uma lesão de equimose multifacetada para teste nas etapas seguintes. O objeto escolhido para construção consiste em uma garrafa plástica de formato cilíndrico irregular.

O objeto foi pintado, inicialmente, com uma tinta do tipo látex, de cor próxima ao tom de pele caucasiano, para cobertura de toda sua superfície. Em seguida, para simular uma equimose multifacetada, parte da superfície foi pintada com tintas de diversas tonalidades próxima aos presentes nas lesões reais. Para evitar a deformação da superfície do objeto o mesmo foi preenchido com areia, fornecendo também estabilidade (Figura 6.14).



Figura 6.14 Fotografia do objeto real simulado.

Como possível verificar acima, a lesão simulada no objeto possui grande extensão e está presente em múltiplas faces, não sendo possível registrar adequadamente toda a lesão com uma única imagem bidimensional.

6.4.2 Construção de protótipo mecânico para coleta de imagens

Para coleta de imagens do modelo, foi construído um protótipo em escala reduzida seguindo-se os preceitos definidos no item 6.2. Este protótipo foi construído, em contrapartida à construção do protótipo completo em escala natural, devido à falta de mão-de-obra qualificada e disposta a assumir a manufatura de um projeto de baixo retorno financeiro em curto prazo.

Entretanto, para fins acadêmicos, o protótipo em escala reduzida é suficientemente adequado para a obtenção de resultados dos processos desenvolvidos neste trabalho. Sendo que os resultados se assemelharão aos resultados obtidos no equipamento completo, uma vez que a metodologia é a mesma para ambos.

O protótipo consiste em um braço mecânico onde uma extremidade possui um suporte para a câmera fotográfica, enquanto a outra extremidade está conectada, por um sistema de rolamentos, a uma base fixa (Figura 6.15).



Figura 6.15 Fotografia do protótipo utilizado para coleta de imagens.

Esta configuração permite que a distância entre a câmera fotográfica e o objeto, que é posicionado sobre a base fixa, se mantenha constante. Além disso, através do sistema de rolamentos, a configuração permite que o braço mecânico se movimente radialmente em relação ao objeto, possibilitando a aquisição fotográfica em distintos ângulos.

6.4.3 Desenvolvimento do software para reconstrução tridimensional e extração de textura gráfica

Todo o software para reconstrução tridimensional a partir de silhuetas e extração de textura gráfica foi desenvolvido na plataforma Visual Studio 2010/.Net da Microsoft,

utilizando a linguagem de programação C#, em conjunto com o XNA Framework, para criação dos ambientes virtuais tridimensionais.

Como parte do software, foi criada uma biblioteca de ligação dinâmica (DLL) denominada *ModelGenerator* responsável pela extração da nuvem de pontos, reconstrução da superfície do modelo tridimensional, extração da textura gráfica e seu mapeamento sobre o modelo finalizado.

A interface gráfica com o usuário foi desenvolvida visando simplicidade para operação, onde são apresentadas apenas as opções de importar imagens, exportar imagens resultantes, reconstruir o modelo tridimensional, mudar o modo de visualização do modelo e exibir a textura gráfica extraída (Figura 6.16).

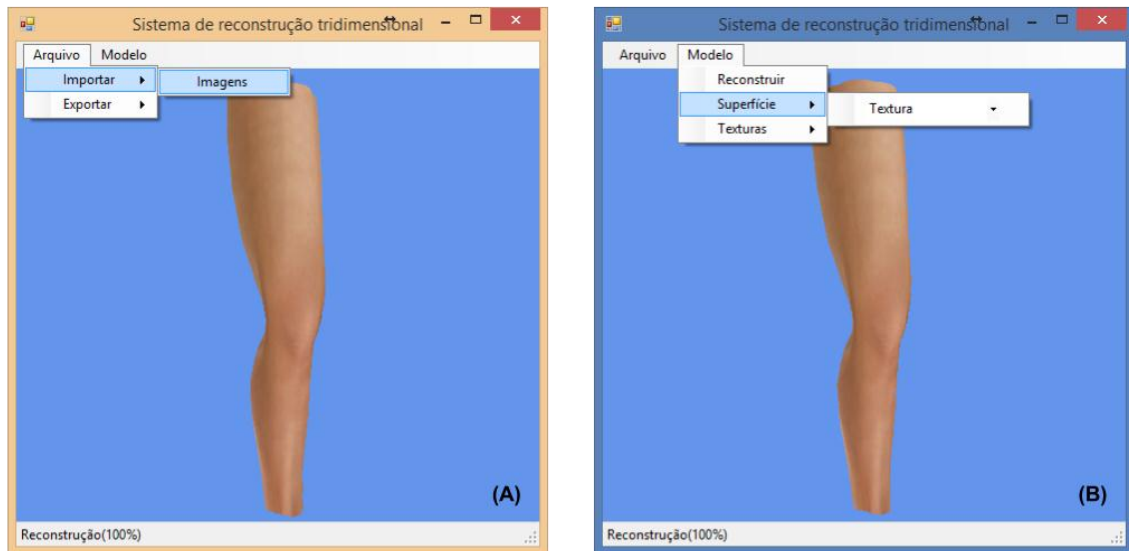


Figura 6.16 Ilustração da interface gráfica do protótipo de reconstrução. Importar arquivos de imagem (A) e propriedades do modelo 3D (B).

6.4.4 Manipulação de cor e textura

Para testar os algoritmos de extração de atributos de cor e de textura, foram determinadas equações de manipulação das imagens a serem submetidas aos mesmos. As modificações nas imagens foram separadas entre modificações no espectro de cor, para atributos de cor, e modificações periódicas de brilho e contraste, para atributos de contraste.

Modificações de cor - baseadas no deslocamento espectral das cores no espaço HSV (Equações 72-80):

$$(A) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (36^\circ, 0, 0) \quad (72)$$

$$(B) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (72^\circ, 0, 0) \quad (73)$$

$$(C) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (108^\circ, 0, 0) \quad (74)$$

$$(D) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (144^\circ, 0, 0) \quad (75)$$

$$(E) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (180^\circ, 0, 0) \quad (76)$$

$$(F) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (216^\circ, 0, 0) \quad (77)$$

$$(G) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (252^\circ, 0, 0) \quad (78)$$

$$(H) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (288^\circ, 0, 0) \quad (79)$$

$$(I) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + (324^\circ, 0, 0) \quad (80)$$

Sendo:

$\vec{I}_M(x, y)$ - Ponto da imagem modificada, representado por um vetor no espaço de cor HSV;

$\vec{I}_o(x, y)$ - Ponto da imagem original, representado por um vetor no espaço de cor HSV;

x - Coordenada no eixo das abscissas;

y - Coordenada no eixo das ordenadas.

Modificações de textura (Equações 81-93):

$$(1) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{D}{10}\right) \quad (81)$$

$$(2) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{D}{20}\right) \quad (82)$$

$$(3) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{D}{30}\right) \quad (83)$$

$$(4) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{x}{10}\right) \quad (84)$$

$$(5) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{x}{20}\right) \quad (85)$$

$$(6) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{x}{30}\right) \quad (86)$$

$$(7) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \cos\left(\frac{x}{30}\right) \quad (87)$$

$$(8) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{y}{10}\right) \quad (88)$$

$$(9) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{y}{20}\right) \quad (89)$$

$$(10) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{y}{30}\right) \quad (90)$$

$$(11) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{y}{10}\right) + 50 \cdot \sin\left(\frac{x}{10}\right) \quad (91)$$

$$(12) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{y}{20}\right) + 50 \cdot \sin\left(\frac{x}{20}\right) \quad (92)$$

$$(13) \vec{I}_M(x, y) = \vec{I}_o(x, y) + 50 \cdot \sin\left(\frac{y}{30}\right) + 50 \cdot \sin\left(\frac{x}{30}\right) \quad (93)$$

Onde:

$\vec{I}_M(x, y)$ - Ponto da imagem modificada, representado por um vetor no espaço de cor HSV;

$\vec{I}_o(x, y)$ - Ponto da imagem original, representado por um vetor no espaço de cor HSV;

x - Coordenada no eixo das abscissas;

y - Coordenada no eixo das ordenadas;

D - Distância entre o ponto e o centro da imagem.

6.4.5 Distância de Hausdorff

Conforme descrito no Capítulo 5, a distância de Hausdorff mede o quão distante estão dois subconjuntos dentro de um espaço métrico [114, 115]. Em outras palavras, a distância de Hausdorff é a maior distancia de um ponto pertencente a um conjunto para o ponto mais próximo pertencente a outro conjunto.

Matematicamente, a distância de Hausdorff pode ser calculada pela seguinte equação:

$$d_H(X, Y) = \max\{\sup_{x \in X} \inf_{y \in Y} d(x, y), \sup_{y \in Y} \inf_{x \in X} d(x, y)\} \quad (94)$$

Onde:

d_H - Distância de Hausdorff;

X, Y - Conjunto de pontos;

\sup - Supremo, ou menor limite superior, do subconjunto;

\inf - Ínfimo, ou maior limite inferior, do subconjunto;

$$d(x, y) = \max_{x \in X} \min_{y \in Y} ||x - y||.$$

Desta forma, considerando-se dois conjuntos de atributos, a distância de Hausdorff representa o quão próximo os subconjuntos estão. Este método matemático pode ser utilizado para vetores simples ou matrizes multidimensionais de valores reais. Assim, foi implementada em Matlab uma função para cálculo da distância Hausdorff como medida de comparação da similaridade entre dois conjuntos de atributos provenientes dos métodos de extração de atributos de cor e textura das imagens.

7. Resultados e Discussões

Este capítulo apresenta os resultados da análise de uma lesão simulada em um objeto real, conforme apresentado no Capítulo 5. A descrição e a discussão dos resultados se darão a partir da avaliação em separado de cada camada de processamento.

7.1 Aquisição de imagens

Através da utilização do objeto real, onde foi simulada uma lesão de equimose, em conjunto com o protótipo de aquisição, foi realizada a aquisição de imagens fotográficas do objeto real de modo manual. Foi definido, nesta aquisição, um passo angular fixo de 3° (três graus), resultando no registro total de 120 (cento-e-vente) imagens do objeto real (Figura 7.1).

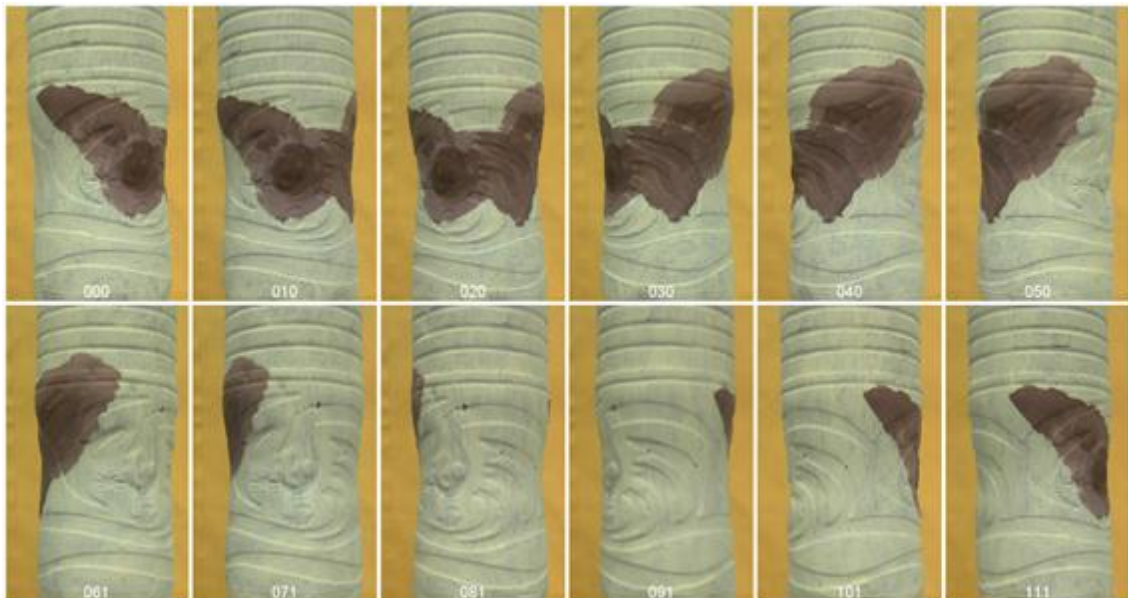


Figura 7.1 Doze amostras resultantes da aquisição fotográfica a 30° de distância.

As imagens, conforme apresentadas na Figura 7.1, mostram que o modelo está centralizado e os ângulos bem definidos. Entretanto, apenas através da análise mais detalhada

das imagens, por meio computacional, será possível observar que se houve um deslocamento entre imagens espelhadas, distanciadas em 180° .

Desta forma, para averiguar o erro relativo na aquisição de imagens, pares de imagens distantes em 180° foram submetidos à extração de silhuetas. Posteriormente, uma das silhuetas do par foi invertida horizontalmente, de modo que as silhuetas coincidam. Para medir o erro relativo entre as silhuetas foi aplicada uma função binária “ou exclusivo” ($A \oplus B$), sendo que a não coincidência das silhuetas é marcada como erro (Figura 7.2).

A região demarcada em preto (Figura 7.2) representa o erro relativo, ou diferença, entre duas silhuetadas distanciadas em 180° . Teoricamente, as silhuetas registradas em lados opostos (distanciadas em 180°) de um mesmo objeto, devem ser idênticas em forma, porém com sentidos invertidos (espelhadas). Desta forma, os pontos de cor preta na Figura 7.2 representam pontos pertencentes a uma silhueta que não existem na outra, sendo que a maior quantidade de pontos pretos representa um maior erro na aquisição de imagens.

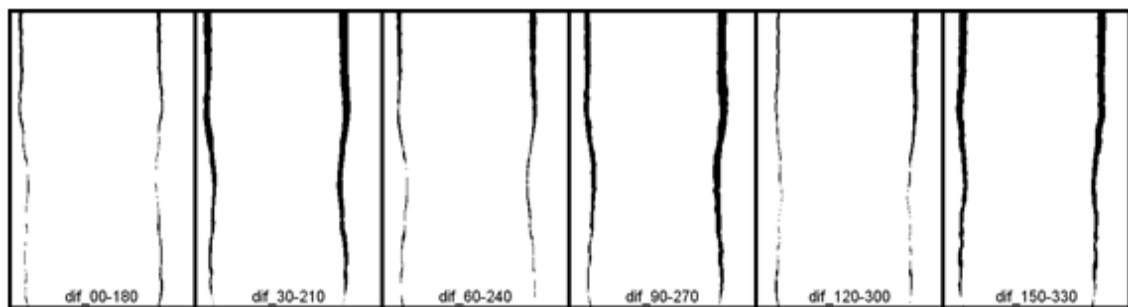


Figura 7.2 Erro relativo na aquisição de imagens.

O gráfico apresentado na Figura 7.3 indica o número de pixels de erro presentes em cada imagem apresentada na Figura 7.2, exibindo a informação de modo ordenado desde a base até o topo do objeto.

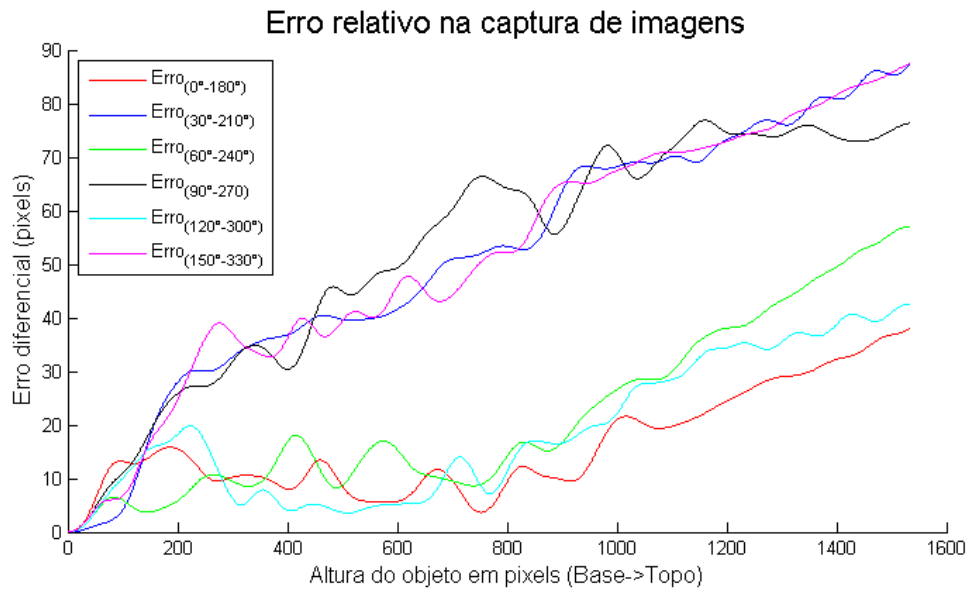


Figura 7.3 Gráfico representado o erro relativo na captura de imagens.

A partir da análise do gráfico apresentado na Figura 7.3, onde o eixo das abscissas representa a altura do objeto em pixels, é possível notar um comportamento ascendente, onde o número de pixels marcados errados aumenta em quantidade. Isto pode significar que a parte superior do objeto se locomoveu de modo mais acentuado que a parte inferior. Uma vez que a aquisição se deu de modo manual, onde a câmera fotográfica foi posicionada no ângulo determinado e o botão de captura de imagem foi pressionado, o tremor humano pode ter resultado na vibração do observador (câmera) e do objeto (que está preso à mesma estrutura), ocasionando os erros destacados.

O maior erro ocorreu, conforme o gráfico da Figura 7.3, entre a aquisição de 30° e 210° na parte superior da imagem. O erro máximo percentual é calculado através da divisão do maior erro, em pixels, pela quantidade de pixels presentes na região do erro. Assim, com o maior erro, de 90 pixels, sobre a quantidade de pixels da região, 760 pixels, obtemos um erro máximo percentual de 11,84%.

Este erro é transferido em todo o processo de reconstrução e extração de textura gráfica. Então, é esperado que o modelo tridimensional apresente maior ou menor profundidade em certos pontos conforme o erro apresentado na aquisição, desencadeando, por consequência distorções na textura gráfica.

Como solução para este problema, sugere-se que a coleta de dados seja feita de modo automatizada, sem a necessidade de intervenção direta do usuário.

7.2 Reconstrução tridimensional

O sistema de reconstrução, conforme apresentado anteriormente, consiste em diversas etapas de processamento da imagem para extração da nuvem de pontos, reconstrução da superfície, extração de textura gráfica e seu mapeamento.

Primeiramente, as imagens coletadas são submetidas à limiarização por cor, onde o fundo contrastante com o objeto é removido (Figura 7.4). Isto minimiza a possibilidade de confusão entre a silhueta do objeto e o restante da imagem.



Figura 7.4 Doze amostras de imagens após o processo de limiarização por cor.

Através da Figura 7.4 é possível verificar que o algoritmo para limiarização por cor foi eficaz em separar o objeto do restante da imagem. Em seguida, as imagens resultantes deste processo são submetidas à binarização (Figura 7.5).

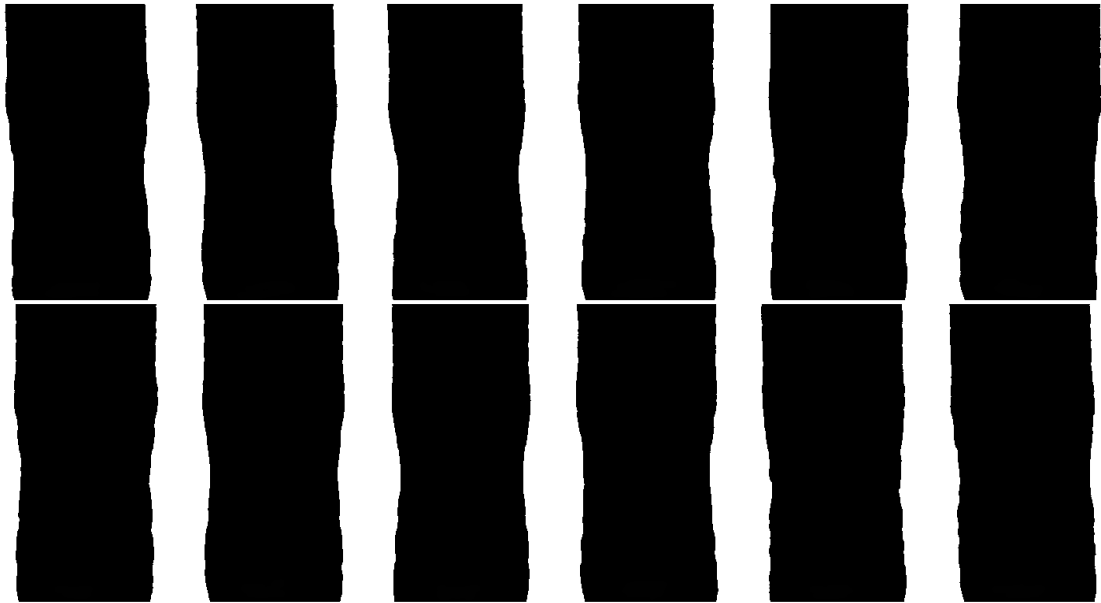


Figura 7.5 Doze amostras de imagens após o processo de binarização.

As imagens binarizadas (Figura 7.5) representam a silhueta do objeto em diversos ângulos. Estas imagens resultantes são submetidas ao algoritmo de extração da nuvem de pontos, que consiste em extrair o eixo de rotação e os pontos tridimensionais. Estes pontos são então submetidos ao método de triangulação por ordem, onde a superfície do objeto é formada (Figura 7.6).

Apesar de não ser possível a exibição, no ambiente XNA, dos pontos presentes na nuvem de pontos, é possível visualizá-los como sendo os vértices dos triângulos formados na Figura 7.6. O modelo tridimensional apresentado mostra-se coerente, apesar do erro de movimento ocorrido no processo de aquisição.



Figura 7.6 Nuvem de pontos triangulada resultante de 120 imagens.

