

**UNIOESTE – Universidade Estadual do Oeste do Paraná**

**CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS**

**Colegiado de Ciência da Computação**

***Curso de Bacharelado em Ciência da Computação***

**Avaliação de Densidade Óssea por Meio da Análise de Imagens  
de Raios-X Odontológicos**

*Lucas Renato Piana Batistussi*

**CASCADEL**

**2011**

**LUCAS RENATO PIANA BATISTUSSI**

**AVALIAÇÃO DE DENSIDADE ÓSSEA POR MEIO DA ANÁLISE DE  
IMAGENS DE RAIOS-X ODONTOLÓGICOS**

Monografia apresentada como requisito parcial  
para obtenção do grau de Bacharel em Ciência  
da Computação, do Centro de Ciências Exatas  
e Tecnológicas da Universidade Estadual do  
Oeste do Paraná - Campus de Cascavel

Orientador: Prof. Dr. Adair Santa Catarina

CASCADEL

2011

**LUCAS RENATO PIANA BATISTUSSI**

**AVALIAÇÃO DE DENSIDADE ÓSSEA POR MEIO DA ANÁLISE DE  
IMAGENS DE RAIOS-X ODONTOLÓGICOS**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do Título de *Bacharel em  
Ciência da Computação*, pela Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Campus de  
Cascavel, aprovada pela Comissão formada pelos professores:

---

Prof. Dr. Adair Santa Catarina (Orientador)  
Colegiado de Ciência da Computação,  
UNIOESTE

---

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Adriane Yaeko Togashi (Co-  
orientadora)  
Colegiado de Odontologia, UNIOESTE

---

Prof. MSc. André Luiz Brun  
Colegiado de Ciência da Computação,  
UNIOESTE

Cascavel, 01 de novembro de 2011.

*“Uma vida sem desafios não vale a pena ser vivida.”*

Sócrates.

*“Muitas das falhas da vida acontecem quando as pessoas não percebem o quão perto estão quando desistem.”*

Thomas Edison.

*“A mente que se abre a uma nova ideia jamais voltará ao seu tamanho original.”*

Albert Einstein.

## **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro lugar quero deixar imensos e sinceros agradecimentos aos meus familiares que, apesar da Unioeste ser uma universidade pública, sempre me apoiaram financeiramente suportando minhas despesas estudantis, já que não podia trabalhar devido ao curso de Ciência da Computação ter ocorrido em período integral. Em segundo lugar, quero agradecer também aos professores e ao coordenador Anibal por sempre estarem dispostos a ajudar os discentes no que precisam; especialmente meu orientador, professor Adair Santa Catarina, que tanto me auxiliou neste trabalho, atendendo-me prontamente quando tive dúvidas. Deixo também meus sinceros agradecimentos à professora Adriane Yaeko Togashi, co-orientadora desta pesquisa e integrante do Colegiado de Odontologia. Da mesma forma que meu orientador, ela esteve sempre disposta a me ajudar no que precisei. Também deixo meu abraço e agradecimentos a Nestor e Edite, funcionários da clínica Odontológica da Unioeste, os quais contribuíram com esta pesquisa no que diz respeito à obtenção das radiografias convencionais. Por fim, não poderia deixar de citar os meus colegas mais próximos: Anderson Slivinski, Aline Vlapak Faria e Paolo Romera.

Foram cinco longos e sofridos anos, repletos de desafios, mas também de muitas alegrias. Como disse o grande filósofo Sócrates, uma vida sem desafios não tem graça de ser vivida. Obrigado a Deus, obrigado a Todos.

# Lista de Figuras

Figura 2.1: Osteócitos .....	6
Figura 2.2. Osteoclastos (setas) digerindo a matriz óssea.....	7
Figura 2.3: Tipos de tecido ósseo .....	8
Figura 2.4: Comparação da matriz óssea entre osso normal e osso com osteoporose .....	10
Figura 2.5: O forame mentoniano (círculos vermelhos) .....	13
Figura 3.1: Processo de obtenção de uma radiografia .....	14
Figura 3.2: (a) Referências anatômicas [29]. (b) Radiografia ampliada (região a-1) mostrando o osso alveolar, trabéculas e os pequenos espaços na região dos pré-molares superiores (b-1), assim como a crista do osso alveolar com uma cortical óssea delgada e branca (radiopaca) (b-2).....	16
Figura 3.3: Escalas de contraste .....	17
Figura 3.4: Imagens duplicadas. Palato duro (A) Osso hióide (B) .....	21
Figura 3.5: Imagens fantasmas de brincos. (R1) Imagem real de um brinco. (G1) Imagem fantasma do brinco R1. (R2) Imagem real do outro brinco. (G2) Imagem fantasma do brinco R2 .....	21
Figura 3.6: radiografia convencional (a) e digital (b) .....	24
Figura 4.1: Tipos de vizinhança. (a) 4-vizinhança, (b) d-vizinhança, (c) 8-vizinhança. ....	26
Figura 4.2: Etapas de um Sistema de Visão Artificial (SVA) .....	28
Figura 4.3: Operações pixel a pixel .....	30
Figura 4.4: Exemplos de contraste .....	33
Figura 4.5: Histograma correspondente à tabela de níveis de cinza (tabela 4.1) .....	34
Figura 4.6: Histogramas de imagens de pouco brilho (a), muito brilho (b), baixo contraste (c), alto contraste (d) .....	35