Em seguida, as imagens são submetidas ao processo de extração de textura gráfica. Para verificar a variação das texturas gráficas de acordo com a quantidade de imagens coletadas, foram realizadas extrações com 12 (Figura 7.7), 60 (Figura 7.8) e 120 (Figura 7.9) imagens, sendo o passo angular de 30° (trinta graus), 6° (seis graus) e 3° (três graus), respectivamente.

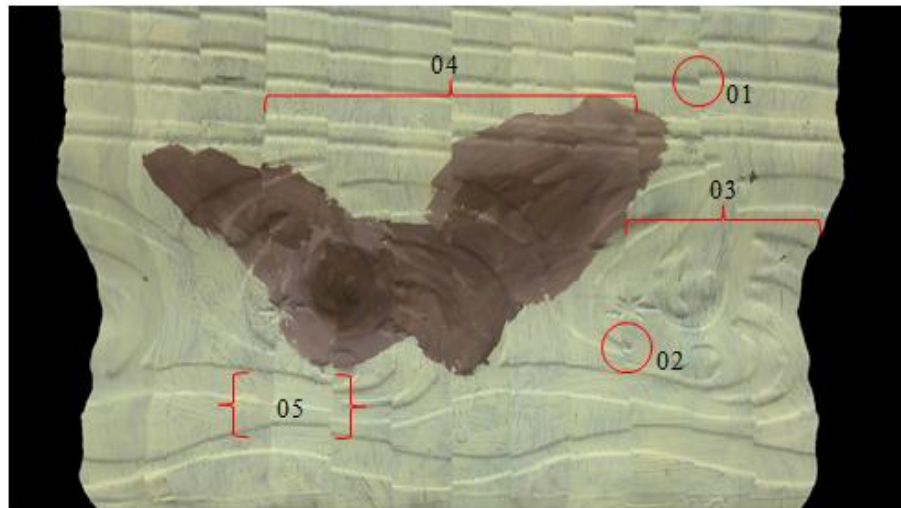


Figura 7.7 Textura gráfica extraída de 12 amostras com passo angular de 30° .

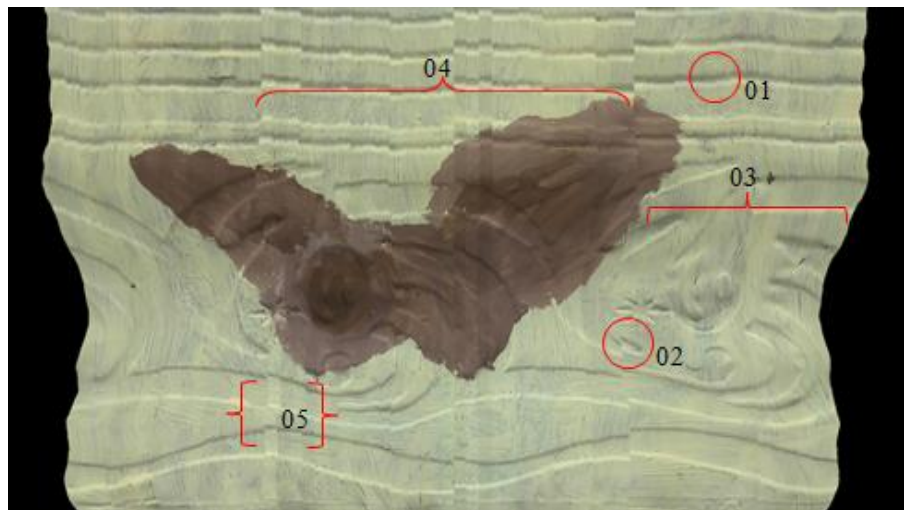


Figura 7.8 Textura gráfica extraída de 60 amostras com passo angular de 6° .

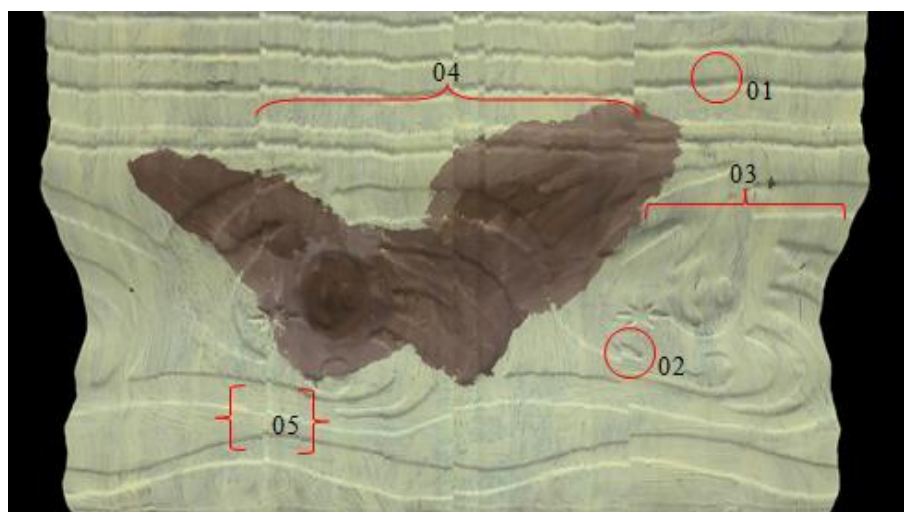


Figura 7.9 Textura gráfica extraída de 120 amostras com passo angular de 3° .

Observando as regiões demarcadas em vermelho nas Figuras 7.7, 7.8 e 7.9, é possível avaliar as prováveis falhas e erros decorrentes dos processos de coleta ou reconstrução tridimensional.

A região 01, demarcada na Figura 7.7, apresenta uma descontinuidade da textura gráfica do objeto, sendo que a mesma região nas Figuras 7.8 e 7.9 não apresenta tal descontinuidade. Uma vez que a única diferença entre as texturas extraídas é a quantidade de imagens utilizadas, pode-se definir a descontinuidade da região na Figura 7.7 como sendo efeito da pequena quantidade de amostras de imagens.

A região 02, demarcada nas Figuras 7.7, 7.8 e 7.9, apresenta uma descontinuidade da textura gráfica do objeto em todas as Figuras. Assim, este erro não pode ser associado à quantidade de imagens utilizadas. Portanto, pode-se dizer que a descontinuidade da região 02 é devido ao deslocamento inadequado e súbito do objeto ou câmera durante a aquisição de imagens fotográficas, uma vez que a descontinuidade é observada por toda extensão vertical da região.

A região 03, em toda sua extensão vertical e horizontal, presente nas Figuras 7.8 e 7.9, apresenta uma continuidade adequada dos pontos da textura gráfica, conforme esperado. Se comparado à região 04, onde a textura gráfica apresenta uma grande quantidade de descontinuidades, é possível deduzir que o bom resultado da região 03 se deve a menor ou a nenhuma movimentação inadequada do objeto ou câmera.

Observando a região 04, em toda sua extensão vertical e horizontal, é possível notar que a quantidade e a amplitude das descontinuidades presentes variam com a extensão vertical da região. Sendo que a textura aparenta ser mais suave, tendo menos descontinuidades, na parte inferior.

Relacionando estes resultados com o gráfico de erro relativo da coleta de imagens, apresentado na Figura 7.3, é possível notar uma coerência entre os resultados. O gráfico aponta que o erro é maior à medida que a altura relativa do objeto aumenta, enquanto a análise da região 04 da textura gráfica demonstra o mesmo resultado. Assim, pode-se deduzir que a região 04 possui textura inadequada devido ao erro no processo de aquisição de imagens fotográficas.

Ainda relacionando os resultados com o gráfico presente na Figura 7.3, é possível observar no gráfico a separação de dois grupos distintos, sendo um com maior valor de erro relativo e o outro menor. Assim, as diferenças apresentadas nas regiões 03 e 04 podem estar relacionadas com as diferenças apresentadas entre os dois grupos na Figura 7.3.

Por fim, a região 05, demarcada nas Figuras 7.7, 7.8 e 7.9, apresenta uma variação de coloração no formato de algumas faixas. Este fato pode ser efeito da variação na iluminação ambiente durante a aquisição fotográfica. Para reduzir este fator sugere-se o uso de fontes luminosas constantes e diretas, de modo que a iluminação da superfície do objeto seja uniforme durante todo o processo de coleta de imagens fotográficas.

A última etapa da reconstrução tridimensional consiste em aplicar a textura gráfica no modelo tridimensional, através do mapeamento da imagem. Como a textura gráfica extraída de 120 amostras se mostrou mais adequada, optou-se pela mesma para o mapeamento e finalização da reconstrução do modelo, conforme Figura 7.10.



Figura 7.10 Modelo tridimensional reconstruído a partir de 120 amostras de imagens.

O modelo tridimensional reconstruído, com a inserção de texturas gráficas (Figura 7.10), está de acordo com os resultados esperados. Entretanto, devido aos erros apontados na aquisição de imagens, os pontos tridimensionais extraídos, assim como a textura gráfica, apresentam os erros inerentes ao processo de aquisição. Na Figura 7.10 pode-se notar a

descontinuidade da textura no modelo tridimensional, causada devido aos erros na coleta de imagens. Entretanto, apesar da existência do erro, os métodos aplicados neste trabalho daqui em diante não perdem a validade, uma vez que são feito comparativos entre as próprias imagens.

7.3 Manipulação de imagens para testes

As funções de manipulação de imagens, definidas no capítulo 6, foram aplicadas na textura gráfica extraída de 120 amostras, representada pela Figura 7.11. Como a região de interesse deste trabalho é a lesão de equimose multifacetada, as modificações foram restritas a esta região.

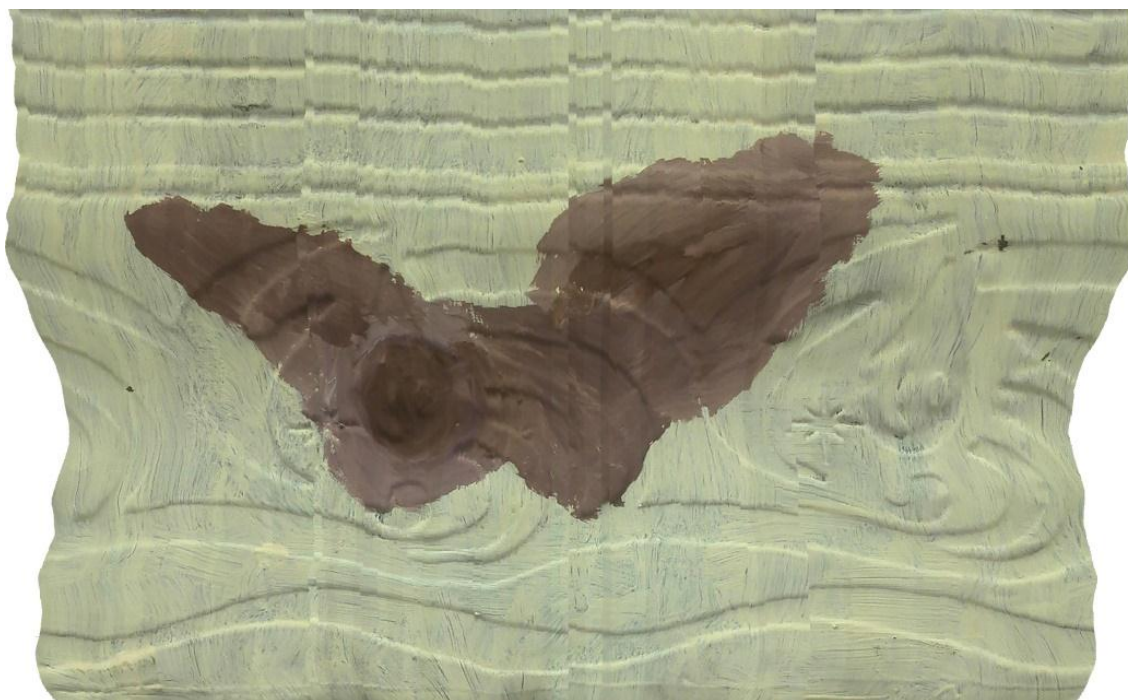


Figura 7.11 Textura gráfica original extraída de 120 amostras.

As Figuras 7.12 a 7.20 representam o resultado da transformação de cor baseado no deslocamento espectral das cores no espaço HSV, realizado segundo as Equações 72 a 80. Assim, são geradas 9 imagens, nomeadas de “A” a “I” para simplificação e padronização da nomenclatura a ser utilizada no restante dos resultados apresentados neste capítulo.

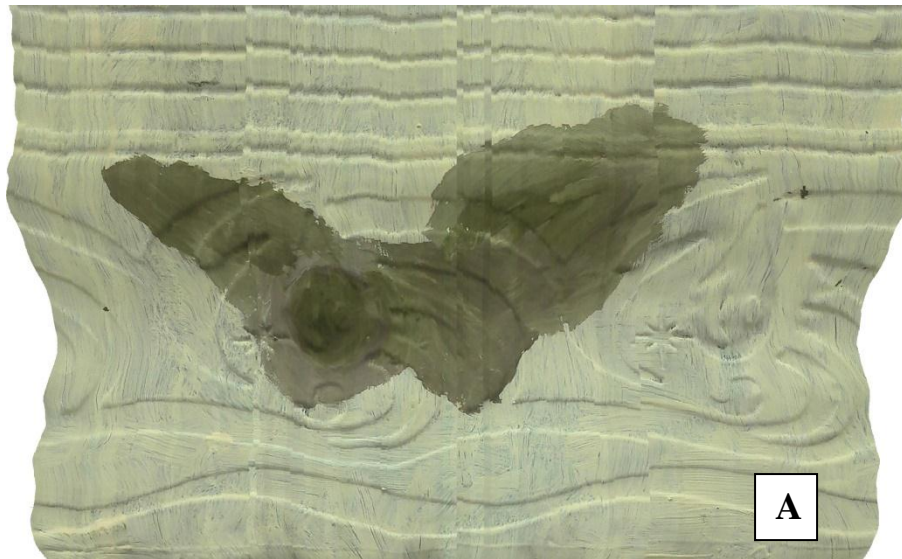


Figura 7.12 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 36°.

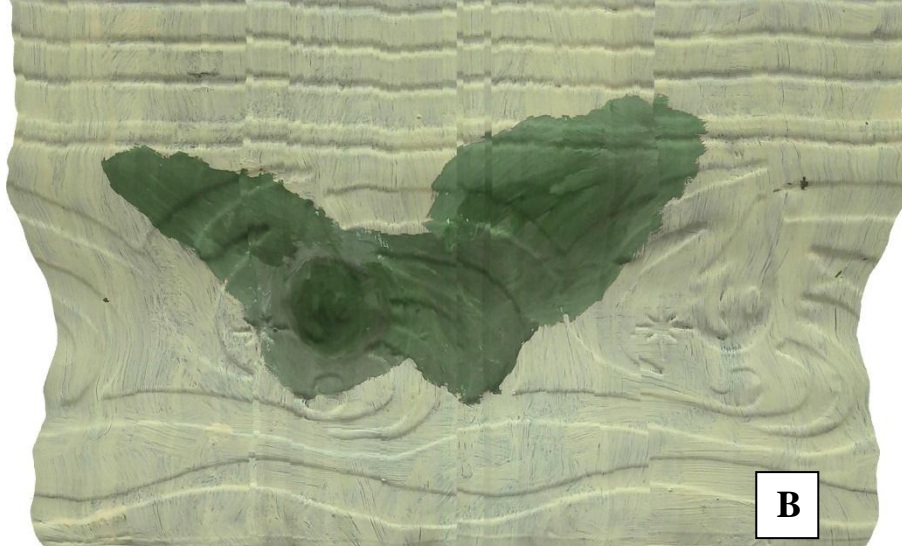


Figura 7.13 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 72°.

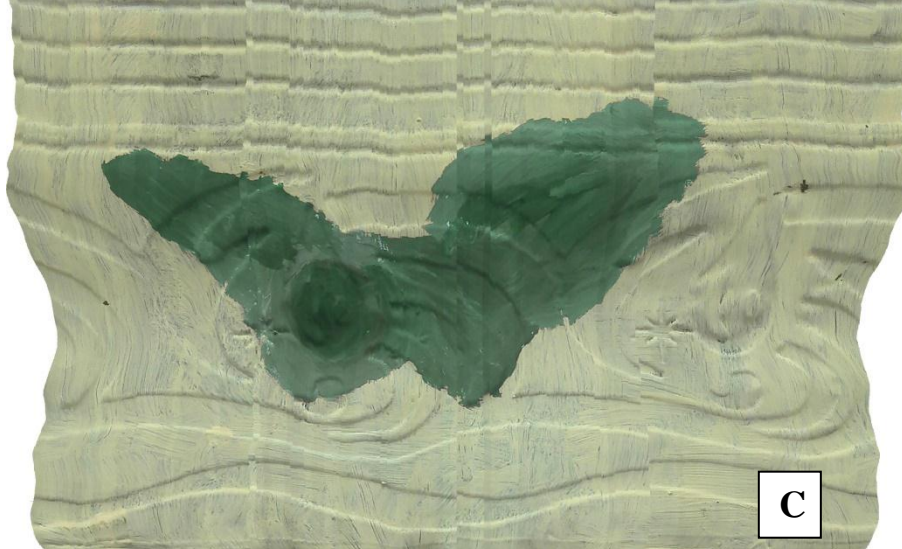


Figura 7.14 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 108°.



Figura 7.15 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 144° .



Figura 7.16 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 180° .

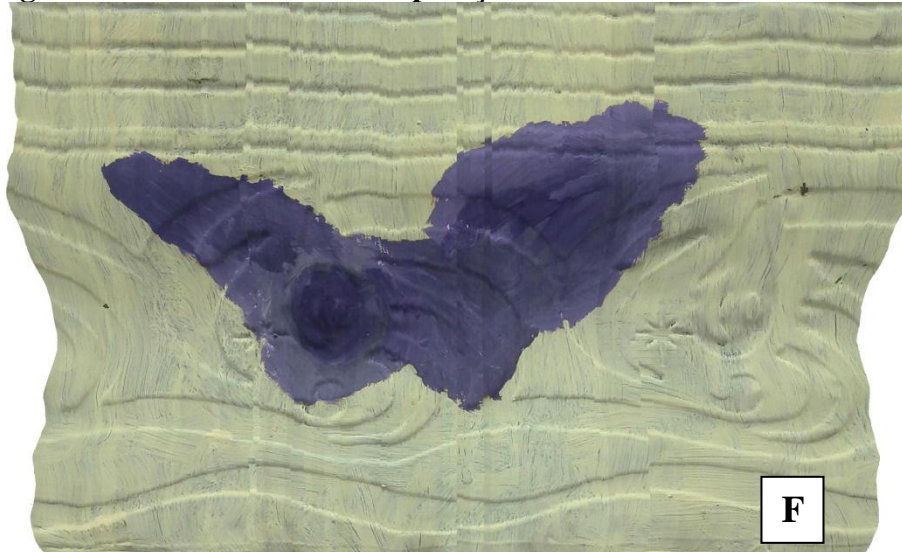


Figura 7.17 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 216° .



Figura 7.18 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 252°.

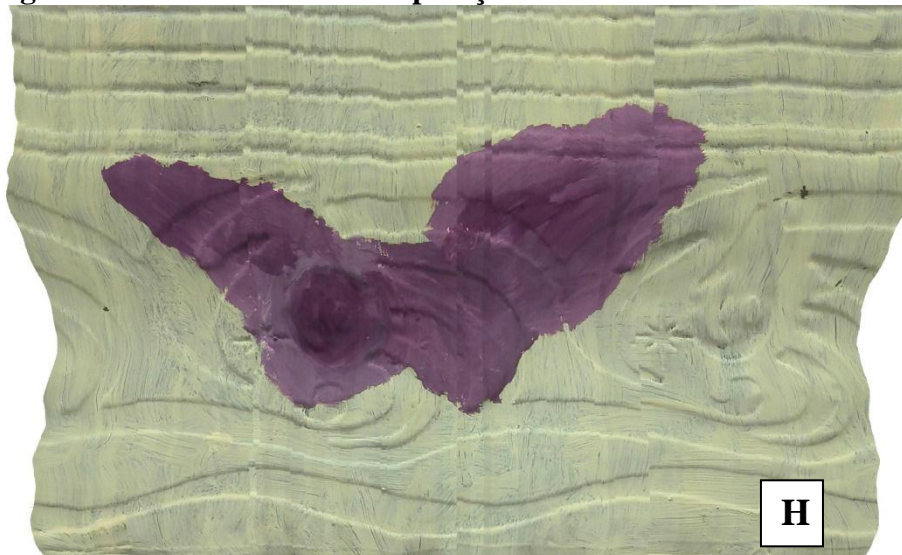


Figura 7.19 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 288°.

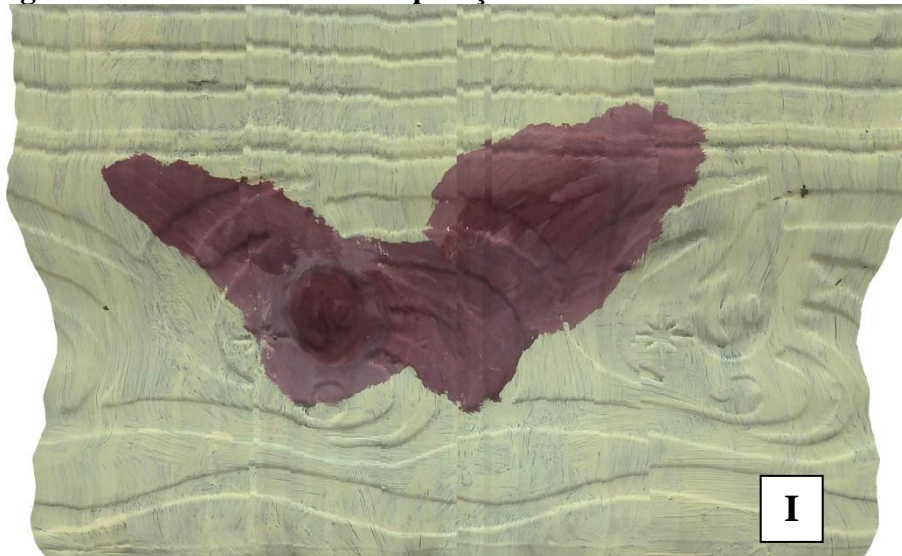


Figura 7.20 Resultado da manipulação de cor: deslocamento de 324°.

Como se observa, a conversão das texturas gráficas do espaço RGB para o espaço HSV permitiu variar a coloração da lesão sem modificar o brilho e o contraste da imagem. Com estas modificações de cores das lesões é possível testar o algoritmo de extração de atributos de cores.

As Figuras 7.21 a 7.33 são resultados da manipulação da imagem através da adição de texturas pelas funções de 81 a 93, respectivamente, as quais inserem ruídos periódicos através da adição de funções de senos e cossenos, gerando um total de 13 novas imagens nomeadas de “001” a “013” para padronização da nomenclatura a ser utilizadas no restante dos resultados apresentados neste capítulo.

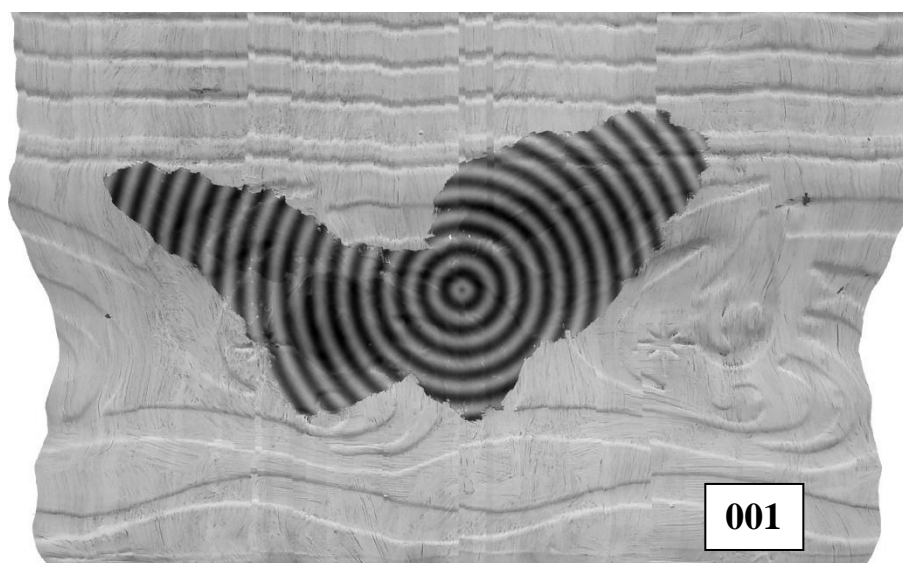


Figura 7.21 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico radial.

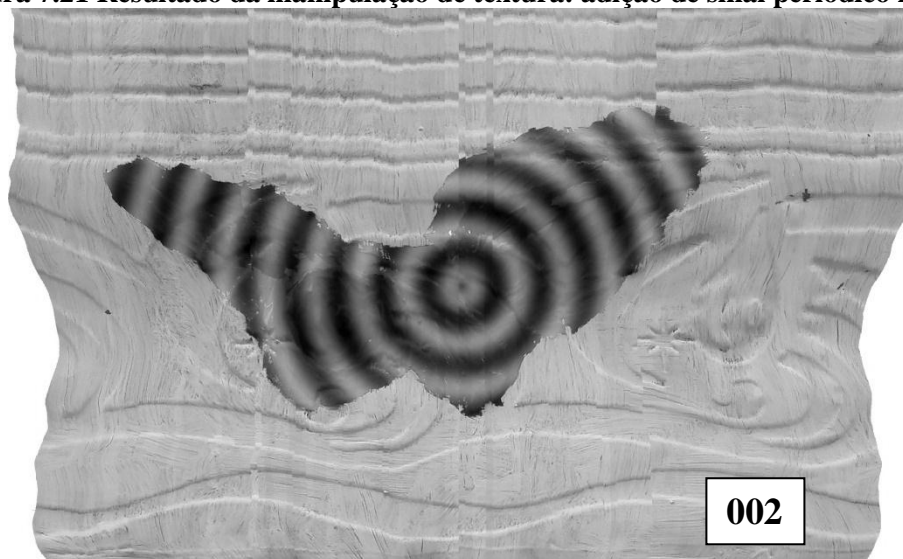


Figura 7.22 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico radial.

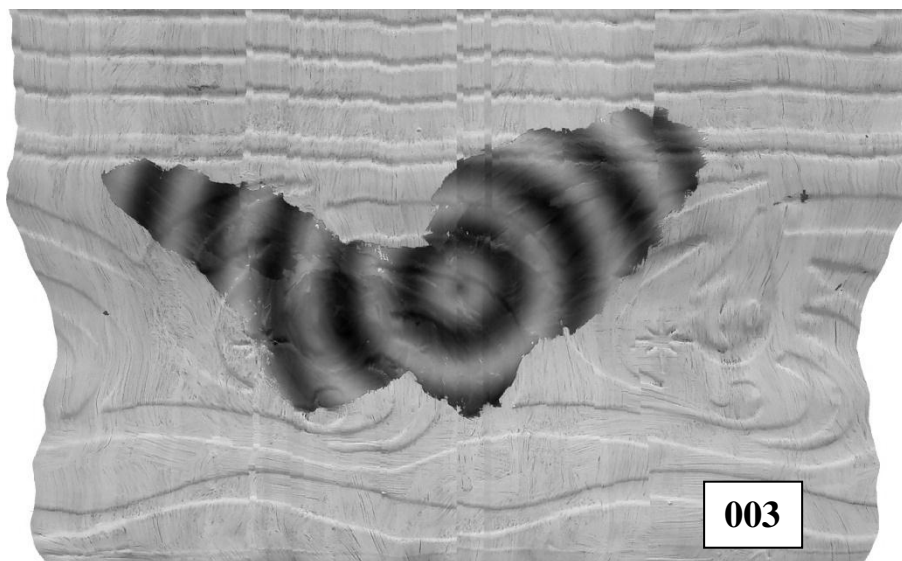


Figura 7.23 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico radial.

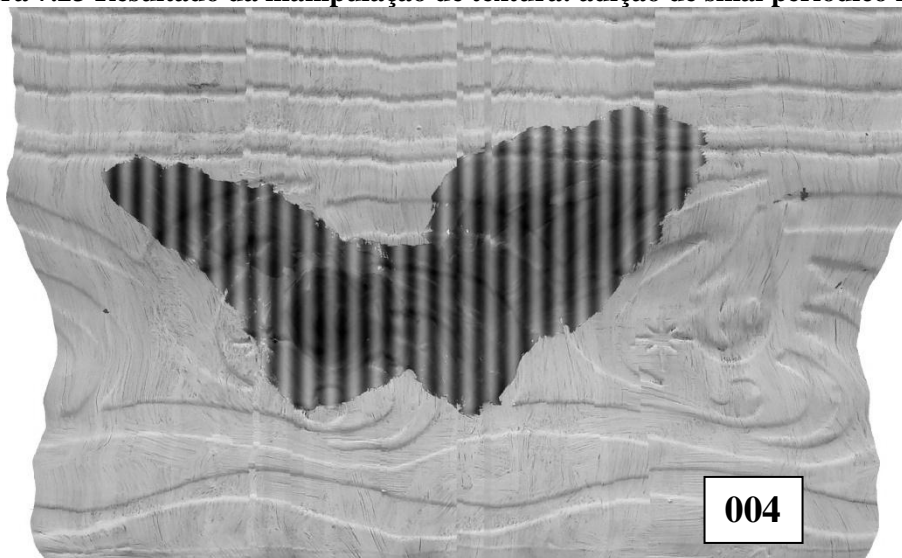


Figura 7.24 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.

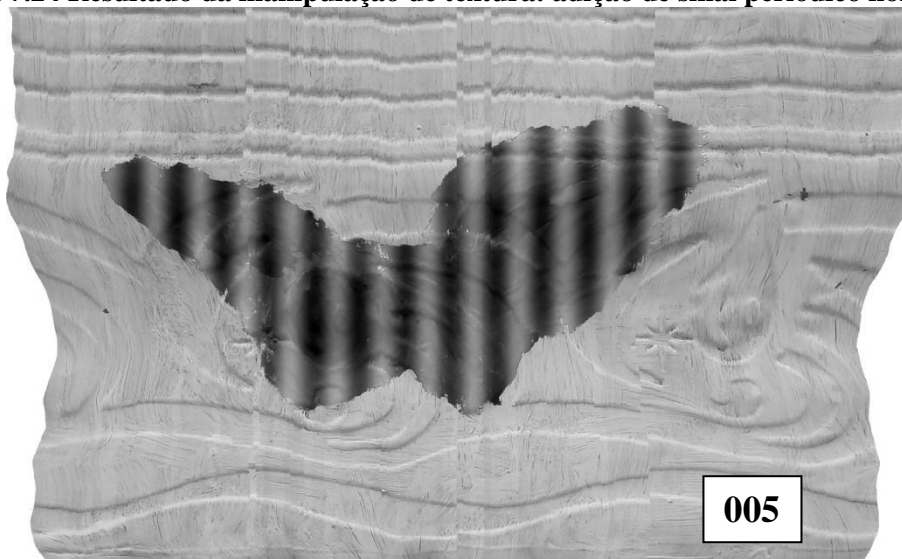


Figura 7.25 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.

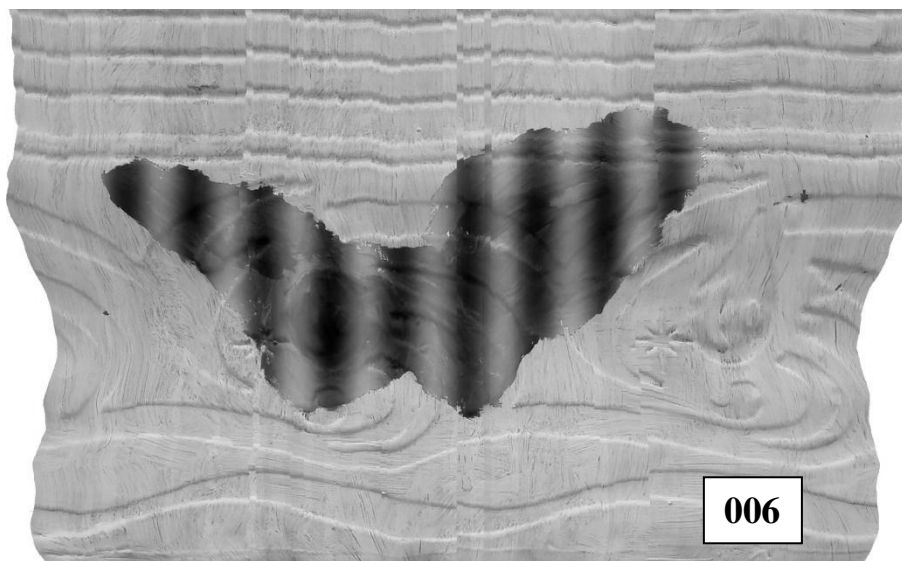


Figura 7.26 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.

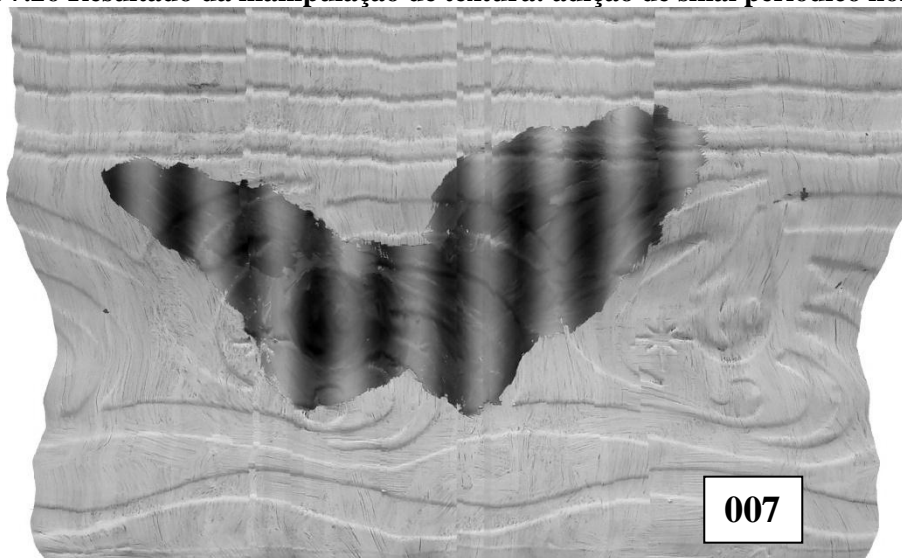


Figura 7.27 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal.

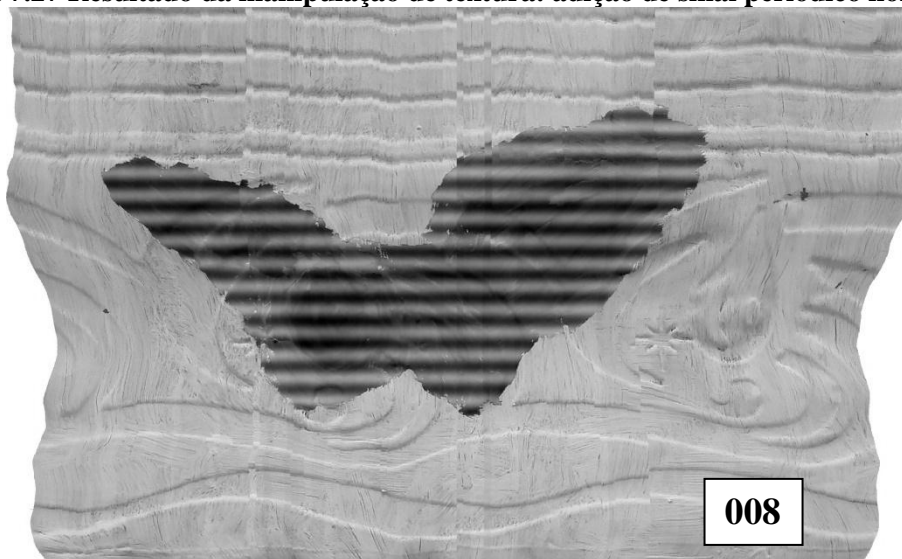


Figura 7.28 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico vertical.

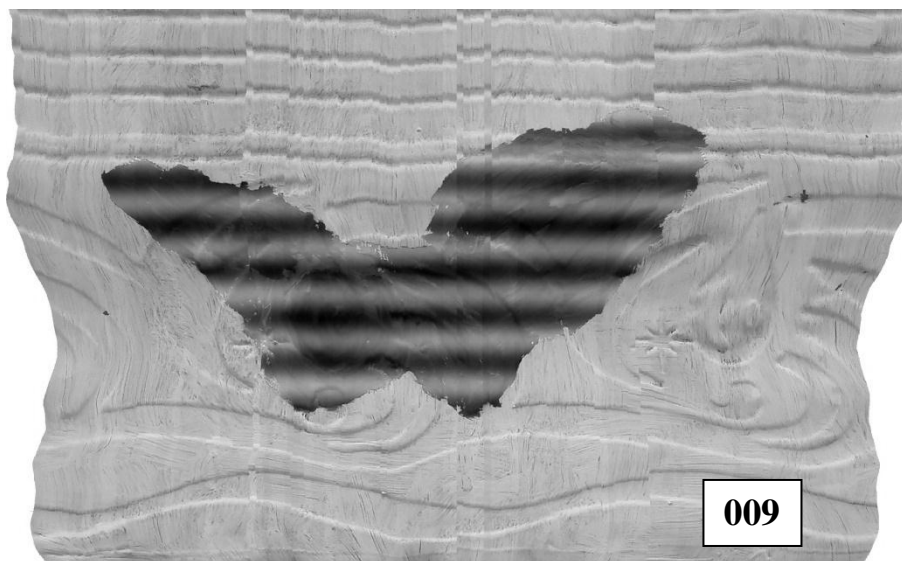


Figura 7.29 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico vertical.

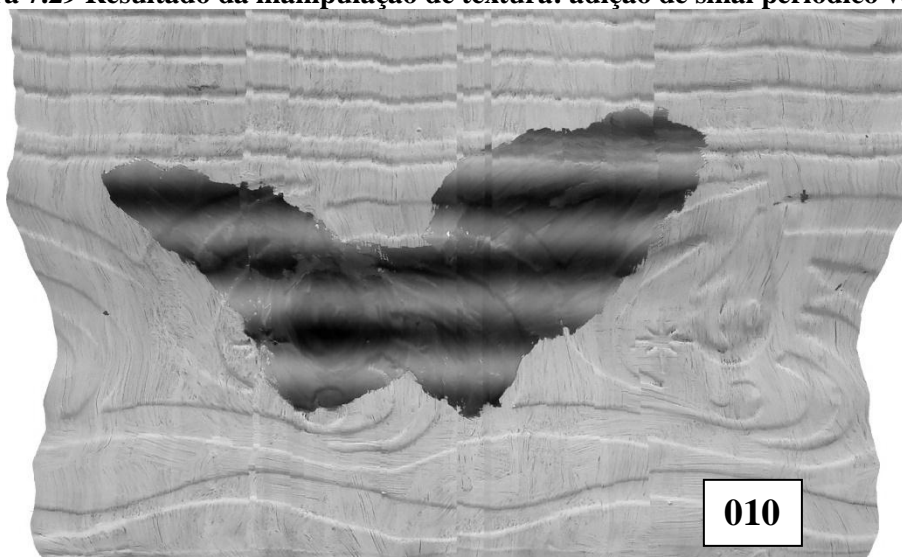


Figura 7.30 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico vertical.

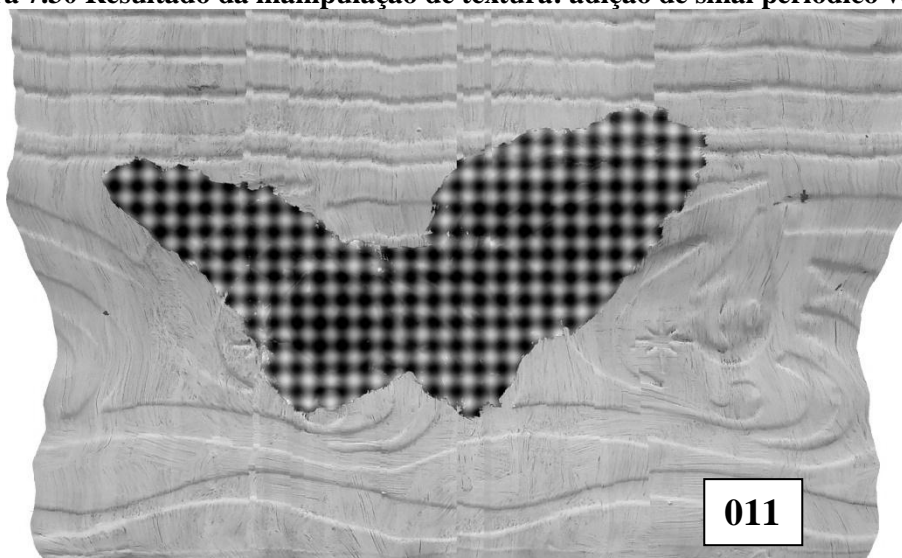


Figura 7.31 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal e vertical.

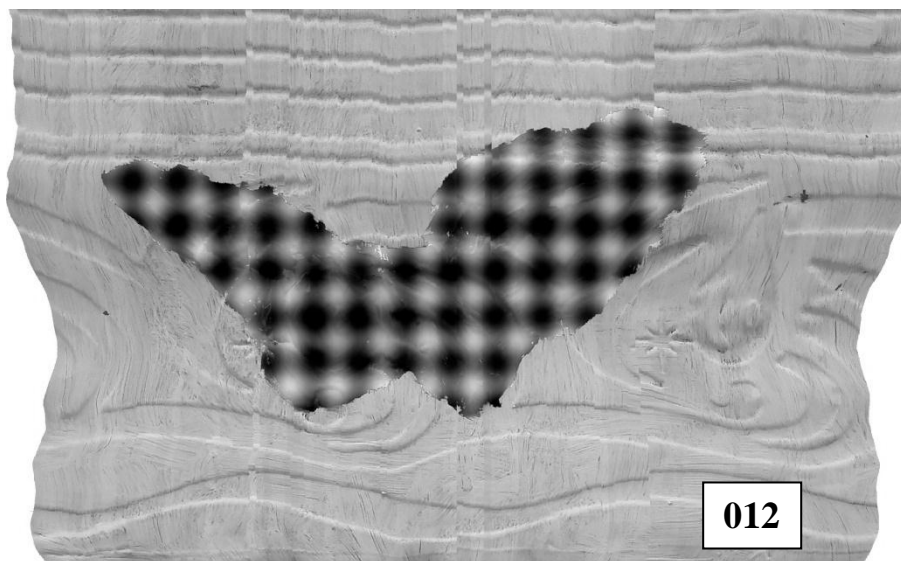


Figura 7.32 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal e vertical.