Figura 4.7: Exemplos de transformações lineares de intensidade .....	36
Figura 4.8: Imagem antes (a) e depois (b) do processo de auto-escala.....	37
Figura 4.9: Limiarização de uma imagem radiográfica .....	39
Figura 5.1: O software Jaw-X .....	40
Figura 5.2: Marcador da área de interesse (ROI) do software Jaw-X .....	41
Figura 5.3: Radiografia digitalizada de mão e punho, de paciente do sexo feminino, com 13 anos de idade .....	43
Figura 5.4: Resultado do histograma na análise do osso hemato .....	43
Figura 6.1: Áreas de amostragem. Laterais (retângulos amarelos) e centro (retângulo preto). Os retângulos vermelhos e azuis representam exemplos de amostras de cada sub-região .....	48
Figura 6.2:(a) Auto-escala nas imagens de referência para ambos os conjuntos de radiografias: convencionais (esquerda) e digitais (direita). (b) Uniformização de Média e Variância para o conjunto de radiografias convencionais: Imagem de referência (1), Imagem antes do ajuste (2), Imagem ajustada (3) .....	51
Figura 6.3: Exemplo de imagem de saída (macro-região centro da mandíbula para radiografia convencional) resultante do processo de segmentação .....	52
Figura 6.4: Funcionalidade de amostragem do software desenvolvido .....	53
Figura 6.5: Exemplos de pixels trabeculares (representados pelos quadrados com círculo azul em seu centro).....	54
Figura 6.6: Fluxograma dos processos para a contagem de pixels trabeculares das amostras.	55
Figura 7.1: Gráficos das Idades Médias dos Grupos: convencionais (a), digitais (b) .....	58
Figura 7.2: Gráficos Box-plot da distribuição de médias do número de pixels trabeculares das macro-regiões: convencionais (a), digitais (b) .....	59
Figura C.1: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Centro para os Grupos I e II (Radiografias Convencionais).....	95

Figura C.2: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Lateral para os Grupos I e II (Radiografias Convencionais) .....	96
Figura C.3: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Centro para os Grupos I e II (Radiografias Digitais) .....	96
Figura C.4: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Lateral para os Grupos I e II (Radiografias Digitais) .....	97

# Lista de Tabelas

Tabela 3.1: Classificação da densidade radiográfica das principais estruturas presentes nas radiografias panorâmicas.....	16
Tabela 4.1: Tabela de níveis de cinza para uma imagem 128 x 128 com 8 níveis.....	34
Tabela 5.1: Valores Jaw-X correspondentes em T-Score (DXA) .....	42
Tabela 6.1: Sub-regiões de Amostragem na Mandíbula (figura 6.1).....	48
Tabela 7.1: Resumo dos resultados das análises do processo de segmentação para reamostragem.....	56
Tabela 7.2: Tabela de valores dos parâmetros de entrada para os Algoritmos de Uniformização de Média e Variância das Amostras e Contabilização de Pixels Trabeculares.....	57
Tabela 7.3: Resumo dos Resultados das Análises Estatísticas de Igualdade de Médias do Número de Pixels Trabeculares .....	57
Tabela 7.4: Resumo da Análise Visual dos Gráficos Box-plot da distribuição do Número de Pixels Trabeculares .....	59
Tabela 7.5: Escalas de Normalidade Osso Saudável .....	60
Tabela B.1: planilha de Idades Radiografias Convencionais .....	72
Tabela B.2: planilha de Idades Radiografias Digitais .....	73
Tabela B.3: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Centro do conjunto de radiografias convencionais .....	74
Tabela B.4: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Centro do conjunto de radiografias convencionais (reamostragem) .....	75

Tabela B.5: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Centro do conjunto de radiografias convencionais .....	77
Tabela B.6: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo I do conjunto de radiografias convencionais.....	78
Tabela B.7: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo II do conjunto de radiografias convencionais .....	79
Tabela B.8: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Lateral do conjunto de radiografias convencionais .....	79
Tabela B.9: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Lateral do conjunto de radiografias convencionais (reamostragem) .....	81
Tabela B.10: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Lateral do conjunto de radiografias convencionais .....	82
Tabela B.11: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo I do conjunto de radiografias convencionais.....	83
Tabela B.12: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo II do conjunto de radiografias convencionais .....	84
Tabela B.13: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Centro do conjunto de radiografias digitais .....	85
Tabela B.14: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Centro do conjunto de radiografias digitais (reamostragem).....	86
Tabela B.15: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Centro do conjunto de radiografias digitais .....	87

Tabela B.16: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo I do conjunto de radiografias digitais .....	88
Tabela B.17: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo II do conjunto de radiografias digitais .....	89
Tabela B.18: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Lateral do conjunto de radiografias digitais.....	89
Tabela B.19: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Lateral do conjunto de radiografias digitais (reamostragem) .....	90
Tabela B.20: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Lateral do conjunto de radiografias digitais .....	91
Tabela B.21: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo I do conjunto de radiografias digitais .....	93
Tabela B.22: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo II do conjunto de radiografias digitais .....	93

# Lista de Abreviaturas e Siglas

DXA	<i>Dual-energy X-ray Absorptiometry</i>
OMS	Organização Mundial da Saúde
BMP	<i>Bitmap</i>
TIFF	<i>Tagged Image File Format</i>
JPEG	<i>Joint Photographic Experts Group</i>
GIF	<i>Graphics Interchange Format</i>
SUS	Sistema Único de Saúde
SD	<i>Standard Deviation</i>
CD	<i>Compact Disc</i>
DVD	<i>Digital Video Disc</i>
SVA	Sistema de Visão Artificial
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
UMV	Uniformização de Média e Variância
mAs	Miliamperes por Segundo
kVp	Kilovoltagem Pico
CCD	<i>Charge-Coupled Device</i>

# Lista de Símbolos

$\sigma_R^2$	Variância da Imagem de Referência no processo de Uniformização de Média e Variância
$\sigma_S^2$	Variância da Imagem de Ajuste no processo de Uniformização de Média e Variância
$\mu_R$	Média de cinza da Imagem de Referência no processo de Uniformização de Média e Variância
$\mu_S$	Média de cinza da Imagem de Ajuste no processo de Uniformização de Média e Variância
$\mu$	Média de Cinza das amostras da macro-região na expressão do intervalo de cinza para reamostragem
$\delta$	Desvio-padrão do conjunto de médias de cinza da macro-região

# Sumário

Lista de Figuras.....	vi
Lista de Tabelas .....	ix
Lista de Abreviaturas e Siglas .....	xii
Lista de Símbolos.....	xiii
Sumário .....	xiv
Resumo.....	xvii
1. Introdução.....	1
1.1. Justificativas .....	2
1.2. Objetivos.....	3
1.3. Organização do Trabalho.....	4
2. A Osteoporose e Técnicas Auxiliares para seu Pré-diagnóstico .....	06
2.1. Estrutura do Tecido Ósseo .....	06
2.2. Desenvolvimento ósseo durante a vida .....	09
2.3. A Osteoporose e sua Influência na Implantodontia.....	09
2.4. Métodos Auxiliares no Pré-diagnóstico da Osteoporose.....	11
3. Radiografias Panorâmicas .....	14
3.1. Obtenção de radiografias .....	14
3.2. Características radiográficas .....	15
3.2.1. Densidade radiográfica .....	15
3.2.1.1. Densidade radiográfica dos elementos da cavidade bucal.....	16
3.2.2. Contraste radiográfico .....	17
3.3. Fatores que influenciam na imagem radiográfica.....	17
3.3.1. Miliamperagem e tempo de exposição .....	17
3.3.2. Quilovoltagem.....	18
3.3.3. Distância foco-filme .....	18
3.3.4. Fatores do objeto .....	18
3.3.5. Fatores secundários .....	19
3.4. Problemas das radiografias panorâmicas.....	20

3.5. Radiografias digitais.....	23
4 Processamento de Imagens.....	25
4.1. Imagens digitais .....	25
4.2. Etapas de um Sistema de Processamento de Imagens.....	28
4.3. Operações básicos com imagens.....	29
4.3.1. Operações pixel a pixel .....	29
4.3.2. Operações orientadas à vizinhança .....	30
4.4. Medidas Estatísticas Básicas de uma Imagem.....	31
4.4.1. Média.....	31
4.4.2. Variância .....	32
4.5. Realce de Imagens.....	32
4.5.1. Categorias de Métodos de Realce .....	32
4.5.2. Brilho e contraste de uma imagem.....	32
4.5.3. Histograma.....	34
4.5.4. Transformações de Intensidade.....	36
4.5.4.1. Auto-escala.....	37
4.5.4.2. Uniformização de média e variância .....	38
4.5.5. Limiarização ( <i>Thresholding</i> ).....	38
5 Trabalhos correlatos .....	40
5.1. Jaw-X: um método para detectar densidade óssea e osteoporose utilizando imagens digitais .....	40
5.1.1. Método.....	40
5.1.2. Resultados.....	41
5.2. Estudo comparativo das densidades dos ossos hamato, capitato e escafóide por meio de radiografias digitalizadas como um método para estimativa da idade óssea .....	42
5.2.1. Método.....	42
5.2.2. Resultados.....	44
6 Materiais e Métodos.....	45
6.1. Materiais .....	45
6.1.1. HP Deskjet F4400 .....	45
6.1.2. Microsoft Excel 2007 .....	45

6.1.3. Corel PHOTO-PAINT X4.....	45
6.1.4. Microsoft Visual C# 2010 Express .....	46
6.1.5. MINITAB Release 13.20 .....	46
6.1.6. Radiografias convencionais .....	46
6.1.7. Radiografias digitais.....	47
6.1.8. Amostragem e processamento das amostras.....	47
6.2. Método.....	47
6.2.1. Amostras .....	48
6.2.2. Tipo de Imagens .....	50
6.2.3. Tratamento das imagens .....	51
6.2.4. Coleta e processamento das amostras .....	52
6.2.4.1. Segmentação .....	52
6.2.4.2. Reamostragem com auto-escala.....	53
6.2.4.3. UMV das amostras e contagem de pixels trabeculares .....	54
7. Resultados e Discussões.....	56
8. Conclusão e Trabalhos Futuros.....	62
Apêndice A: Algoritmos Implementados.....	64
A.1. Segmentação .....	64
A.2. Auto-escala ( <i>Stretch</i> ) Grupo I .....	65
A.3. Auto-escala ( <i>Stretch</i> ) com Percentil .....	66
A.4. Uniformização de Média e Variância das Amostras.....	68
A.5. Uniformização de Média e Variância das Radiografias.....	69
A.6. Algoritmo de conectividade .....	69
A.7. Algoritmo de Segmentação de Pixels Trabeculares .....	70
Apêndice B: Planilhas .....	72
Apêndice C: Gráficos Box-plot .....	95
Glossário.....	98
Referências Bibliográficas .....	99