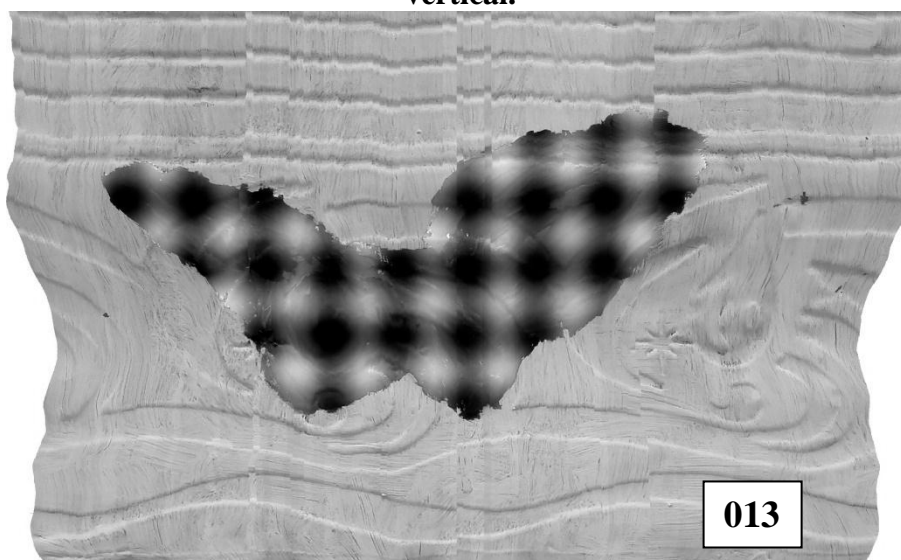


Figura 7.33 Resultado da manipulação de textura: adição de sinal periódico horizontal e vertical.

A aplicação das funções de manipulação de textura resultou na formação de grupos distintos de textura periódica radial, horizontal, vertical e mista ou de frequência baixa, média e alta. Tal separação em grupos permite uma comparação direta dos resultados.

7.4 Extração de atributos de cor e textura das imagens manipuladas

A partir da aplicação de modificações na textura gráfica, extraída do modelo simulado, foram obtidas imagens com variações de cor, sem modificações de brilho e contraste, e imagens com variações de textura. Assim, com dois grupos distintos de imagens, foi possível realizar testes dos algoritmos de extração de atributos de cor e textura. As imagens são adequadas à comparação de resultados uma vez que seus parâmetros de modificação são conhecidos, permitindo verificar a influência dos mesmos em cada algoritmo.

Para extração dos atributos de cor foram utilizadas as imagens apresentadas na Figura 7.11 (imagem original) e nas Figuras 7.12 a 7.20.

O algoritmo extrai, como atributos de cor, os vetores principais de cada imagem, transformando-os de coordenadas cilíndricas para coordenadas retangulares, através da expressão matemática: $[x, y, z] = [Sat \cdot \cos(Hue), Sat \cdot \sin(Hue), Value]$. O resultado da extração pode ser visto na Tabela 7.1.

Tabela 7.1 Vetor principal de cor da imagem.

Imagem/(HSV)	$Sat \cdot \cos(Hue)$	$Sat \cdot \sin(Hue)$	Value
Imagem Original	0,096220824	0,153656226	0,653553
Imagem A - 036°	0,071528643	0,179235652	0,653553
Imagem B - 072°	0,036477774	0,185413061	0,653553
Imagem C - 108°	0,004564088	0,169881696	0,653553
Imagem D - 144°	-0,012177576	0,138475967	0,653553
Imagem E - 180°	-0,007283743	0,103264951	0,653553
Imagem F - 216°	0,01736767	0,077646275	0,653553
Imagem G - 252°	0,052408657	0,07141305	0,653553
Imagem H - 288°	0,084347038	0,086893569	0,653553
Imagem I - 324°	0,101138539	0,118277282	0,653553

A Figura 7.34 apresenta tais vetores todos com origem em zero. Os vetores se distanciam de modo circular, pois as imagens foram submetidas à manipulação circular de cor, variando ao passo angular em 36°.

Uma das características mais importantes observada pelos profissionais em análises qualitativas de equimoses é a variação da coloração da lesão. Esta variação representa as etapas de absorção da lesão e a quantidade de compostos químicos resultantes do processo biológico, sendo então uma medida importante para caracterizar a lesão. Neste sentido, e conforme se observa no gráfico da Figura 7.34, a metodologia utilizada para a extração de atributos de cor das imagens modificadas é capaz de separar adequadamente as imagens com variações na coloração.

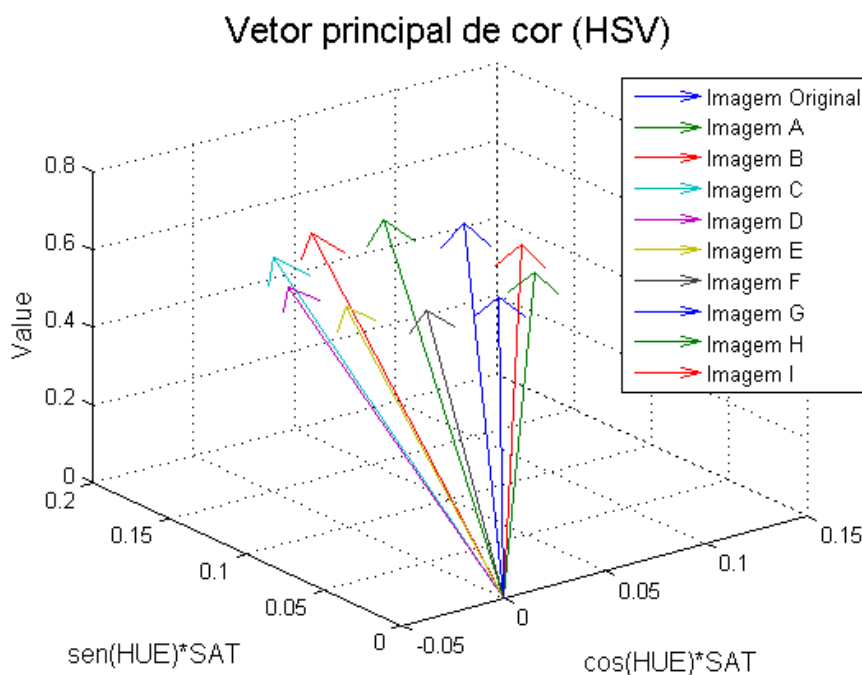


Figura 7.34 Gráfico dos vetores principais de cada imagem submetida ao processo de extração de atributos de cor.

Para a extração de atributos de textura, três algoritmos distintos foram utilizados, sendo eles baseados na Transformada Discreta de Cosseno Bidimensional (2D-DCT), na Transformada Wavelet e nos Descritores de Haralick. As imagens submetidas aos algoritmos são mostradas nas Figuras 7.11 e 7.21 a 7.33.

Para a extração de atributos de textura através da 2D-DCT, são calculadas as estatísticas de média, desvio padrão, *Skweness*, *Kurtosis*, energia, entropia e suavidade para cada componente resultante da transformada. Após a aplicação do algoritmo, foram obtidos outros atributos estatísticos de quatro componentes da imagem (DC, AC1, AC2, AC4), para todas as imagens apresentados nas Tabelas 7.2, 7.3, 7.4 e 7.5, respectivamente.

Tabela 7.2 Atributos estatísticos dos componentes DC.

Estatística/ Imagem	Média	Desvio Padrão	Skweness	Kurtosis	Energia	Entropia	Suavidade
Imagem Original	20,43954	5,406387	-0,61092	3,818534	0,097649	3,823318	0,966919
Imagem 001	20,428	5,733305	-1,01928	4,803413	0,097529	3,914046	0,970476
Imagem 002	20,42907	5,741742	-1,03179	4,839895	0,097541	3,913822	0,97056
Imagem 003	20,4213	5,727808	-1,00261	4,745562	0,097266	3,915926	0,970421
Imagem 004	20,42553	5,735112	-1,01523	4,781067	0,097567	3,913128	0,970494
Imagem 005	20,42599	5,746573	-1,02837	4,814251	0,097672	3,912651	0,970608
Imagem 006	20,421	5,760683	-1,04107	4,850397	0,097574	3,91418	0,970748
Imagem 007	20,42656	5,753115	-1,03762	4,841674	0,09774	3,911905	0,970673
Imagem 008	20,42644	5,725709	-1,01039	4,784474	0,097311	3,915691	0,9704
Imagem 009	20,42649	5,737309	-1,01967	4,799038	0,097653	3,914647	0,970516
Imagem 010	20,40514	5,799084	-1,05757	4,854777	0,097666	3,914563	0,971123
Imagem 011	20,44695	5,944138	-1,22996	5,350598	0,10064	3,879154	0,972477
Imagem 012	20,44556	5,968154	-1,24316	5,37239	0,100758	3,878043	0,972692
Imagem 013	20,42863	6,036028	-1,27798	5,408342	0,1013	3,868924	0,973286

Tabela 7.3 Atributos estatísticos dos componentes AC1.

Estatística/ Imagem	Média	Desvio Padrão	Skweness	Kurtosis	Energia	Entropia	Suavidade
Imagem Original	16,84388	1,229345	-0,01946	29,71746	0,39619	1,884668	0,601798
Imagem 001	16,85742	1,48402	-0,03816	16,21149	0,298636	2,309816	0,687726
Imagem 002	17,71412	1,25345	0,041186	24,30424	0,330321	2,044327	0,611067
Imagem 003	17,35083	1,247706	0,084351	27,27886	0,341681	1,991039	0,608882
Imagem 004	17,22244	1,581909	0,11422	12,89296	0,279482	2,408938	0,714485
Imagem 005	17,3185	1,310534	0,074623	22,7336	0,305837	2,140434	0,632015
Imagem 006	16,83642	1,291773	-0,0294	26,58053	0,33627	2,047328	0,625283
Imagem 007	16,77154	1,263294	-0,01839	27,36437	0,33986	2,016578	0,614779
Imagem 008	16,94293	1,234552	0,032217	31,77874	0,412224	1,856248	0,603822
Imagem 009	17,43192	1,21626	0,176876	29,62791	0,354852	1,92189	0,596659
Imagem 010	17,38857	1,199176	0,072831	30,11106	0,364476	1,892944	0,589832
Imagem 011	15,03059	1,437723	0,084313	14,43346	0,322825	2,237982	0,673954
Imagem 012	18,09652	1,0378	0,056221	24,4395	0,402618	1,784798	0,518543
Imagem 013	17,0119	1,206285	0,021052	28,53554	0,371856	1,925786	0,592689

Tabela 7.4 Atributos estatísticos dos componentes AC2.

Estatística/ Imagem	Média	Desvio Padrão	Skweness	Kurtosis	Energia	Entropia	Suavidade
Imagem Original	16,11739	1,467263	-0,28619	11,98536	0,312732	2,288493	0,682828
Imagem 001	14,85535	1,349093	-0,23168	12,22086	0,307736	2,249082	0,645397
Imagem 002	13,9333	1,227431	-0,12697	14,54054	0,344598	2,090017	0,601051
Imagem 003	15,83834	1,382236	-0,37053	15,0234	0,31531	2,228612	0,656425
Imagem 004	16,11214	1,241288	-0,21287	15,10499	0,363807	2,047103	0,606423
Imagem 005	14,35185	1,188649	-0,15482	14,37943	0,329129	2,062071	0,585559
Imagem 006	16,01338	1,160332	-0,20352	16,36148	0,393815	1,941231	0,57381
Imagem 007	13,95233	1,192491	-0,20619	16,41867	0,386681	1,975114	0,587124
Imagem 008	15,26869	1,518815	-0,05468	7,859403	0,255269	2,471975	0,697593
Imagem 009	14,59496	1,362402	-0,24544	12,094	0,264078	2,338429	0,649877
Imagem 010	15,54552	1,324469	-0,45532	13,21219	0,27965	2,263809	0,636921
Imagem 011	16,93887	1,220275	-0,17882	9,479358	0,336057	2,127423	0,598244
Imagem 012	15,1836	1,083914	-0,02586	15,05792	0,34477	1,985861	0,540202
Imagem 013	15,07493	1,000734	-0,26362	17,17503	0,395055	1,824968	0,500367

Tabela 7.5 Atributos estatísticos dos componentes AC4.

Estatística/ Imagem	Média	Desvio Padrão	Skweness	Kurtosis	Energia	Entropia	Suavidade
Imagem Original	15,05071	1,226119	0,032368	16,13598	0,369686	2,013552	0,600538
Imagem 001	16,09776	1,348136	0,019059	17,51195	0,325689	2,1622	0,645072
Imagem 002	15,66309	1,299239	-0,08355	16,83143	0,322588	2,125199	0,627979
Imagem 003	13,30169	1,082618	0,113102	17,88991	0,375367	1,879806	0,539608
Imagem 004	16,00369	1,324273	-0,04407	18,09612	0,352965	2,093879	0,636852
Imagem 005	15,73567	1,304115	-0,10581	17,24816	0,332908	2,11146	0,629728
Imagem 006	15,55593	1,28902	-0,04483	16,63465	0,314464	2,127825	0,624282
Imagem 007	16,31026	1,367879	0,094471	18,10473	0,316845	2,174498	0,6517
Imagem 008	14,0824	1,16666	0,042547	18,37047	0,388091	1,932751	0,576468
Imagem 009	12,95517	1,069821	-0,05427	18,85751	0,420854	1,813075	0,533694
Imagem 010	16,29888	1,319889	0,060595	17,498	0,32546	2,132564	0,635317
Imagem 011	16,14338	1,220974	-0,03657	19,50456	0,369458	1,992725	0,598519
Imagem 012	14,6201	1,079035	-0,14136	18,45703	0,362805	1,889739	0,537961
Imagem 013	14,84393	1,232941	-0,04718	19,37745	0,367951	2,002053	0,603197

Os gráficos das Figuras 7.35 a 7.38 apresentam os resultados relacionados aos componentes DC, AC1, AC2 e AC4 de maneira radial.

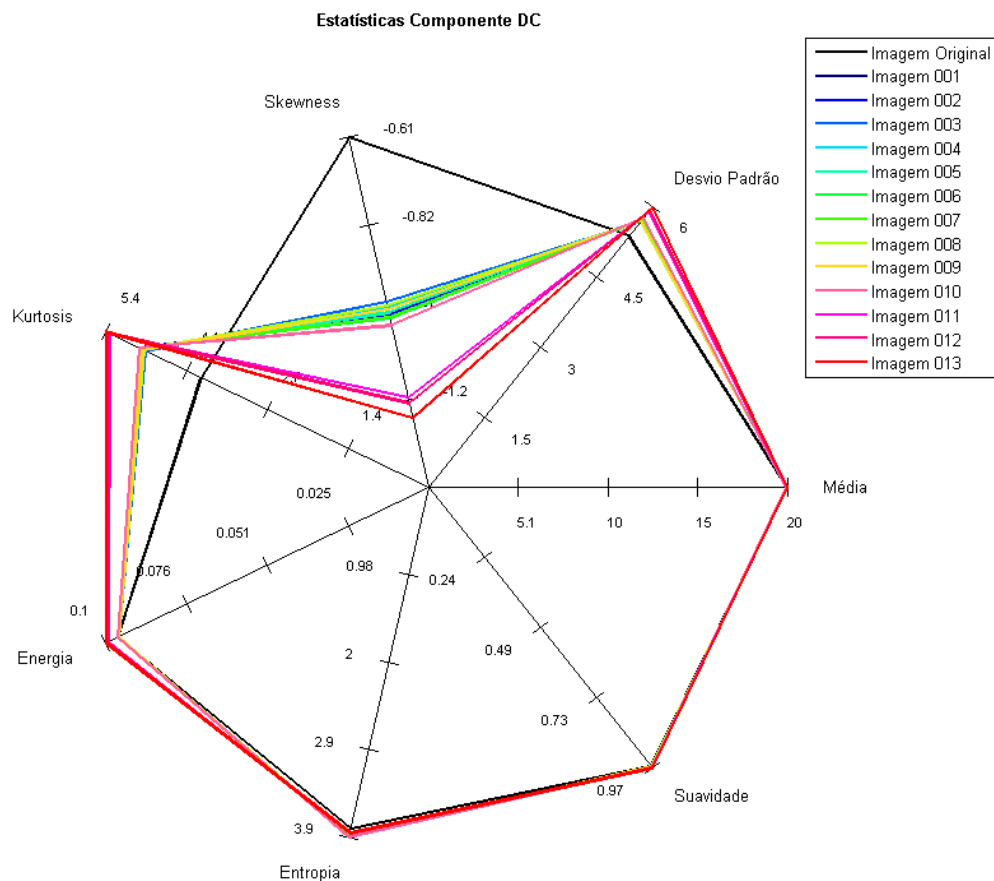


Figura 7.35 Atributos estatísticos para componentes DC.

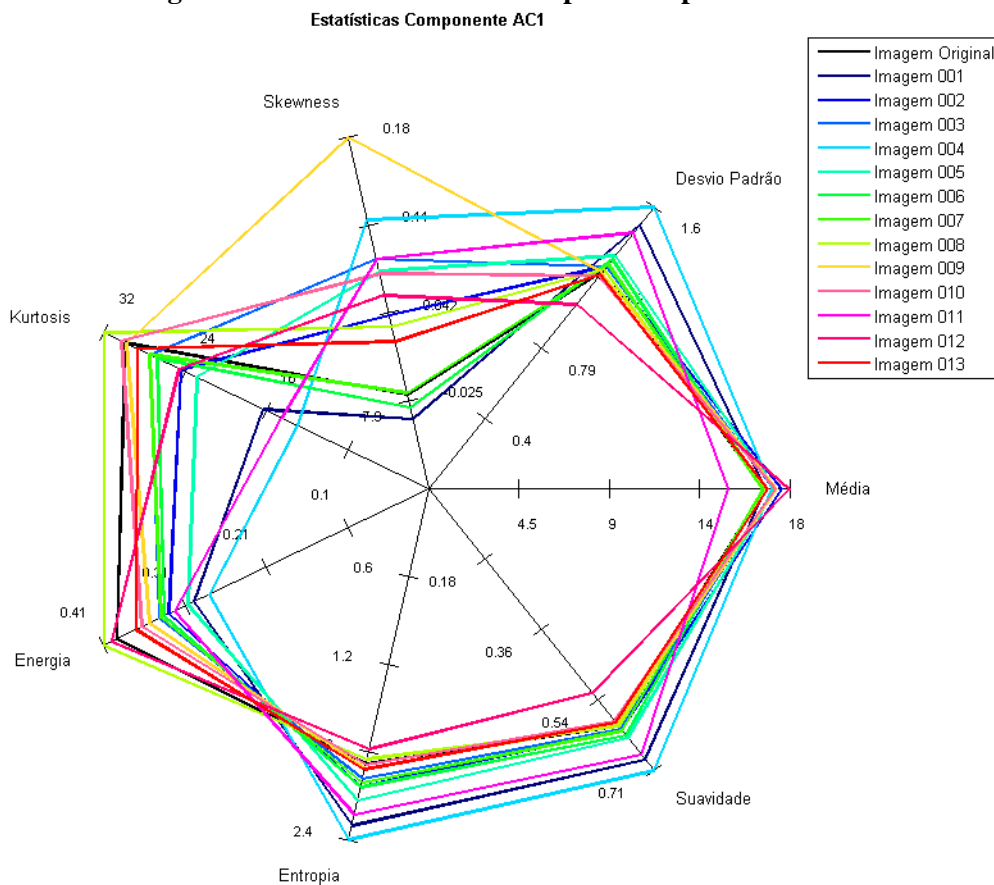


Figura 7.36 Atributos estatísticos para componentes AC1.

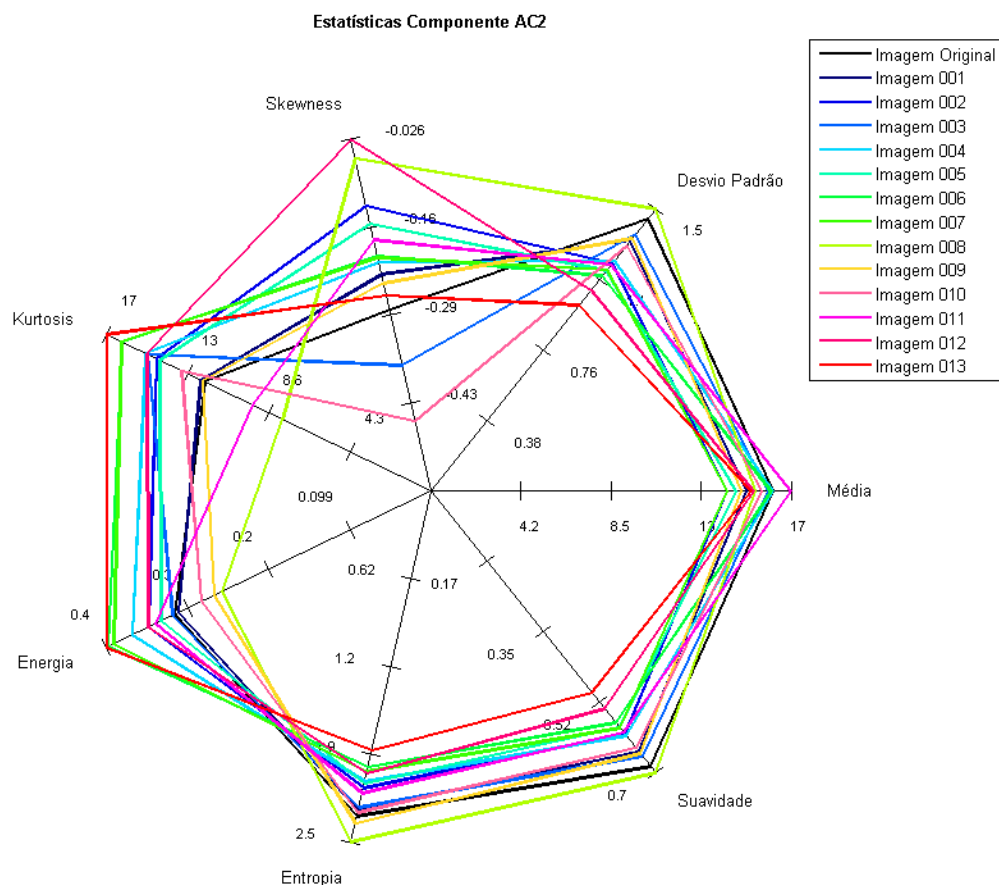


Figura 7.37 Atributos estatísticos para componentes AC2.