# Resumo

Na Odontologia a densidade óssea é um fator preponderante para a fixação de próteses dentárias e a osteoporose, doença sistêmica caracteriza pela perda acentuada de massa óssea, pode comprometer o sucesso deste tratamento. A densitometria (DXA – *Dual Energy X-ray Absorptiometry*) é o exame mais preciso e confiável para o diagnóstico da doença. No entanto, ainda é caro e pouco acessível para a maioria da população. Desenvolveu-se nesta pesquisa uma metodologia para que dentistas possam verificar possíveis casos de baixa densidade óssea, permitindo a filtragem dos pacientes que realmente necessitam realizar o exame DXA. A metodologia desenvolvida emprega algoritmos de processamento de imagens para quantificar a estrutura trabecular óssea a partir da análise de imagens radiográficas dentais panorâmicas. A partir da mesma criou-se uma escala para classificar a densidade óssea como normal ou anormal. Considerando amostras de 1500 pixels, em radiografias convencionais a escala de normalidade de densidade óssea obtida variou entre 738,81 e 970,5 pixels para o corpo mandibular e entre 662,91 e 913,73 pixels para os ramos. Já para as radiografias digitais, variou entre 700,48 e 898,19 pixels para o corpo mandibular e entre 600,8 e 813,22 pixels para os ramos. A metodologia proposta precisa ser avaliada, pois não houve um número suficiente de radiografias de pessoas com baixa densidade óssea confirmada, para confrontar seus índices com a escala de normalidade. Como produto desta pesquisa, um software classificador de densidade foi desenvolvido e pretende ser uma alternativa gratuita e acessível aos profissionais da saúde.

**Palavras-chave:** osteoporose, densidade mineral óssea, implantes, estrutura trabecular, radiografia panorâmica

# Capítulo 1

## Introdução

Segundo o trabalho de Luize *et al.* [1], a osteoporose pode comprometer o tratamento com próteses na Implantodontia, ramo da Odontologia que trata da colocação e manutenção de próteses dentárias. Leite *et al.*[2], definem a osteoporose como

*uma desordem esquelética sistêmica caracterizada pelo comprometimento na resistência óssea, que predispõe a um maior risco de fraturas. A resistência óssea reflete a integração de dois aspectos principais, quais sejam, a densidade mineral e a qualidade óssea. (p. 206)*

Luize *et al.*[1] explicam que a diminuição da massa óssea decorrente da osteoporose apesar de afetar, na maioria das vezes, os ossos longos do corpo como o fêmur, mas também pode atingir a mandíbula e o maxilar, prejudicando o processo de osseointegração, em outras palavras, a aderência do implante ao osso, o que pode comprometer o sucesso do tratamento com próteses.

Como já citado anteriormente, a densidade é um dos fatores principais associados à resistência óssea e sua análise, portanto, é crucial para identificar a portabilidade da osteoporose. A Absortometria Radiológica de Dupla Energia (*DXA*) é o padrão-ouro para mensuração da densidade mineral óssea, com a qual todas as outras tecnologias são comparadas [3]. Ocorre que este tipo de exame é muito caro e de difícil acesso para a maioria da população brasileira. Nesse sentido, o desenvolvimento de outras técnicas se faz necessário, com o objetivo de maximizar o uso dos densitômetros, ou seja, filtrar a população de modo que somente as pessoas que tenham indícios de baixa densidade óssea sejam encaminhadas para a realização do exame [2].

Dentre os estudos realizados atualmente para o desenvolvimento de novas técnicas existe a análise de radiografias. Segundo Leite *et al.* [2],

*diversos autores observaram a correlação entre índices radiomorfométricos de radiografias odontológicas e as densidades minerais ósseas da coluna lombar, do colo femoral e também da mandíbula. (p. 227)*

Desta maneira, tem-se a possibilidade da utilização de radiografias, especialmente odontológicas, como instrumento auxiliar de encaminhamento para realização de exames de densitometria.

O software Jaw-X [4], certificado pela Microsoft, é um dos sistemas que propõe o pré-diagnóstico da osteoporose utilizando-se de radiografias digitalizadas. O método, que obteve alta correlação com os valores de exames DXA, consiste na aplicação de sucessivos algoritmos de processamento de imagens para extração de características que, ao final do processo, permitem medir a densidade trabecular da área pré-molar do maxilar inferior [5]. O Jaw-X é um software bastante eficiente, apresentando acurácia de 95%. No entanto, é uma ferramenta proprietária.

Considerando os fatores relatados, foi proposto o desenvolvimento de uma metodologia a ser implementada em um software gratuito e de fácil acesso aos dentistas, para que possa ser utilizado nos exames físicos de rotina nas clínicas e consultórios odontológicos. O software não pretende diagnosticar os indivíduos portadores de osteoporose, mas somente classificar sua densidade óssea como normal ou anormal. Nesse sentido, contribuirá para o encaminhamento dos pacientes em tratamento odontológico para a realização de exames DXA.