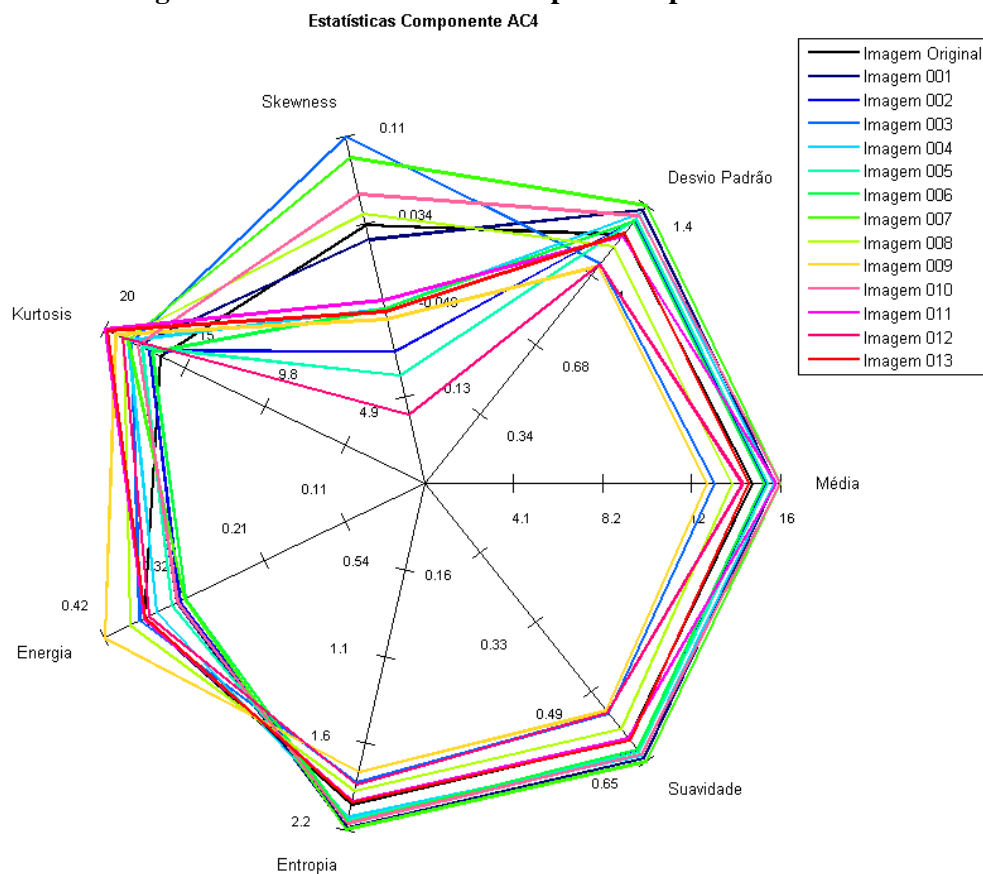


Figura 7.38 Atributos estatísticos para componentes AC4.

Os resultados apresentados nas Figuras 7.35 a 7.38 apontam a variação estatística de um componente da extração de atributos de textura para cada imagem. A Figura 7.35, onde são exibidas as estatísticas para componentes DC, mostra que, para a maioria dos atributos, os resultados são similares, onde apenas o atributo *Skewness* apresenta a separação de dois grupos. Já nas Figuras 7.36 a 7.38, onde são exibidos atributos para componentes AC, são apresentadas variações maiores de valores entre as imagens, mostrando que há uma distinção das texturas.

De modo análogo, as Figuras 7.39 a 7.52 mostram os resultados da aplicação das imagens (Figura 7.11 e 7.21 a 7.33) para processamento pelo algoritmo de extração de atributos de textura baseado na Transformada Wavelet Haar de nível 1.

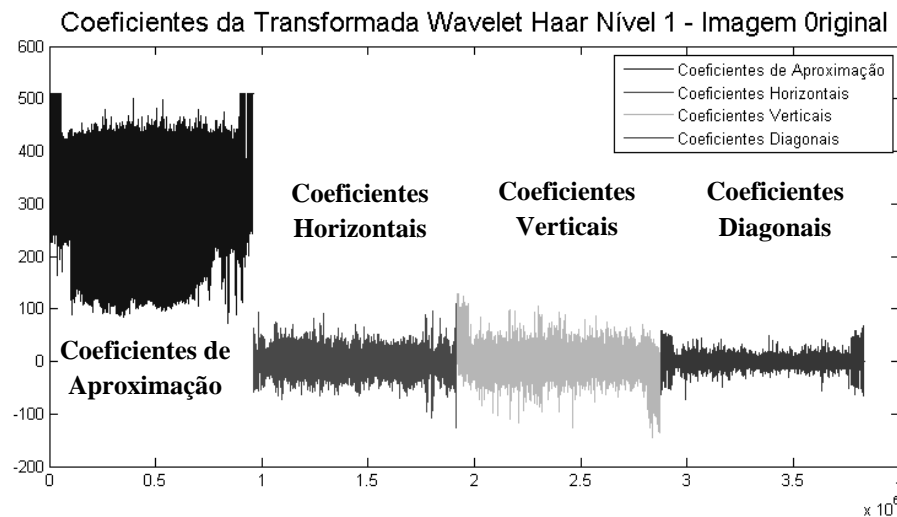


Figura 7.39 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem Original.

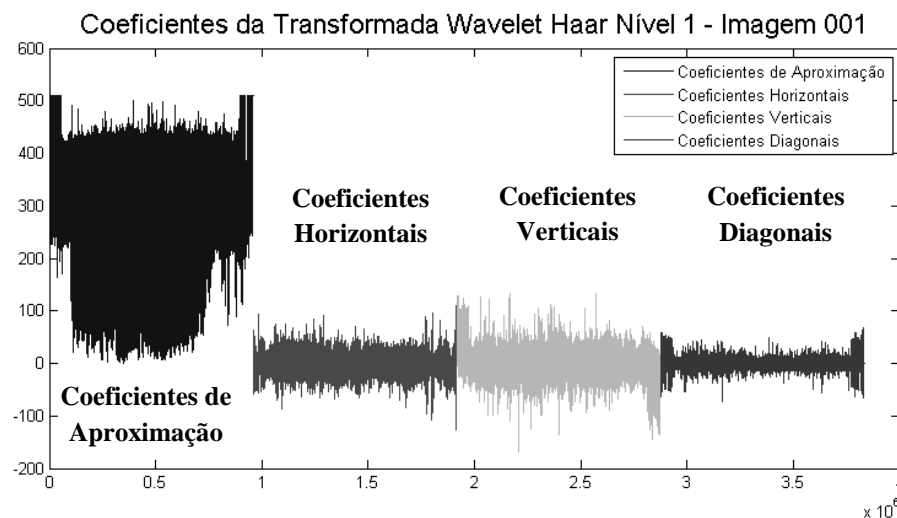


Figura 7.40 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 001.

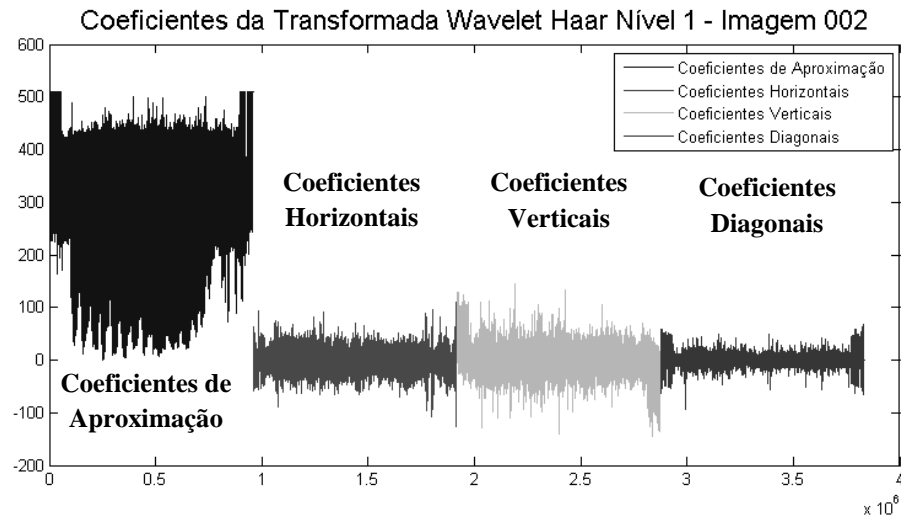


Figura 7.41 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 002.

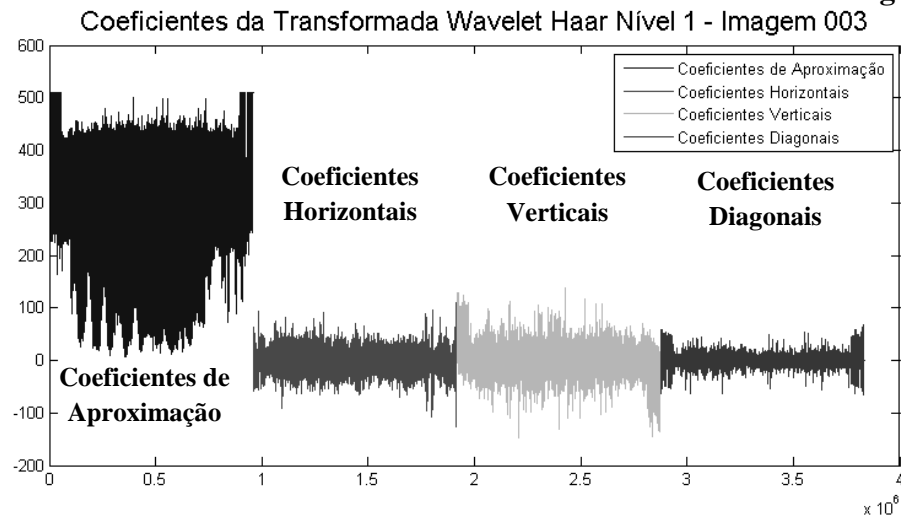


Figura 7.42 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 003.

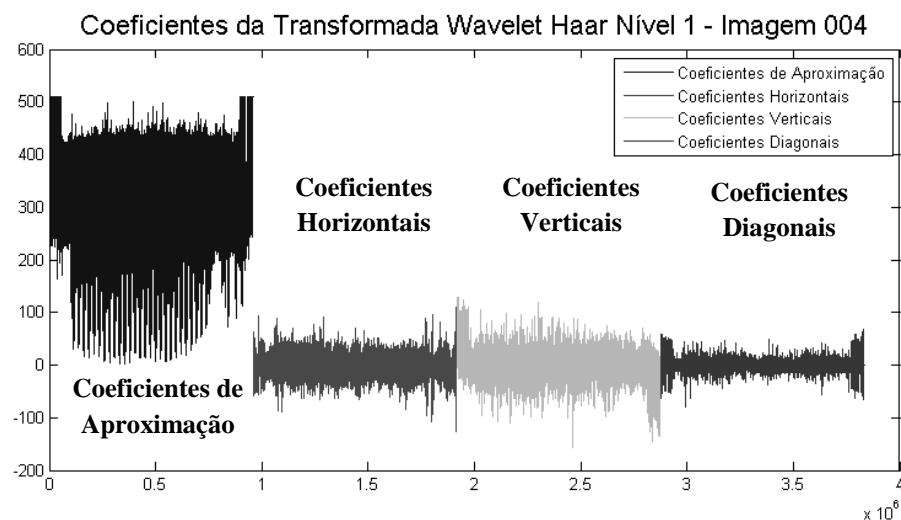


Figura 7.43 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 004.

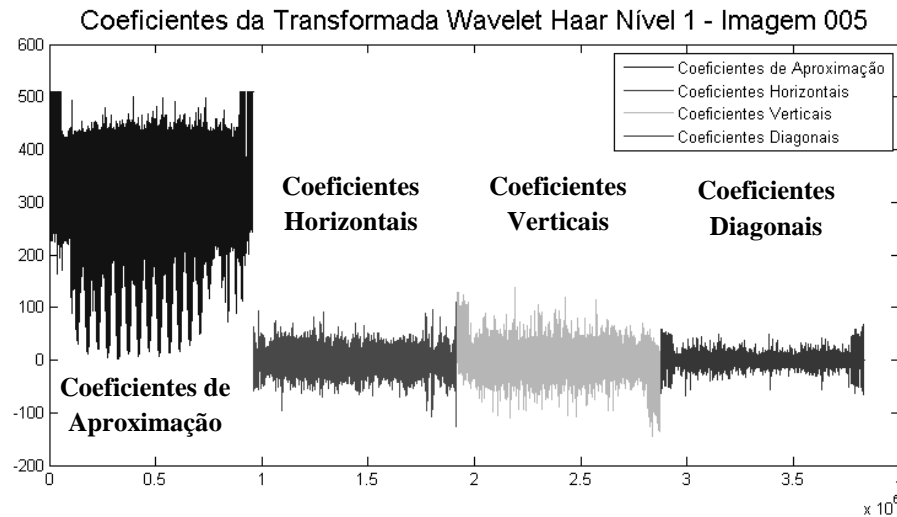


Figura 7.44 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 005.

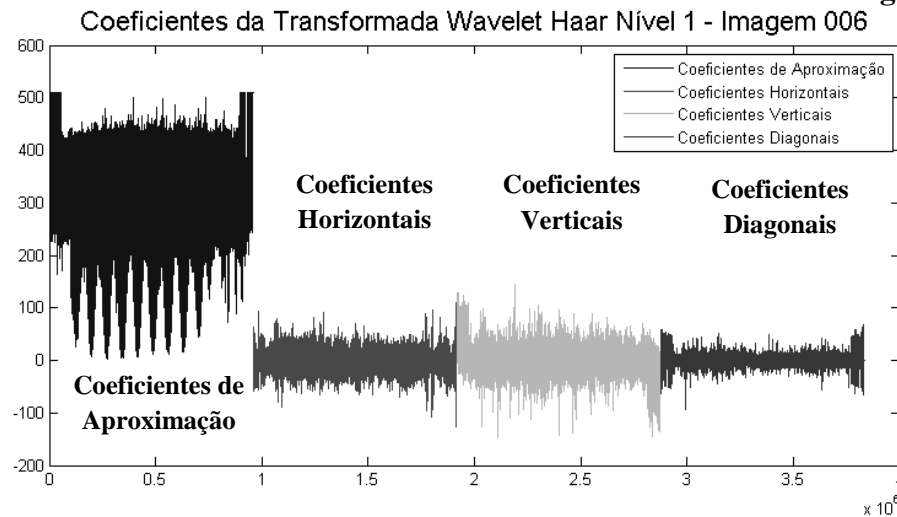


Figura 7.45 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 006.

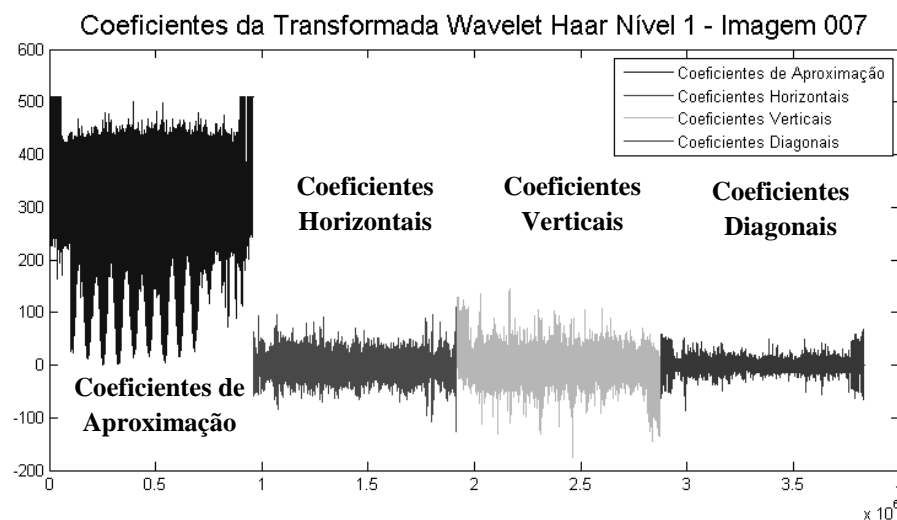


Figura 7.46 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 007.

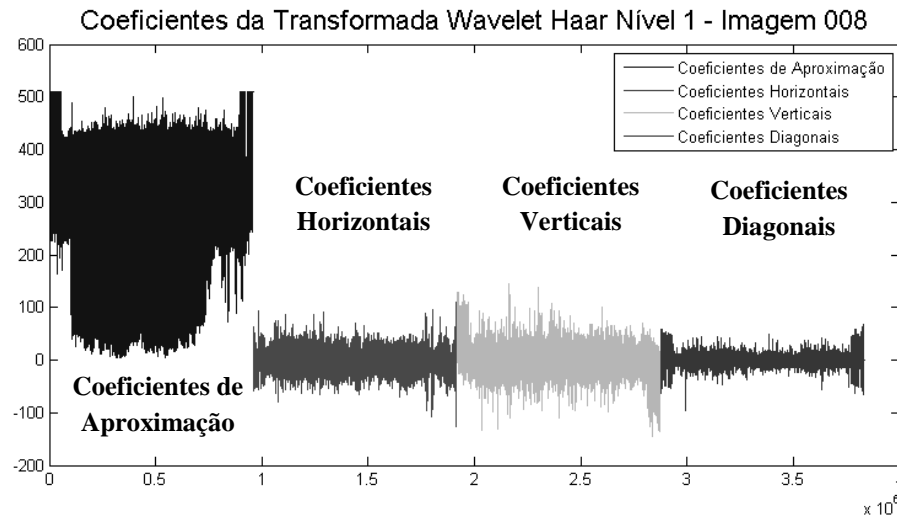


Figura 7.47 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 008.

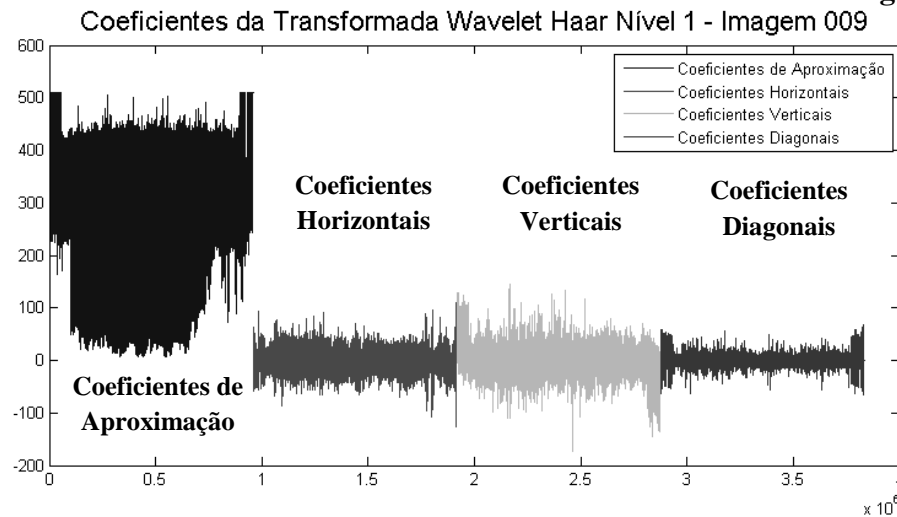


Figura 7.48 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 009.

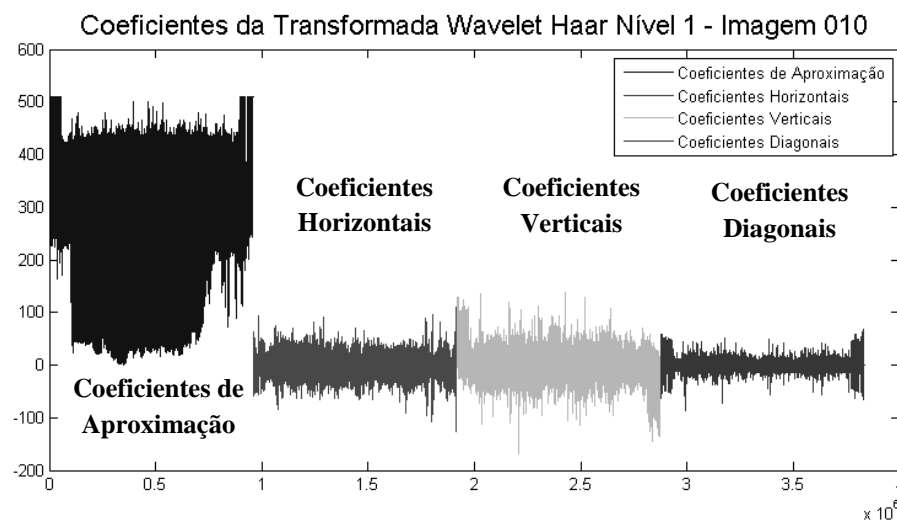


Figura 7.49 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 010.

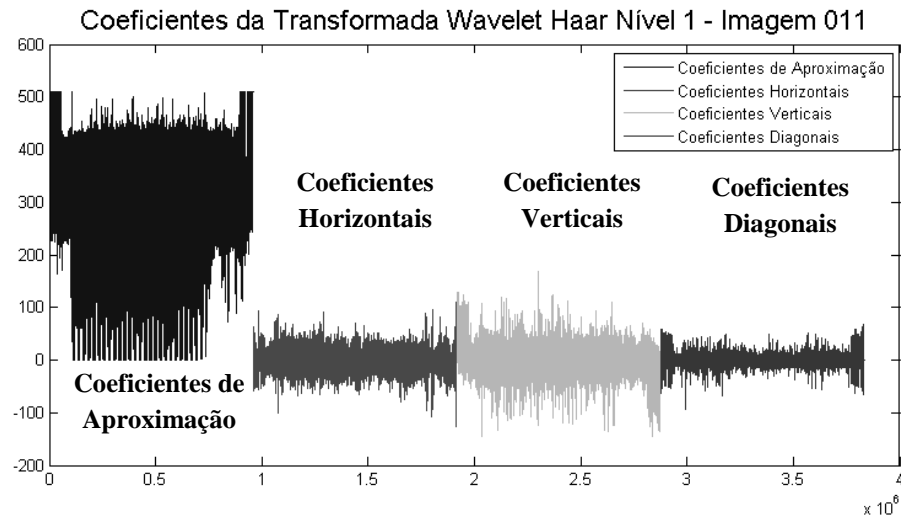


Figura 7.50 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 011.