## **1.1 Justificativas**

A osteoporose é uma doença tão preocupante que a OMS elegeu a década que compreendeu o período de 2000 a 2010 como “a década do osso e da articulação”. Segundo dados da mesma organização, 200 milhões de pessoas sofrem do mal em todo mundo, sendo aproximadamente 15 milhões no Brasil. O Ministério da Saúde relata ter gasto quase R\$ 80 milhões em internações de pacientes com osteoporose na rede do Sistema Único de Saúde (SUS), entre 2004 e 2005 [6].

Como se pode perceber, a osteoporose é um problema sério não só de saúde, mas também econômico. Grande parte dos gastos pode ser atribuída ao exame de diagnóstico da doença, o DXA. O uso racional dos equipamentos utilizados neste exame pode representar ganho econômico, se considerarmos que apenas pacientes com efetivos sintomas de redução da densidade óssea são encaminhados para exame. Nesse intuito, a presente pesquisa procurou desenvolver uma nova solução para avaliação de densidade óssea que seja gratuita e acessível, contribuindo para o pré-diagnóstico da osteoporose.

Na Odontologia, mais especificamente na área de Implantodontia, o desenvolvimento

da metodologia e do software proposto poderá ser de grande valia para avaliação dos indivíduos aptos a receber os implantes.

Alguns pesquisadores constataram que indivíduos portadores de osteoporose também possuem grandes chances de desenvolver doença periodontal, que consiste na infecção e inflamação dos tecidos de sustentação, como a gengiva [7]. Isto reforça a importância do de ferramentas como a desenvolvida nesta pesquisa.

O tratamento nas áreas de Periodontia e Implantodontia demanda atividades clínicas de alta complexidade com a realização de procedimentos cirúrgicos e protéticos de alto custo. Este custo pode não ser representativo diante do impacto que a perda dentária e a doença periodontal podem exercer na qualidade de vida das pessoas. A manutenção dos dentes e da saúde gengival e periodontal é um fator importante para os portadores de Síndrome Metabólica devido à sua tendência de desenvolver doença vascular. As pessoas que perdem os dentes, especialmente os posteriores, podem modificar sua eficiência mastigatória e suas escolhas de alimentos optando por uma dieta associada com risco aumentado de doença cardiovascular. Além disso, constatou-se que pessoas desdentadas apresentam índice de massa corporal significativamente mais alto em comparação com pessoas dentadas [8]. Como as próteses totais e próteses parciais removíveis não parecem reproduzir a eficiência mastigatória dos dentes perdidos, a prevenção da doença periodontal e a reposição dos dentes com implantes dentários osseointegrados podem ajudar, mesmo que indiretamente, a reduzir a incidência de doenças crônico-degenerativas.

## **1.2 Objetivos**

Este trabalho teve por objetivos o desenvolvimento de um novo método para classificação da densidade óssea baseado na quantificação da estrutura trabecular óssea em imagens de radiografias panorâmicas convencionais e digitais e a produção de um software utilizando tal metodologia. Para alcançar estes objetivos, outros mais específicos se fizeram necessários:

1. realizar um estudo teórico sobre o sistema ósseo e os fatores que influenciam na densidade óssea;
2. estudar os principais aspectos radiográficos utilizados para seleção de radiografias;
3. coletar, selecionar e digitalizar radiografias panorâmicas convencionais e obter um conjunto de radiografias panorâmicas digitais; e

4. amostrar, tabular e analisar estatisticamente os dados coletados para a obtenção da escala de normalidade para a densidade óssea.

## 1.3 Organização do Trabalho

O trabalho está organizado em oito grandes capítulos e três apêndices:

- *Capítulo 1 – Introdução:* apresenta uma breve explanação sobre a presente pesquisa e também suas justificativas e objetivos.
- *Capítulo 2 – A Osteoporose e Técnicas Auxiliares para seu Pré-diagnóstico:* aborda a formação e estrutura do tecido ósseo, os principais fatores relacionados com a densidade óssea, a influência da osteoporose na Implantodontia e como o desenvolvimento de novas técnicas utilizando radiografias panorâmicas pode contribuir nessa área;
- *Capítulo 3 – Radiografias Panorâmicas:* contém um breve estudo sobre os principais aspectos radiográficos, cujo conhecimento é necessário para a seleção de radiografias adequadas ao presente estudo; e também para identificar e compreender quais desses aspectos podem influenciar na imagem digital e, conseqüentemente, na técnica proposta;
- *Capítulo 4 – Processamento de Imagens:* apresenta uma revisão geral sobre imagens digitais e as diversas técnicas que foram utilizadas na elaboração da metodologia e na implementação dos algoritmos do sistema;
- *Capítulo 5 – Trabalhos já Realizados:* discute brevemente alguns estudos já realizados e similares ao presente trabalho;
- *Capítulo 6 – Materiais e Métodos:* expõe a metodologia proposta, o processo de amostragem e as análises estatísticas realizadas sobre os dados coletados;
- *Capítulo 7 – Resultados e Discussões:* expõe e discute os resultados das análises estatísticas realizadas e a validade da técnica proposta;

- *Capítulo 8 –Conclusões e Trabalhos Futuros:* avalia o método desenvolvido, apontando dificuldades, vantagens e desvantagens e sugerindo melhorias que podem ser feitas em uma nova versão do programa;
- *Apêndice A –Algoritmos Implementados:* expõe os algoritmos implementados no software desenvolvido;
- *Apêndice B – Planilhas:* apresentam os dados coletados nas amostragens e nos processamentos das amostras;
- *Apêndice C – Gráficos Box-plot:* apresenta os gráficos Box-plot gerados no software MINITAB durante as análises comparativas do número de pixels trabeculares.