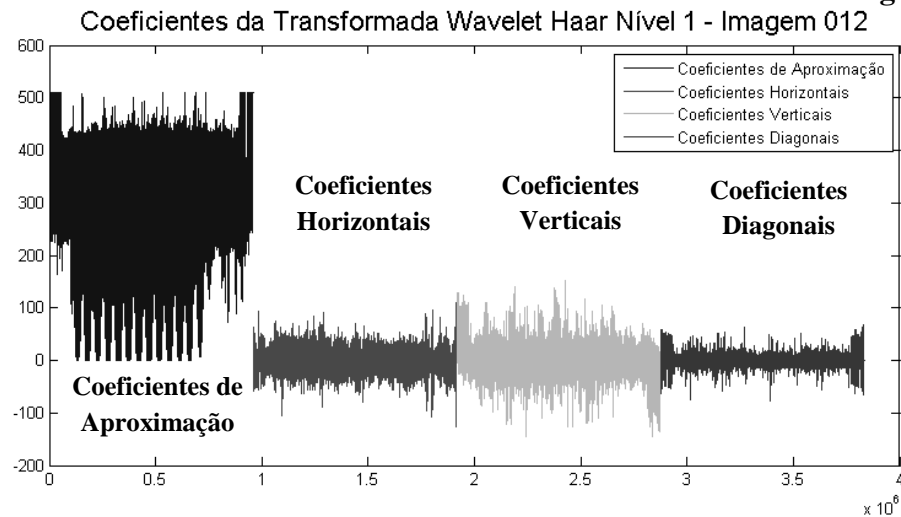


Figura 7.51 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 012.

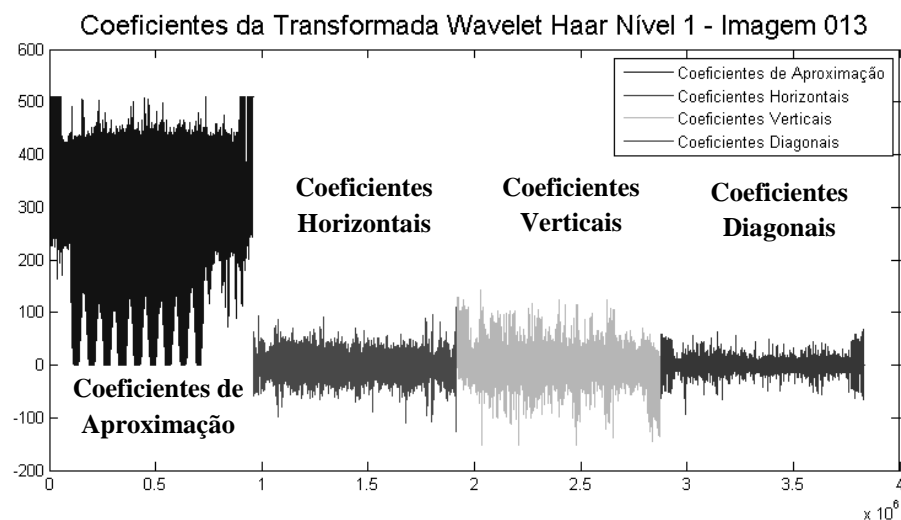


Figura 7.52 Coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1 – Imagem 013.

A energia dos coeficientes representa os atributos de textura de Wavelet das imagens. O resultado da extração de atributos pelo cálculo da energia dos coeficientes é mostrado na Tabela 7.6, em sua forma bruta, sem modificações, e no gráfico da Figura 7.67, em sua forma normalizada.

Tabela 7.6 Energia dos coeficientes da Transformada Wavelet Haar Nível 1.

	Energia			
	Aproximação	Horizontal	Vertical	Diagonal
Imagem Original	99,94779	0,018089	0,031191	0,002926
Imagem 001	99,94504	0,0187	0,033308	0,002954
Imagem 002	99,94667	0,018163	0,032201	0,002966
Imagem 003	99,94677	0,018095	0,032175	0,002962
Imagem 004	99,94487	0,018009	0,034173	0,002951
Imagem 005	99,94671	0,017974	0,032366	0,00295
Imagem 006	99,94683	0,018008	0,032209	0,002948
Imagem 007	99,9467	0,017986	0,032372	0,002945
Imagem 008	99,94503	0,020046	0,03198	0,002949
Imagem 009	99,94656	0,018533	0,031953	0,002953
Imagem 010	99,94659	0,018302	0,032147	0,002959
Imagem 011	99,94263	0,019784	0,034607	0,002976
Imagem 012	99,94571	0,018313	0,033009	0,002972
Imagem 013	99,946	0,018118	0,032891	0,002993

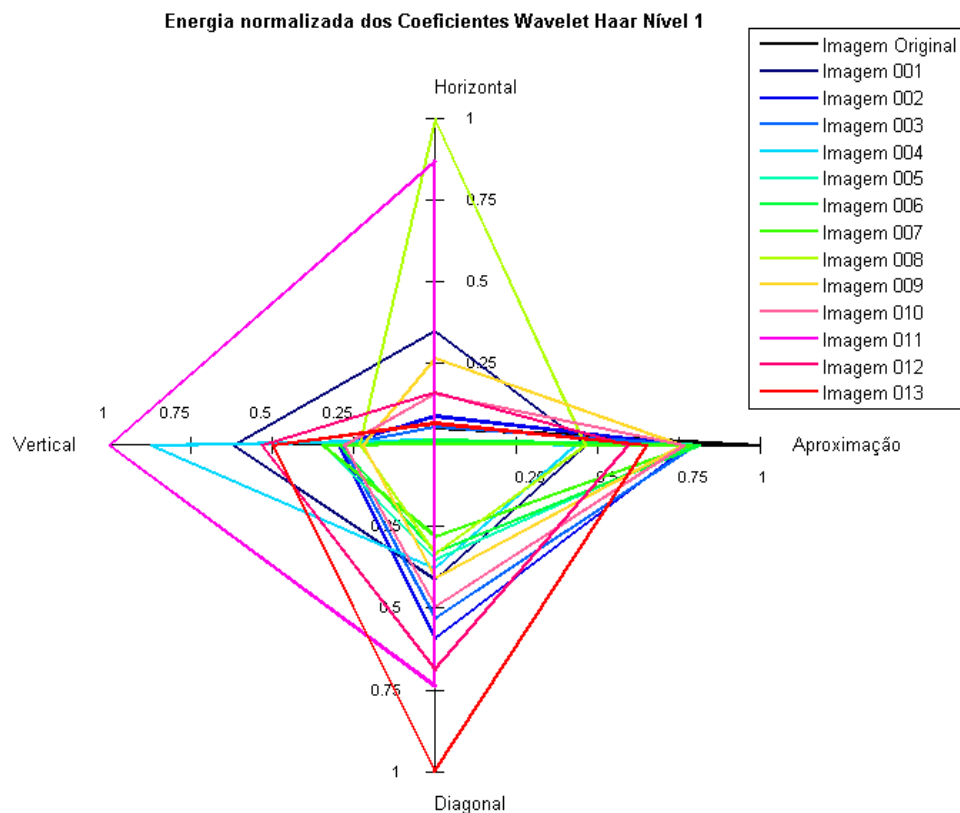


Figura 7.53 Representação gráfica dos valores de energia normalizada dos coeficientes Wavelet Haar para todas as imagens.

Os valores de energia entre as imagens, apresentados na tabela 7.6, são bastante próximos, uma vez que partes das imagens são idênticas, sendo que a única modificação ocorreu no local da lesão. Entretanto, ao verificar o resultado dos dados normalizados, pode-se notar que, embora pequenas, as diferenças nos valores brutos são significativas a ponto de distinguir duas imagens, ou seja, não há nenhum atributo com uma mesma relação entre os quatro tipos de coeficientes.

Por fim, são calculados os atributos baseados nos Descritores de Haralick. De forma similar, são utilizadas as imagens apresentadas nas Figuras 7.11 e 7.21 a 7.33. A Tabela 7.7 e a Figura 7.68 apresentam os resultados obtidos após o cálculo da matriz de coocorrência, em ângulo zero.

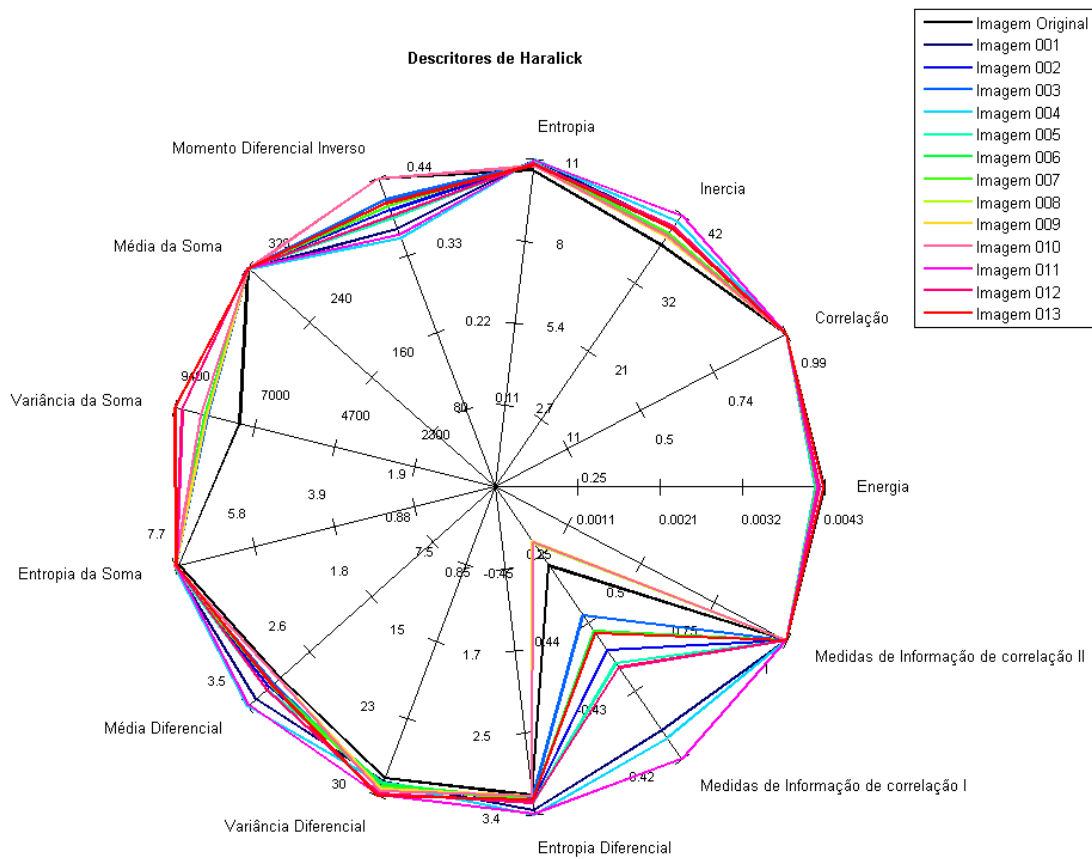


Figura 7.54 Representação gráfica dos Descritores de Haralick para as imagens avaliadas.

Tabela 7.7 Descritores de Haralick para todas as imagens em avaliação.

Descritores de Haralick							
	Energia	Correlação	Inercia	Entropia	Momento Diferencial Inverso	Média da Soma	Variância da Soma
Imagem Original	0,004252	0,989939	37,76411	10,39521	0,436124095	319,94	7469,112
Imagem 001	0,004133	0,990482	40,38493	10,71845	0,365109165	319,7647	8445,756
Imagem 002	0,004148	0,990684	39,4574	10,63007	0,391418307	319,7949	8431,589
Imagem 003	0,004153	0,99068	39,26868	10,59351	0,406826771	319,6669	8387,447
Imagem 004	0,004131	0,990245	41,41164	10,72621	0,352239321	319,7288	8448,628
Imagem 005	0,004145	0,990695	39,503	10,64367	0,379992181	319,7309	8451,048
Imagem 006	0,004151	0,990804	39,17599	10,61138	0,397716772	319,6584	8481,042
Imagem 007	0,004155	0,990714	39,46781	10,61027	0,397816279	319,7496	8460,927
Imagem 008	0,004183	0,99079	38,96072	10,51432	0,436127143	319,7511	8421,602
Imagem 009	0,004187	0,990798	38,93015	10,51166	0,436129769	319,7397	8422,304
Imagem 010	0,004186	0,990926	39,16637	10,51391	0,436156231	319,4271	8593,516
Imagem 011	0,004172	0,990783	42,29947	10,70754	0,356654347	320,0354	9136,444
Imagem 012	0,004198	0,991174	40,53673	10,61389	0,384165111	320,0082	9145,181
Imagem 013	0,00424	0,991436	40,24827	10,55838	0,402161766	319,716	9358,648
	Entropia da Soma	Média Diferencial	Variância Diferencial	Entropia Diferencial	Medidas de Informação de correlação I	Medidas de Informação de correlação II	
Imagem Original	7,628541	3,072914	28,32131	3,193973	-0,4485766	0,998774	
Imagem 001	7,72672	3,415899	28,71656	3,347575	-0,42186983	0,998376	
Imagem 002	7,726295	3,225732	29,05206	3,251954	-0,43483497	0,998638	
Imagem 003	7,727769	3,16719	29,23759	3,222696	-0,4405463	0,998742	
Imagem 004	7,725844	3,529386	28,95507	3,392855	-0,42057092	0,998346	
Imagem 005	7,725821	3,270167	28,80901	3,271181	-0,4327411	0,998598	
Imagem 006	7,72823	3,195773	28,96303	3,23482	-0,43802086	0,998698	
Imagem 007	7,726018	3,197751	29,2422	3,235215	-0,43766438	0,998689	
Imagem 008	7,722778	3,088658	29,42091	3,196793	-0,45225002	0,998927	
Imagem 009	7,722232	3,088564	29,39092	3,196809	-0,45255176	0,998931	
Imagem 010	7,722708	3,090612	29,61449	3,197067	-0,4523467	0,998928	
Imagem 011	7,696431	3,512212	29,96384	3,384829	-0,41716378	0,998229	
Imagem 012	7,700128	3,263821	29,88421	3,268086	-0,4320401	0,998558	
Imagem 013	7,686918	3,189563	30,07496	3,232073	-0,43758835	0,998649	

A Figura 7.68 representa graficamente a variação dos valores dos descritores para cada imagem, conforme apresentados na Tabela 7.7. Alguns descritores como Medidas de Informação de Correlação I, Média Diferencial, Variância da Soma, Momento Diferencial Inverso e Inercia apresentam melhor separação das imagens, quando comparados com o restante dos descritores, o que mostra que alguns atributos servem para medir quantitativamente a variação de textura entre duas imagens.

7.5 Análise comparativa

Para a validação e verificação da coerência dos métodos utilizados, diversas análises comparativas foram realizadas entre as imagens e os métodos utilizados neste trabalho. Inicialmente, são avaliadas as imagens submetidas a um mesmo método, aplicando um cálculo de distância vetorial/matricial baseado na distância de Hausdorff, conforme descrito nos itens Capítulos 5.3 e 6.4.5. Este cálculo resulta em medidas de distância entre os atributos extraídos das imagens, que podem ser utilizadas para distinção entre as imagens.

A Tabela 7.8 apresenta os resultados do cálculo de distância, entre cada imagem, para os atributos de cor extraídos pelo método do vetor principal HSV.

Tabela 7.8 Distância relativa entre os atributos de cor das imagens.

	IMG Original	IMG A	IMG B	IMG C	IMG D	IMG E	IMG F	IMG G	IMG H	IMG I
IMG Original	0	0,035553	0,067659	0,093082	0,109456	0,115119	0,109523	0,093185	0,06781	0,035719
IMG A	0,035553	0	0,035591	0,067615	0,093103	0,109467	0,115125	0,109505	0,093228	0,067769
IMG B	0,067659	0,035591	0	0,035492	0,067605	0,093077	0,109448	0,115108	0,109533	0,093211
IMG C	0,093082	0,067615	0,035492	0	0,035589	0,067662	0,09312	0,109477	0,115119	0,109497
IMG D	0,109456	0,093103	0,067605	0,035589	0	0,035549	0,067625	0,093106	0,109443	0,115102
IMG E	0,115119	0,109467	0,093077	0,067662	0,035549	0	0,035553	0,067659	0,093082	0,109457
IMG F	0,109523	0,115125	0,109448	0,09312	0,067625	0,035553	0	0,035591	0,067615	0,093104
IMG G	0,093185	0,109505	0,115108	0,109477	0,093106	0,067659	0,035591	0	0,035492	0,067608
IMG H	0,06781	0,093228	0,109533	0,115119	0,109443	0,093082	0,067615	0,035492	0	0,035593
IMG I	0,035719	0,067769	0,093211	0,109497	0,115102	0,109457	0,093104	0,067608	0,035593	0

Os resultados mostram que existe uma variação de distâncias entre a imagem original e as imagens modificadas em seus tons (onde se variou o ângulo H, alterando o tom da lesão). As distâncias se repetem para imagens alteradas com ângulos equidistantes ao eixo $0^\circ - 180^\circ$ (Figura 7.69), o que pode ser observado na coluna 1 e na linha 1 da Tabela 7.8.

A Figura 7.69 mostra graficamente a distância entre as imagens, onde nota-se que os valores são significativos, demonstrando a validade do uso da distância do vetor principal HSV, entre imagens, como uma medida de variação de cor.

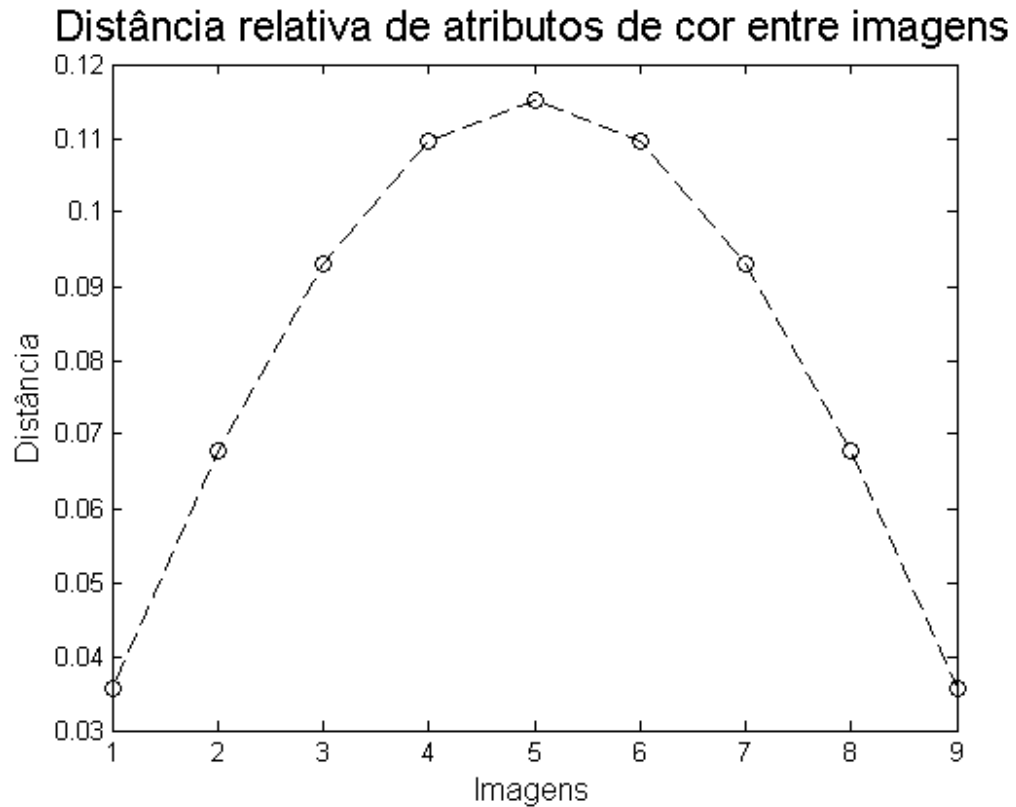


Figura 7.55 Distância relativa de atributos de dor, através do método HSV, entre a imagem original e o restante das imagens.

O cálculo da distância dos atributos extraídos pela Transformada Discreta de Cosseno (DCT), entre as diferentes imagens de 001 a 0013 e a imagem original, resultou nos dados apresentados na Tabela 7.9.

Tabela 7.9 Distância relativa entre atributos de textura pela DCT entre várias imagens.

	IMG Original	IMG 001	IMG 002	IMG 003	IMG 004	IMG 005	IMG 006	IMG 007	IMG 008	IMG 009	IMG 010	IMG 011	IMG 012	IMG 013
IMG Original	0,00	12,23	5,49	3,05	11,65	7,01	4,40	4,95	4,22	3,45	1,85	10,24	5,43	5,34
IMG 001	12,23	0,00	6,98	9,85	2,50	5,36	9,10	9,88	14,30	12,19	12,67	3,45	7,23	11,07
IMG 002	5,49	6,98	0,00	3,00	6,44	1,62	2,65	3,20	7,52	5,33	5,82	5,89	1,96	4,29
IMG 003	3,05	9,85	3,00	0,00	9,28	4,55	2,61	3,05	7,20	3,19	3,04	7,87	2,95	2,36
IMG 004	11,65	2,50	6,44	9,28	0,00	4,82	8,53	9,30	13,72	11,62	12,10	3,47	6,69	10,49
IMG 005	7,01	5,36	1,62	4,55	4,82	0,00	3,88	4,67	9,06	6,90	7,38	5,54	1,93	5,82
IMG 006	4,40	9,10	2,65	2,61	8,53	3,88	0,00	1,82	7,53	4,52	3,58	7,11	2,52	2,84
IMG 007	4,95	9,88	3,20	3,05	9,30	4,67	1,82	0,00	7,54	4,39	3,61	7,89	3,23	1,96
IMG 008	4,22	14,30	7,52	7,20	13,72	9,06	7,53	7,54	0,00	4,30	5,38	12,30	7,43	7,52
IMG 009	3,45	12,19	5,33	3,19	11,62	6,90	4,52	4,39	4,30	0,00	3,64	10,21	5,24	5,15
IMG 010	1,85	12,67	5,82	3,04	12,10	7,38	3,58	3,61	5,38	3,64	0,00	10,68	5,72	4,04
IMG 011	10,24	3,45	5,89	7,87	3,47	5,54	7,11	7,89	12,30	10,21	10,68	0,00	5,85	9,07
IMG 012	5,43	7,23	1,96	2,95	6,69	1,93	2,52	3,23	7,43	5,24	5,72	5,85	0,00	4,24
IMG 013	5,34	11,07	4,29	2,36	10,49	5,82	2,84	1,96	7,52	5,15	4,04	9,07	4,24	0,00

A priori, observando as distâncias das imagens em relação à imagem original (valores apresentados na primeira linha e na primeira coluna da Tabela 7.9), percebe-se uma variação significativa dos valores (média 6,10 e desvio padrão 3,28). Para facilitar a visualização da variação dos valores, a Figura 7.70 exibe graficamente os pontos em questão.