## Capítulo 2

# A Osteoporose e Técnicas Auxiliares para seu Pré-diagnóstico

### 2.1. Estrutura do Tecido Ósseo

O tecido ósseo é um tecido conjuntivo altamente especializado. Além da função de sustentação e proteção de órgãos vitais aloja a medula óssea, onde as células do sangue são produzidas, constituindo uma reserva de importantes íons como cálcio e fosfato, que são liberados de maneira controlada para manter constantes suas concentrações nos líquidos corporais [9]. Estruturalmente é formado por um material calcificado chamado matriz óssea e pelas seguintes células:

- *Osteócitos*: células achatadas e alongadas presentes em cada lacuna da matriz. Dos osteócitos partem canalículos (pequenos canais) que estabelecem contato com células do mesmo tipo por meio de junções comunicantes, possibilitando a troca de moléculas e íons (figura 2.1).

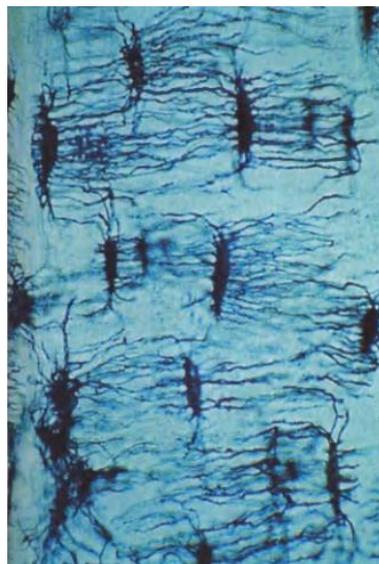


Figura 2.1: Osteócitos [9]

- *Osteoblastos*: estão dispostas lado a lado na superfície óssea e são responsáveis pela síntese orgânica. Concentram fosfato de cálcio que ajuda no processo de mineralização da matriz. Quando a mesma é recém-sintetizada, acaba se depositando ao redor do osteoblasto e de seus prolongamentos, formando lacunas e canalículos. A partir desse momento, essas células são chamadas de osteócitos.
- *Osteoclastos*: células móveis e grandes responsáveis pela reabsorção da matriz óssea, processo que permite a renovação do tecido. Esse processo, realizado pela liberação de ácidos que digerem a matriz orgânica e dissolvem os cristais de cálcio, é controlado por proteínas locais e por hormônios produzidos pelas glândulas tireóide e paratireóides(figura 2.2).

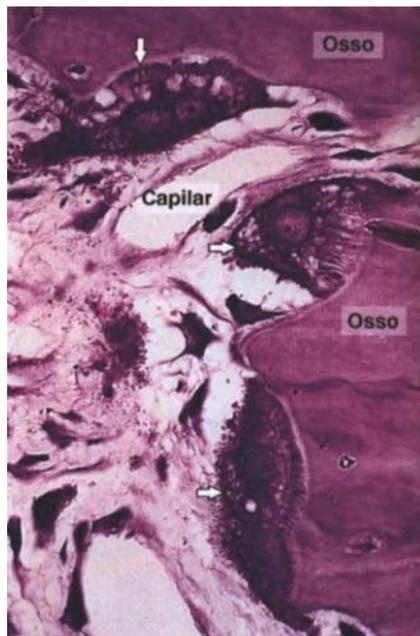


Figura 2.2. Osteoclastos (setas) digerindo a matriz óssea [9]

A matriz óssea apresenta composição variável em função do desenvolvimento e maturação. Normalmente a matriz ocupa mais de 90% do volume do tecido ósseo, sendo o remanescente ocupado por células, prolongamentos celulares e vasos sanguíneos. O componente inorgânico representa 65% do peso seco do tecido ósseo e o conteúdo orgânico 35%. Aproximadamente 90% do conteúdo orgânico da matriz óssea é composto de colágeno, na maior parte do tipo I [10,11].

A superfície do osso se diferencia em perióstio (externamente) e endóstio (internamente). A função dessas camadas são basicamente a nutrição do tecido ósseo e a produção de osteoblastos, que ajudarão no crescimento e recuperação do osso [9].

Denomina-se como primário o primeiro tecido ósseo a se formar. Ele é composto essencialmente por fibras colágenas e contém grande quantidade de osteócitos, sendo encontrado em abundância antes da fase adulta. Com o tempo, esse tecido é substituído pelo tecido ósseo secundário ou lamelar.

Segundo Yang [12], macroscopicamente existe dois tipos de osso: o cortical, que é compacto e denso, sem cavidades, sendo constituído por tecido lamelar; e o trabecular ou esponjoso, localizado na região medular e possuindo numerosas cavidades delimitadas por estruturas lamelares extensivamente conectadas, as trabéculas. O osso cortical forma a parte externa do osso e circunda em seu centro o osso trabecular (figura 2.3). Devido a sua composição essencialmente mineral (cerca de 95%), o osso cortical saudável é 10 a 20 vezes mais denso que o trabecular [13].

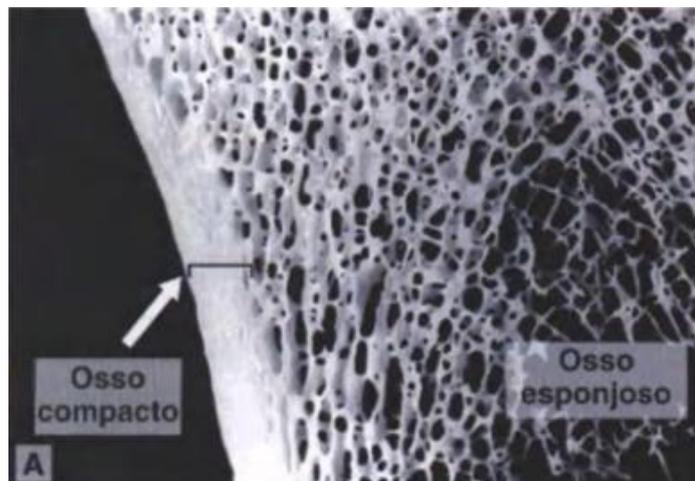


Figura 2.3: Tipos de tecido ósseo [9]

Os ossos são tecidos vivos com propriedades mecânicas e biológicas únicas [13]. São capazes de modificar sua estrutura conforme as necessidades mecânicas impostas. Este comportamento adaptativo deve-se ao processo chamado de remodelamento ósseo, que consiste na deposição (pelos osteoblastos) e absorção (pelos osteoclastos) de material ósseo ao longo do tempo [14]. Durante este processo porções de um mesmo osso podem apresentar densidades distintas, levando-se em conta diferenças de estrutura (tecido primário ou lamelar) e grau de mineralização. O tecido ósseo passa por constante remodelação durante a vida do osso [13].

## **2.2. Desenvolvimento ósseo durante a vida**

As duas primeiras décadas da vida se caracterizam pela formação do esqueleto, onde se observa um incremento progressivo da massa óssea [15].

Segundo Junqueira [9], o processo de remodelação óssea nos adultos é cerca de 200 vezes menor do que nas crianças. Na fase adulta a remodelação não está relacionada com o crescimento e, por isso, é muito mais lenta. Acredita-se que 90% da massa óssea seja alcançada aos 18 anos de idade. Até os 35 anos ainda persiste atividade construtiva óssea, embora em menor escala. Nesse momento, o homem atinge o chamado pico de massa óssea. A partir daí a taxa de formação (atribuída aos osteoblastos) se estabiliza, enquanto a de reabsorção (osteoclastos) aumenta, caracterizando uma perda gradativa da mesma [15]. Como a densidade óssea está diretamente relacionada com a massa do osso, essa perda implica, necessariamente, na redução dos níveis de densidade óssea.

Com relação ao sexo, as mulheres são mais suscetíveis à perda óssea do que os homens [16]. Isso se deve principalmente pela redução da atividade hormonal. Por volta dos 50 anos de idade ocorre a interrupção da menstruação; é o início da chamada menopausa. Esse período caracteriza-se pela queda brusca da produção de estrógeno, que influencia o metabolismo ósseo favorecendo a formação óssea pelo seu poder anti-reabsortivo; e pelo decréscimo na retenção do cálcio, componente mineral importante da matriz óssea. Nessa fase, as mulheres podem chegar a perder três vezes mais massa óssea do que os homens [17].

A idade e o sexo são fatores de risco não-modificáveis da perda óssea [1]. Segundo Froes [17], estudos fortemente reforçam também o papel da genética na remodelagem óssea. Além desses, existem outros fatores, ditos modificáveis, que podem contribuir com o *déficit* de massa óssea. Eles estão relacionados ao estilo de vida tais como nutrição, uso de álcool e cigarro e ingestão excessiva de cafeína.

## **2.3. A Osteoporose e sua influência na Implantodontia**

Segundo parâmetros estabelecidos pela Organização Mundial da Saúde (OMS), a redução entre 10% e 25% da massa óssea com relação à média da população adulta jovem caracteriza a osteopenia. Quando a taxa de perda óssea supera os 25%, dizemos que o indivíduo sofre de osteoporose[18].

A osteoporose se apresenta como uma doença sistêmica que afeta a

microarquiteturas dos ossos cortical e trabecular [19]. A perda óssea acentuada predispõe à fragilidade óssea e, conseqüentemente, à ocorrência de fraturas (figura 2.4) [16].