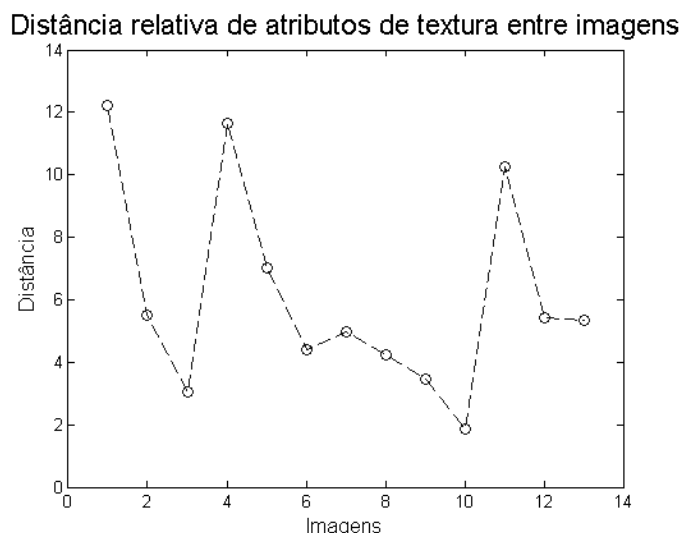


Figura 7.56 Distância relativa de atributos de textura por DCT entre a imagem original e o restante das imagens.

Analisando a curva presente no gráfico da Figura 7.70, observa-se uma variação padrão onde há uma queda nas curvas compostas pelos pontos 1-3, 4-6, 7-10 e 11-13, seguido de um pico. As regiões de queda, como citadas acima, apresentam imagens com similaridades de textura, podendo assim explicar a separação dos grupos no gráfico. A região dos pontos 1-3 é resultado das imagens com textura radial, onde a frequência decresce. De maneira similar, as regiões 4-6, 7-10 e 11-13, também se situam em um mesmo grupo de texturas horizontais, verticais e mistas, respectivamente, onde a frequência da textura periódica decresce em cada imagem. Assim, pode-se associar a frequência da textura com o valor resultante do processo de extração de atributos por DCT. Entretanto, a separação das texturas por forma, direção e sentido não aparecem de forma clara no gráfico.

A Tabela 7.9 e a Figura 7.70 mostram que há uma diferença significativa entre as imagens, sendo que, para o método DCT, a frequência da textura teve grande influência sobre a medida de distância. Este resultado mostra que é possível medir a distância entre duas imagens através da DCT e que esta distância pode ser utilizada como medida para quantificar a variação entre duas imagens.

Para os atributos extraídos da Transformada Wavelet de Haar, o cálculo da distância entre as imagens resultou nos dados da Tabela 7.10, apresentados abaixo.

Tabela 7.10 Distância entre atributos de textura por Wavelet entre diferentes imagens.

	IMG Original	IMG 001	IMG 002	IMG 003	IMG 004	IMG 005	IMG 006	IMG 007	IMG 008	IMG 009	IMG 010	IMG 011	IMG 012	IMG 013
IMG Original	0,00000	0,00353	0,00151	0,00142	0,00418	0,00160	0,00140	0,00161	0,00348	0,00152	0,00155	0,00642	0,00278	0,00247
IMG 001	0,00353	0,00000	0,00204	0,00215	0,00112	0,00205	0,00222	0,00203	0,00189	0,00204	0,00198	0,00294	0,00083	0,00120
IMG 002	0,00151	0,00204	0,00000	0,00012	0,00268	0,00025	0,00023	0,00025	0,00251	0,00046	0,00017	0,00497	0,00127	0,00096
IMG 003	0,00142	0,00215	0,00012	0,00000	0,00276	0,00023	0,00012	0,00024	0,00262	0,00053	0,00027	0,00508	0,00137	0,00105
IMG 004	0,00418	0,00112	0,00268	0,00276	0,00000	0,00258	0,00278	0,00257	0,00300	0,00284	0,00268	0,00289	0,00147	0,00171
IMG 005	0,00160	0,00205	0,00025	0,00023	0,00258	0,00000	0,00020	0,00002	0,00270	0,00071	0,00041	0,00499	0,00124	0,00090
IMG 006	0,00140	0,00222	0,00023	0,00012	0,00278	0,00020	0,00000	0,00021	0,00273	0,00065	0,00039	0,00515	0,00142	0,00109
IMG 007	0,00161	0,00203	0,00025	0,00024	0,00257	0,00002	0,00021	0,00000	0,00268	0,00070	0,00040	0,00497	0,00122	0,00088
IMG 008	0,00348	0,00189	0,00251	0,00262	0,00300	0,00270	0,00273	0,00268	0,00000	0,00216	0,00235	0,00356	0,00213	0,00234
IMG 009	0,00152	0,00204	0,00046	0,00053	0,00284	0,00071	0,00065	0,00070	0,00216	0,00000	0,00030	0,00490	0,00138	0,00117
IMG 010	0,00155	0,00198	0,00017	0,00027	0,00268	0,00041	0,00039	0,00040	0,00235	0,00030	0,00000	0,00489	0,00124	0,00097
IMG 011	0,00642	0,00294	0,00497	0,00508	0,00289	0,00499	0,00515	0,00497	0,00356	0,00490	0,00489	0,00000	0,00376	0,00413
IMG 012	0,00278	0,00083	0,00127	0,00137	0,00147	0,00124	0,00142	0,00122	0,00213	0,00138	0,00124	0,00376	0,00000	0,00037
IMG 013	0,00247	0,00120	0,00096	0,00105	0,00171	0,00090	0,00109	0,00088	0,00234	0,00117	0,00097	0,00413	0,00037	0,00000

A Figura 7.71 apresenta os valores de distância dos atributos de textura Wavelet entre a imagem original e o restante das imagens submetidas ao método de extração de atributos de textura.

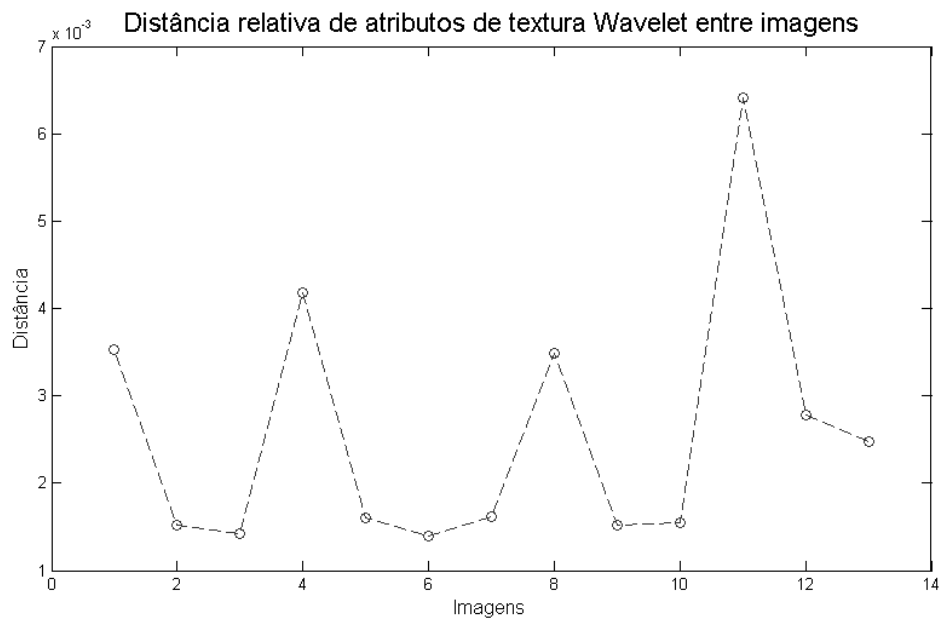


Figura 7.57 Distância relativa de atributos de textura Wavelet entre a imagem original e o restante das imagens processadas.

Assim como para a distância relativa de atributos de textura DCT, a distância para atributos baseados em Wavelet, conforme mostra a Figura 7.71, apresenta um padrão de queda de valores. Nas curvas compostas pelos pontos 1-3, 4-7, 8-10 e 11-14, é possível verificar um comportamento similar as distâncias entre atributos DCT. Assim como para os atributos baseados em DCT, é possível relacionar tais quedas com a frequência das texturas periódicas. Entretanto, os grupos de textura, conforme mostrado na Figura 7.71, possuem diferentes níveis, podendo ressaltar as diferenças entre eles.

Os resultados apresentados na Tabela 7.10 e Figura 7.71 mostram que, através do método de Wavelet, é possível medir a variação e a diferença entre as texturas das imagens pela distância entre seus atributos. Neste caso, tanto a frequência da textura como sua forma, foram significativos na distância entre as imagens. A existência desta distância entre diferentes imagens mostra que a utilização da Transformada Wavelet é uma estratégia válida para medida quantitativa da variação de textura.

Por fim, os valores resultantes do cálculo da distância dos atributos de textura de Haralick entre imagens são descritos na Tabela 7.11.

Tabela 7.11 Distância entre atributos de textura por Haralick entre diferentes imagens.

	IMG Original	IMG 001	IMG 002	IMG 003	IMG 004	IMG 005	IMG 006	IMG 007	IMG 008	IMG 009	IMG 010	IMG 011	IMG 012	IMG 013
IMG Original	0,00	976,65	962,48	918,34	979,52	981,94	1011,93	991,82	952,49	953,19	1124,41	1667,34	1676,07	1889,54
IMG 001	976,65	0,00	14,20	58,32	3,06	5,37	35,31	15,21	24,21	23,51	147,77	690,69	699,43	912,89
IMG 002	962,48	14,20	0,00	44,14	17,16	19,46	49,45	29,34	10,01	9,31	161,93	704,86	713,59	927,06
IMG 003	918,34	58,32	44,14	0,00	61,22	63,60	93,60	73,48	34,16	34,86	206,07	749,00	757,74	971,20
IMG 004	979,52	3,06	17,16	61,22	0,00	3,10	32,49	12,46	27,15	26,45	144,91	687,82	696,55	910,02
IMG 005	981,94	5,37	19,46	63,60	3,10	0,00	30,00	9,89	29,46	28,76	142,47	685,40	694,13	907,60
IMG 006	1011,93	35,31	49,45	93,60	32,49	30,00	0,00	20,12	59,44	58,74	112,48	655,41	664,14	877,61
IMG 007	991,82	15,21	29,34	73,48	12,46	9,89	20,12	0,00	39,33	38,63	132,59	675,52	684,25	897,72
IMG 008	952,49	24,21	10,01	34,16	27,15	29,46	59,44	39,33	0,00	0,70	171,91	714,85	723,58	937,05
IMG 009	953,19	23,51	9,31	34,86	26,45	28,76	58,74	38,63	0,70	0,00	171,21	714,15	722,88	936,35
IMG 010	1124,41	147,77	161,93	206,07	144,91	142,47	112,48	132,59	171,91	171,21	0,00	542,94	551,67	765,13
IMG 011	1667,34	690,69	704,86	749,00	687,82	685,40	655,41	675,52	714,85	714,15	542,94	0,00	8,92	222,21
IMG 012	1676,07	699,43	713,59	757,74	696,55	694,13	664,14	684,25	723,58	722,88	551,67	8,92	0,00	213,47
IMG 013	1889,54	912,89	927,06	971,20	910,02	907,60	877,61	897,72	937,05	936,35	765,13	222,21	213,47	0,00

A Figura 7.72 apresenta os resultados do cálculo de distância relativa dos atributos de Haralick entre a imagem original e o restante das imagens.

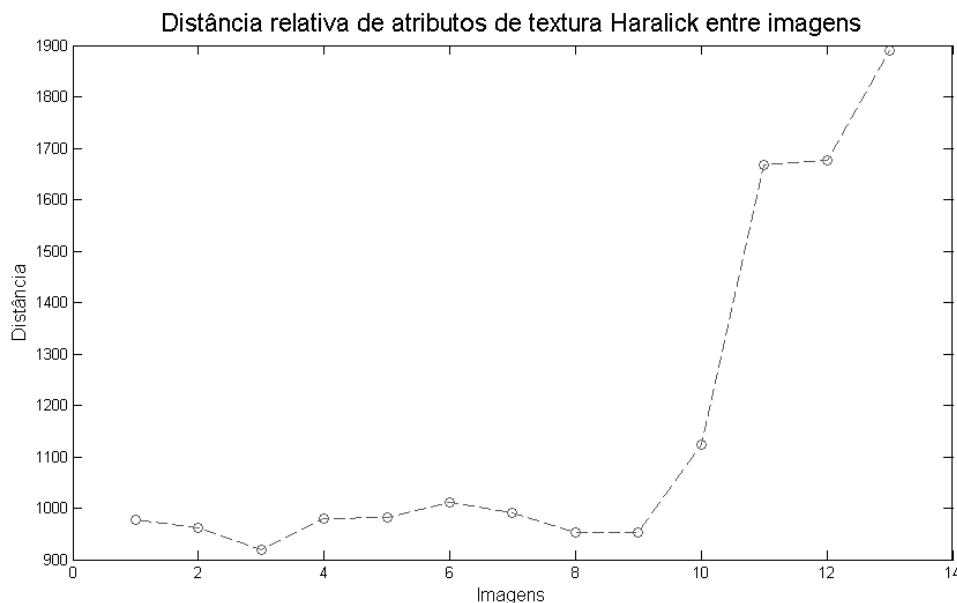


Figura 7.58 Distância relativa de atributos de textura Haralick entre a imagem original e o restante de imagens submetidas ao processo.

Analisando-se as porções da curva compostas pelos pontos 1-3, 4-7, 8-10 e 11-13, observa-se que não há uma variação padrão entre os grupos, com quedas e ascensões de valores dentro dos grupos. Assim, percebe-se que os descritores de Haralick são menos sensíveis a frequência da textura em relação aos demais métodos. Entretanto, embora não seja possível afirmar que haja diferenças entre os grupos, uma vez que apenas a amplitude do último grupo se destacada, nota-se uma diferença relativa entre cada imagem.

Assim, a distância calculada entre os descritores de Haralick, para cada imagem, mostra que há uma distância entre cada textura, ou seja, é possível utilizar tais descritores para medir quantitativamente a variação das texturas nas imagens. Contudo, percebe-se um baixo valor de distância entre algumas imagens.

Por fim, A Tabela 7.12 apresenta os resultados normalizados dos cálculos de distância pelos métodos de Haralick, DCT e Wavelet.

Tabela 7.12 Distância relativa entre atributos de textura - Dados normalizados.

Distância relativa entre atributos - Normalizados				
	Distância-DCT	Distância-Wavelet	Distância-Haralick	Distância-Média
IMG 001	1	0,424155	0,06004	0,494732
IMG 002	0,349899	0,022468	0,045451	0,139273
IMG 003	0,115553	0,004232	0	0,039928
IMG 004	0,944278	0,554077	0,063001	0,520452
IMG 005	0,49642	0,040217	0,065487	0,200708
IMG 006	0,245718	0	0,09637	0,114029
IMG 007	0,298594	0,042621	0,075659	0,138958
IMG 008	0,228251	0,41469	0,035167	0,226036
IMG 009	0,15337	0,023019	0,03589	0,07076
IMG 010	0	0,030049	0,212179	0,080743
IMG 011	0,807775	1	0,771212	0,859662
IMG 012	0,344522	0,274671	0,780203	0,466465
IMG 013	0,335636	0,214071	1	0,516569

Os dados apresentados na Tabela 7.12 mostram uma semelhança entre os valores de Distância-DCT e Wavelet.

A Figura 7.73 contém a distribuição gaussiana dos dados da Tabela 7.12. Este gráfico mostra a distribuição de acordo com os valores de média e desvio padrão de cada conjunto de dados. Nele, as gaussianas para a Distância-DCT e Distância-Wavelet estão sobrepostas e possuem valores similares de média e desvio padrão. A Distância-Haralick possui o maior desvio-padrão entre os métodos comparados, portanto separa bem as imagens por textura.

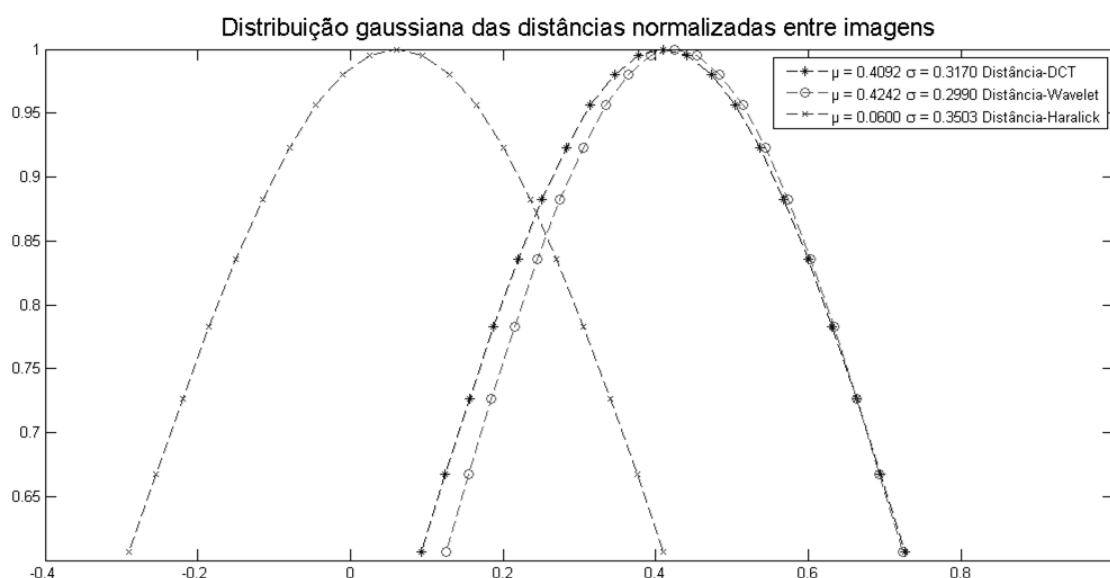


Figura 7.59 Distribuição gaussiana das distâncias normalizadas entre as imagens - Comparativo entre métodos para extração de atributos de textura.

8. Conclusões

Este trabalho descreve uma nova metodologia para o processamento e visualização de equimoses multifacetadas nos membros inferiores. O método é baseado na reconstrução tridimensional de objetos reais e na extração da superfície do objeto com o objetivo de extrair atributos de cor e textura das imagens, que podem posteriormente ser utilizados como elementos de apoio ao tratamento e acompanhamento de equimoses.

Os resultados obtidos através dos métodos de reconstrução tridimensional e extração da superfície do objeto mostram que a utilização de fotografias digitais permite gerar novos métodos de visualização tridimensional das equimoses.

Os erros devido à movimentação do sistema observador-objeto, durante o processo de aquisição fotográfica, não prejudicam a metodologia descrita, uma vez que os algoritmos para extração de características das imagens realizam um comparativo entre imagens semelhantes. Entretanto, estes erros devem ser minimizados através da inserção de um sistema estável para o observador e objeto, impedindo movimentos inadequados no sistema.

O algoritmo desenvolvido para extração de atributos de cor, através do espaço de cor HSV, se mostrou adequado para medir quantitativamente a variação de cor em imagens através da distância entre os atributos. Da mesma forma, os algoritmos para extração de atributos de textura resultaram em medidas quantitativas da variação de textura, seja por frequência (DCT e Wavelet) ou por direção e sentido (Wavelet e Haralick).

Para a utilização em um sistema completo o método de extração de textura por Wavelet se mostrou o mais adequado, uma vez que o mesmo é capaz de distinguir variações referentes à frequência, direção e sentido das texturas. Em relação ao sistema de captura de imagens, o equipamento proposto, se manufaturado adequadamente, deve resultar em imagens coerentes para a reconstrução tridimensional e extração de textura gráfica, conforme descrito na metodologia.

De forma geral, a metodologia congrega um sistema completo com potencial para auxiliar na avaliação clínica de procedimentos para prevenção, aceleração ou caracterização de equimoses multifacetadas dos membros inferiores, por meio de medidas quantitativas associadas às características da lesão.

8.1 Trabalhos futuros

Conforme se observa, as várias subunidades componentes do sistema de avaliação de equimoses aqui proposto não foram desenvolvidas com o objetivo de gerar imediatamente um produto de uso clínico. Da mesma forma, alguns elementos necessitam de aprimoramentos e ajustes. Assim, como trabalho futuro, destaca-se a necessidade de se desenvolver um sistema eletromecânico para coleta fotográfica automatizado, de acordo com o protocolo definido neste trabalho. Ainda é necessário definir um protocolo adequado para avaliação do ambiente, de forma a minimizar efeitos associados à má iluminação e elementos secundários que possam comprometer a qualidade das imagens coletadas, como por exemplo, a existência de objetos e cores no plano da imagem que possam dificultar as diversas etapas de processamento.

Para que este sistema possa ser utilizado em aplicações clínicas, ou mesmo para pesquisa, por profissionais da área da saúde, torna-se necessário a construção de um aplicativo de software que inclua e consolide os métodos de reconstrução tridimensional, extração de superfície, extração de atributos de cor e de textura, conforme descritos neste trabalho.

Sugere-se ainda, a análise e incorporação de métodos de extração de atributos espaciais, que podem fornecer medidas quantitativas e objetivas sobre a evolução espacial das lesões.

Referências Bibliográficas

- [1] S. Cooper, *A dictionary of practical surgery*, 1818.
- [2] W. A. N. Dorland, *Illustrated medical dictionary*: WB Saunders Company, 2011.
- [3] N. Langlois and G. Gresham, "The ageing of bruises: a review and study of the colour changes with time," *Forensic Science International*, vol. 50, pp. 227-238, 1991.
- [4] L. L. Randeberg, A. M. Winnem, S. Blindheim, O. A. Haugen, and L. O. Svaasand, "Optical classification of bruises," in *Biomedical Optics 2004*, 2004, pp. 54-64.
- [5] M. M. Colić, N. Vidojković, M. Jovanović, and G. Lazović, "The use of polarized light in aesthetic surgery," *Aesthetic plastic surgery*, vol. 28, pp. 324-327, 2004.
- [6] G. Gebhart, "Descending modulation of pain," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 27, pp. 729-737, 2004.
- [7] A. C. L. T. F. Tannús, J. M.; Ribeiro, L. M. F.; Oliveira, R. A.; Baraúna, M. A., "Efeito da drenagem linfática manual no tempo de absorção das sufusões hemorrágicas em pacientes submetidos à safenectomia radical," *Fisioterapia Ser*, vol. 6, pp. 244-247.
- [8] B. M. Seeley, A. B. Denton, M. S. Ahn, and C. S. Maas, "Effect of homeopathic Arnica montana on bruising in face-lifts - Results of a randomized, double-blind, placebo-controlled clinical trial," *Archives of Facial Plastic Surgery*, vol. 8, pp. 54-59, Jan-Feb 2006.
- [9] B. C. Stong and A. A. Jacono, "Effect of Perioperative Hyperbaric Oxygen on Bruising in Face-lifts," *Archives of Facial Plastic Surgery*, vol. 12, pp. 356-358, Sep-Oct 2010.
- [10] E. Kargi, M. Hosnuter, O. Babuccu, H. Altunkaya, and C. Altinyazar, "Effect of steroids on edema, ecchymosis, and intraoperative bleeding in rhinoplasty," *Annals of Plastic Surgery*, vol. 51, pp. 570-574, Dec 2003.
- [11] C. O. Kara and I. Gokalan, "Effects of single-dose steroid usage on edema, ecchymosis, and intraoperative bleeding in rhinoplasty," *Plastic and Reconstructive Surgery*, vol. 104, pp. 2213-2218, Dec 1999.
- [12] B. S. Kotlus, D. M. Heringer, and R. M. Dryden, "Evaluation of Homeopathic Arnica montana for Ecchymosis After Upper Blepharoplasty: A Placebo-Controlled, Randomized, Double-Blind Study," *Ophthalmic Plastic and Reconstructive Surgery*, vol. 26, pp. 395-397, Nov-Dec 2010.
- [13] R. E. Tacani, P. M. Tacani, and R. E. Liebano, "Intervenção fisioterapêutica nas sequelas de drenagem linfática manual iatrogênica: relato de caso," *Fisioterapia e Pesquisa*, vol. 18, pp. 188-194, 2011.
- [14] R. J. DeFatta, S. Krishna, and E. F. Williams, "Pulsed-Dye Laser for Treating Ecchymoses After Facial Cosmetic Procedures," *Archives of Facial Plastic Surgery*, vol. 11, pp. 99-103, Mar-Apr 2009.
- [15] E. Vogeley, M. C. Pierce, and G. Bertocci, "Experience with wood lamp illumination and digital photography in the documentation of bruises on human skin," *Archives of Pediatrics & Adolescent Medicine*, vol. 156, pp. 265-268, Mar 2002.
- [16] Y. Yitzhaky and N. S. Kopeika, "Identification of blur parameters from motion-blurred images," in *SPIE's 1996 International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation*, 1996, pp. 270-280.
- [17] M. Potmesil and I. Chakravarty, "Modeling motion blur in computer-generated images," *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, vol. 17, pp. 389-399, 1983.
- [18] O. Trujillo, P. Vanezis, and M. Cermignani, "Photometric assessment of skin colour and lightness using a tristimulus colorimeter: reliability of inter and intra-investigator observations in healthy adult volunteers," *Forensic science international*, vol. 81, pp. 1-10, 1996.
- [19] H. R. Alcântara, *Perícia médica judicial*, 2 ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2006.
- [20] B. S.-G. a. W. Design, "Pele e Anexos," ed. <http://www.qualyskin.com.br/site/index.php/peeling-quimico>, 2012.

- [21] S. Total, "Camadas da pele," ed. <http://www.saudetotal.com.br/>; Telemedicina USP, 2012.
- [22] E. Inc., "Skin Bruise," ed. <http://www.adam.com/>; Ebix Inc., 2013.
- [23] S. T. Bunn, "Bruise Color Changes Over Time," ed. <http://www.drbbunn.com/faq/bruise>, 2013.
- [24] L. L. Randeberg, E. L. P. Larsen, and L. O. Svaasand, "Characterization of vascular structures and skin bruises using hyperspectral imaging, image analysis and diffusion theory," *Journal of biophotonics*, vol. 3, pp. 53-65, 2010.
- [25] S. Mimasaka, T. Oshima, and M. Ohtani, "Characterization of bruises using ultrasonography for potential application in diagnosis of child abuse," *Legal Medicine*, vol. 14, pp. 6-10, 2012.
- [26] D. Bryson, "A guide to medico-legal photography for personal injury claims," *Journal of Visual Communication in Medicine*, vol. 17, pp. 5-11, 1994.
- [27] D. Wright and S. Golden, "Forensic photography," *CRC Press, Boca Raton, FL. USA*, pp. 105-106, 1997.
- [28] S. L. Dove, "Non-accidental injury: photography and procedures," *Journal of Visual Communication in Medicine*, vol. 15, pp. 138-142, 1992.
- [29] AFIP, "Human skin ecchymosis," ed. National Museum of Health and Medicine, 2010.
- [30] A. Forensics, "ABFO No. 2 Photomacrographic Scale," ed. <http://www.crime-scene.com/store/A-6200.shtml>, 2012.
- [31] W. É. d. M. Moura, M. V. d. M. Pinto, J. R. Rocha, M. A. Baraúna, C. B. d. Anjos, and D. V. Lopes, "Análise da biofotogrametria computadorizada na avaliação postural dos agentes comunitários de saúde de Ipatinga/MG; Analysis of the computerized biophotogrammetry in postural evaluation of community health agents of Ipatinga/MG," *Fisioter. Bras*, vol. 11, pp. 40-43, 2010.
- [32] M. Baker, L. David, S. Young, W. Watkins, D. Nuttal, S. Maguiri, *et al.*, "Imaging of Bruises: Developing a Standardised Imaging and Measurement Technique to Record Bruising," *Welsh Paed*, vol. 30, pp. 22-33, 2009.
- [33] A. A. A. Volpi, A. C. B. Vasquez, F. T. Deloroso, and H. H. K. Giusti, "Análise da eficácia da vacuoterapia no tratamento do fibro edema gelóide por meio da termografia e da biofotogrametria; Analysis of vacuotherapy efficacy in fiber edema geloid treatment using thermography and biophotometry," *Fisioter. Bras*, vol. 11, pp. 70-77, 2010.
- [34] Z. Lawson, D. Nuttall, S. Maguire, F. Dunstan, and A. Kemp, "Clinical photography of bruises: measurement variability and image modality preference," *Archives of Disease in Childhood*, vol. 96, pp. A93-A94, 2011.
- [35] D. Thavarajah, P. Vanezis, and D. Perrett, "Assessment of bruise age on dark-skinned individuals using tristimulus colorimetry," *Medicine, Science and the Law*, vol. 52, pp. 6-11, 2012.
- [36] B. T. Holt, N. L. Parks, G. A. Engh, and J. M. Lawrence, "Comparison of closed-suction drainage and no drainage after primary total knee arthroplasty. Discussion," *Orthopedics*, vol. 20, pp. 1121-1125, 1997.
- [37] B. Newhall and M. o. m. art, *The History of Photography: from 1839 to the present day*; Museum of modern art, 1964.
- [38] M. Aaland and R. Burger, *Digital photography*; Random House, 1992.
- [39] M. Gopal, *Digital Control & Stat Var Method 3E*; McGraw-Hill Education (India) Pvt Limited, 2008.
- [40] L. P. Yaroslavsky, *Optical and Digital Image Processing: Fundamentals and Applications*; Wiley, 2013.
- [41] Y. Zemichael, *Digitalization of Objects by Photogrammetry*; LAP Lambert Academic Publishing, 2012.
- [42] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*; Pearson Education, 2011.
- [43] R. J. Schalkoff, *Digital image processing and computer vision* vol. 286; Wiley New York, 1989.
- [44] W. K. Pratt, *Digital Image Processing: PIKS Scientific Inside*; Wiley, 2007.
- [45] P. A. Laplante, *Dictionary of Computer Science, Engineering and Technology*; Taylor & Francis, 2000.
- [46] C. W. Brown and B. J. Shepherd, *Graphics file formats: reference and guide*; Manning, 1995.

- [47] J. Miano, *Compressed Image File Formats: JPEG, PNG, GIF, XBM, BMP*: Addison Wesley, 1999.
- [48] G. H. Joblove and D. Greenberg, "Color spaces for computer graphics," in *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1978, pp. 20-25.
- [49] M. Tkalcic and J. F. Tasic, "Colour spaces - perceptual, historical and applicational background," *Ieee Region 8 Eurocon 2003, Vol a, Proceedings*, pp. 304-308, 2003.
- [50] D. T. LLC., "Color space mapping," ed. <http://ipdesigntheory.com/>, 2013.
- [51] J. Schewe, "A Color Managed Raw Workflow - From Camera to Final Print," ed. http://www.adobe.com/digitalimag/pdfs/color_managed_raw_workflow.pdf: ADobe, 2007.
- [52] H.-D. Cheng, X. Jiang, Y. Sun, and J. Wang, "Color image segmentation: advances and prospects," *Pattern recognition*, vol. 34, pp. 2259-2281, 2001.
- [53] V. R. Preedy, *Handbook of Anthropometry* vol. 1: Springer.
- [54] K. H. E. Kroemer, T. B. Sheridan, N. R. C. C. o. H. Factors, N. R. C. C. o. Behavioral, S. Sciences, and Education, *Ergonomic models of anthropometry, human biomechanics, and operator-equipment interfaces: proceedings of a workshop*: National Academy Press, 1988.
- [55] R. Contini, R. J. Drillis, and M. Bluestein, "Determination of body segment parameters," *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, vol. 5, pp. 493-504, 1963.
- [56] A. K. Agrawala and A. V. Kulkarni, "A sequential approach to the extraction of shape features," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 6, pp. 538-557, 1977.
- [57] Z. Chen and D.-B. Perng, "Automatic reconstruction of 3D solid objects from 2D orthographic views," *Pattern Recognition*, vol. 21, pp. 439-449, 1988.
- [58] P. Srinivasan, P. Liang, and S. Hackwood, "Computational geometric methods in volumetric intersection for 3d reconstruction," *Pattern Recognition*, vol. 23, pp. 843-857, 1990.
- [59] G. K. M. Cheung, S. Baker, and T. Kanade, "Visual hull alignment and refinement across time: A 3D reconstruction algorithm combining shape-from-silhouette with stereo," *2003 Ieee Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol Ii, Proceedings*, pp. 375-382, 2003.
- [60] Y. Zhang, C. Bajaj, and B.-S. Sohn, "Adaptive and quality 3D meshing from imaging data," presented at the Proceedings of the eighth ACM symposium on Solid modeling and applications, Seattle, Washington, USA, 2003.
- [61] Y. Yemez and F. Schmitt, "3D reconstruction of real objects with high resolution shape and texture," *Image and Vision Computing*, vol. 22, pp. 1137-1153, Nov 1 2004.
- [62] L. Xin, Y. Hongxun, Y. Guilin, and G. Wen, "A Novel Volumetric Shape from Silhouette Algorithm Based on a Centripetal Pentahedron Model," in *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on*, 2006, pp. 9-9.
- [63] Y. Yemez and C. J. Wetherilt, "A volumetric fusion technique for surface reconstruction from silhouettes and range data," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 105, pp. 30-41, Jan 2007.
- [64] S. Savarese, M. Andreetto, H. Rushmeier, F. Bernardini, and P. Perona, "3D reconstruction by shadow carving: Theory and practical evaluation," *International Journal of Computer Vision*, vol. 71, pp. 305-336, Mar 2007.
- [65] H. Y. Lin and J. R. Wu, "3D Reconstruction by Combining Shape from Silhouette with Stereo," *19th International Conference on Pattern Recognition, Vols 1-6*, pp. 307-310, 2008.
- [66] S. Liu, G. Han, and L. Zhao, "A rapid 3D shape reconstruction method from silhouette images," 2009, pp. 73840R-73840R-7.
- [67] T. Moons, L. van Gool, and M. Vergauwen, *3d Reconstruction from Multiple Images: Part 1: Principles*: Now Publishers, 2009.
- [68] R. Furukawa, R. Sagawa, A. Delaunoy, and H. Kawasaki, "Multiview Projectors/Cameras System for 3D Reconstruction of Dynamic Scenes," *2011 Ieee International Conference on Computer Vision Workshops (Iccv Workshops)*, 2011.
- [69] W.-S. Jang and Y.-S. Ho, "3-D object reconstruction from multiple 2-D images," *3D Research*, vol. 1, pp. 1-5, 2011/11/03 2011.

- [70] H. Aliakbarpour and J. Dias, "Three-dimensional reconstruction based on multiple virtual planes by using fusion-based camera network," *Iet Computer Vision*, vol. 6, pp. 355-369, Jul 2012.
- [71] M. A. Fahiem and A. A. Shah, *3D Reconstruction from 2D Camera Perspectives: CAD / CAM Applications*: Lambert Academic Publishing, 2011.
- [72] N. Pears, Y. Liu, and P. Bunting, *3D Imaging, Analysis and Applications*: Springer London, 2012.
- [73] W. Böhler and A. Marbs, "3D scanning instruments," in *Proceedings of the CIPA WG 6 International Workshop on Scanning for Cultural Heritage Recording, Ziti, Thessaloniki*, 2002, pp. 9-18.
- [74] L. Vacchetti, V. Lepetit, and P. Fua, "Combining edge and texture information for real-time accurate 3d camera tracking," in *Mixed and Augmented Reality, 2004. ISMAR 2004. Third IEEE and ACM International Symposium on*, 2004, pp. 48-56.
- [75] P. Grangeat, *Tomography*: Wiley, 2013.
- [76] J. King, "3D Laser Scanner," ed. <http://3dprintheq.com/3d-laser-scanning-in-industry/3d-laser-scanner/>, 2012.
- [77] S. Vandenberghe, M. E. Daube-Witherspoon, R. M. Lewitt, and J. S. Karp, "Fast reconstruction of 3D time-of-flight PET data by axial rebinning and transverse mashing," *Physics in medicine and biology*, vol. 51, p. 1603, 2006.
- [78] I. Albitar, P. Graebler, and C. Doignon, "Robust structured light coding for 3d reconstruction," in *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, 2007, pp. 1-6.
- [79] P. Guerlain and B. Durand, "Digitizing and measuring of the human body for the clothing industry," *International Journal of Clothing Science and Technology*, vol. 18, pp. 151-165, 2006.
- [80] L. P. Kobbelt and M. Botsch, "An interactive approach to point cloud triangulation," in *Computer Graphics Forum*, 2000, pp. 479-487.
- [81] R. Fabio, "From point cloud to surface: the modeling and visualization problem," in *International Workshop on Visualization and Animation of Reality-based 3D Models*, 2003, p. 5.
- [82] H. Chen and J. Bishop, "Delaunay triangulation for curved surfaces," *Meshing Roundtable*, pp. 115-127, 1997.
- [83] T. K. Dey and J. A. Levine, "Delaunay meshing of isosurfaces," *Visual Computer*, vol. 24, pp. 411-422, Jun 2008.
- [84] M. Stifter. (1994, 10/11/2013). *The Delaunay Triangulation*. Available: <http://www.iue.tuwien.ac.at/phd/halama/node106.html>
- [85] S. Halama, "The Viennese Integrated System for Technology CAD Applications Architecture and Critical Software Components," Master, Fakultät für Elektrotechnik, Technischen Universität Wien 1994.
- [86] P. S. Heckbert, "Fundamentals of texture mapping and image warping," Citeseer, 1989.
- [87] P. S. Heckbert, "Survey of texture mapping," *Computer Graphics and Applications, IEEE*, vol. 6, pp. 56-67, 1986.
- [88] M. Nixon and A. S. Aguado, *Feature Extraction & Image Processing*: Elsevier Science, 2008.
- [89] O. Marques Filho and H. V. Neto, *Processamento digital de imagens*: Brasport, 1999.
- [90] R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*: Wiley, 1973.
- [91] L. G. Roberts, "Machine perception of three-dimensional solids," DTIC Document 1963.
- [92] J. M. Prewitt, *Object enhancement and extraction* vol. 75: Academic Press, New York, 1970.
- [93] I. Sobel and G. Feldman, "A 3x3 isotropic gradient operator for image processing," *a talk at the Stanford Artificial Project in*, pp. 271-272, 1968.
- [94] T.-t. Liu, S.-z. Wang, X.-p. Zhang, and Z.-m. Yu, "Extraction of color-intensity feature towards image authentication," *Journal of Shanghai University (English Edition)*, vol. 14, pp. 337-342, 2010/10/01 2010.
- [95] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, "Textural features for image classification," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, pp. 610-621, 1973.

- [96] N. Ahmed, T. Natarajan, and K. R. Rao, "Discrete cosine transform," *Computers, IEEE Transactions on*, vol. 100, pp. 90-93, 1974.
- [97] D. J. LeGall, "MPEG (moving pictures expert group) video compression algorithm: a review," in *Electronic Imaging'91, San Jose, CA*, 1991, pp. 444-457.
- [98] G. K. Wallace, "Overview of the JPEG (ISO/CCITT) still image compression standard," in *Proceedings of SPIE*, 1990, pp. 220-233.
- [99] H. C. Andrews, "Multidimensional rotations in feature selection," *Computers, IEEE Transactions on*, vol. 100, pp. 1045-1051, 1971.
- [100] M. Barni, F. Bartolini, V. Cappellini, and A. Piva, "A DCT-domain system for robust image watermarking," *Signal processing*, vol. 66, pp. 357-372, 1998.
- [101] V. V. Kohir and U. Desai, "Face recognition using a DCT-HMM approach," in *Applications of Computer Vision, 1998. WACV'98. Proceedings., Fourth IEEE Workshop on*, 1998, pp. 226-231.
- [102] F. Malik and B. Baharudin, "The Statistical Quantized Histogram Texture Features Analysis for Image Retrieval Based on Median and Laplacian Filters in the DCT Domain."
- [103] I.-M. Pao and M.-T. Sun, "Modeling DCT coefficients for fast video encoding," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol. 9, pp. 608-616, 1999.
- [104] A. Piva, M. Barni, F. Bartolini, and V. Cappellini, "DCT-based watermark recovering without resorting to the uncorrupted original image," in *Image Processing, 1997. Proceedings., International Conference on*, 1997, pp. 520-523.
- [105] G. Sorwar and A. Abraham, "DCT based texture classification using soft computing approach," *arXiv preprint cs/0405013*, 2004.
- [106] P. Malay, *Digital Image Processing and Pattern Recognition*: PHI Learning Pvt. Ltd.
- [107] A. Haar, "Zur theorie der orthogonalen funktionensysteme," *Mathematische Annalen*, vol. 69, pp. 331-371, 1910.
- [108] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 674-693, 1989.
- [109] Y. Meyer, "Wavelets and operators," *Analysis at Urbana*, vol. 1, pp. 256-365, 1989.
- [110] I. Daubechies, *Ten lectures on wavelets* vol. 61: SIAM, 1992.
- [111] M. A. Cody, "The wavelet packet transform: Extending the wavelet transform," *Dr. Dobb's Journal*, vol. 19, pp. 44-46, 1994.
- [112] T. Acharya and A. K. Ray, *Image processing: principles and applications*: Wiley. com, 2005.
- [113] T.-H. H. Lee, "Wavelet Analysis for Image Processing," *Institute of Communication Engineering, National Taiwan University, Taipei, Taiwan, ROC. On http://disp.ee.ntu.edu.tw/henry/wavelet_analysis.pdf*.
- [114] F. Hausdorff, *Mengenlehre*: Walter de Gruyter Berlin, 1927.
- [115] J. Henrikson, "Completeness and total boundedness of the Hausdorff metric," *MIT Undergraduate Journal of Mathematics*, vol. 1, pp. 69-80, 1999.
- [116] D. S. Kirbis. (2013). *Logitech c920 and c910 fields of view for RGBDtoolkit*. Available: <http://therandomlab.blogspot.com.br/2013/03/logitech-c920-and-c910-fields-of-view.html>
- [117] X.-Q. Wu, K.-Q. Wang, and D. Zhang, "Wavelet based palm print recognition," in *Machine Learning and Cybernetics, 2002. Proceedings. 2002 International Conference on*, 2002, pp. 1253-1257.
- [118] X.-Q. Wu, K.-Q. Wang, and D. Zhang, "Wavelet energy feature extraction and matching for palmprint recognition," *Journal of Computer Science and Technology*, vol. 20, pp. 411-418, 2005.