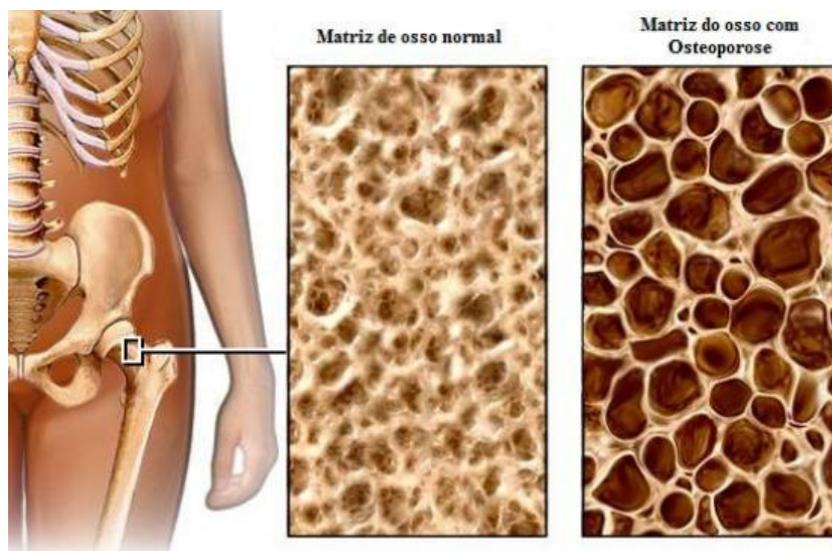


Figura 2.4: Comparação da matriz óssea entre osso normal e osso com osteoporose

A osteoporose é uma doença tão preocupante que a OMS elegeu a década que compreendeu o período de 2000 a 2010 como “a década do osso e da articulação”. Segundo dados da mesma organização, mais de 200 milhões de pessoas sofrem do mal em todo mundo, sendo aproximadamente 15 milhões no Brasil. O Ministério da Saúde relata ter gasto quase R\$ 80 milhões em internações de pacientes com osteoporose na rede do Sistema Único de Saúde (SUS), entre 2004 e 2005 [6].

A osteoporose atinge principalmente os ossos longos e as vértebras. No entanto, por ser uma doença sistêmica, pode atingir qualquer outro osso, inclusive a maxila e a mandíbula [1]. O aumento da porosidade da cortical mandibular é comum após os 50 anos de idade, levando a uma perda da massa óssea em torno de 1,5% ao ano nas mulheres e de 0,9% nos homens [16].

Alguns autores como Ronderos & Ryder [7], em 2004, sugeriram a existência de suscetibilidade dos pacientes portadores de osteoporose em desenvolver doença periodontal. Inagaki *et al.*[20], em estudos realizados com mulheres japonesas no período pós-menopausa, relacionaram a osteoporose como um fator de risco para o aumento progressivo da doença periodontal e perda de elementos dentais. Yoshihara *et al.*[21] também sugeriram uma significativa relação entre a perda de densidade óssea causada pela osteoporose e o acometimento da doença periodontal. Em revisão de literatura, Nonaka *et al.* [22] e Togashi e Busnelo [23], observaram que indivíduos que apresentavam perda óssea mineral sistêmica,

tenham um maior risco de desenvolvimento de doença periodontal e perda dentária e, por isso, deviam ser orientados sobre como prevenir tanto a doença periodontal como a osteoporose.

A associação entre a osteoporose e a doença periodontal está relacionada ao fato de ambas serem patologias que causam reabsorção óssea [16]. Implantes dentários de titânio vêm sendo utilizados tanto para a restauração da função mastigatória quanto para a estética dental. No entanto, o sucesso no tratamento com próteses depende muito da qualidade e quantidade óssea (densidade óssea) do local onde o implante será instalado. O osso com osteoporose apresenta *déficits* de massa óssea que acabam por prejudicar o processo de aderência do implante (osseointegração), podendo comprometer, assim, o sucesso desse tipo de tratamento [1]. Alguns estudos de implantes em pacientes osteoporóticos apresentaram boas taxas de sucesso. Mas, neste caso, os indivíduos possuíam massa óssea suficiente na região receptora [1].

## 2.4. Métodos Auxiliares no Pré-diagnóstico da Osteoporose

O exame mais preciso para o diagnóstico da osteoporose é a densitometria óssea ou Absortometria Radiológica de Dupla Energia (DXA), considerado o padrão-ouro para a mensuração da densidade mineral óssea, com a qual todas as outras tecnologias são comparadas [3].

O aparelho de DXA emite dois feixes finos de raios-X sobre o paciente. Parte da radiação é absorvida pelo tecido mole e a outra parte pelos ossos. O software específico do aparelho calcula a quantidade de radiação total absorvida. Subtraindo a quantidade relacionada ao tecido mole, se obtém a densidade mineral óssea (*BMD – Bone Mineral Density*). O tempo do exame geralmente varia de dez a vinte minutos, levando em consideração o tipo de equipamento utilizado e a parte do corpo sendo analisada.

Ao término do exame, são fornecidas duas pontuações:

*Escore T* – Mede a quantidade de osso em comparação com um adulto jovem do mesmo sexo, com pico de massa óssea. Se o valor estiver acima de -1 SD (*Standard Deviation - Desvio Padrão*), a densidade óssea do paciente é considerada normal. Uma pontuação entre -1 SD e -2,5 SD caracteriza osteopenia. Valores abaixo de -2,5 SD indicam osteoporose.

*Escore Z*– Reflete a quantidade de osso em comparação com outras pessoas no mesmo grupo de idade e mesmo tamanho e sexo. Se o resultado é muito alto ou muito baixo, pode indicar a necessidade de mais exames médicos.

Pequenas variações podem ser observadas durante o procedimento, em razão das diferenças de posicionamento do paciente. No entanto, isto não interfere na medição, dado que, geralmente, são variações insignificantes.

Uma preocupação constante desse tipo de exame se dá com relação à quantidade de radiação a qual o paciente fica exposto. Existe uma pequena chance de desenvolvimento de câncer pela exposição excessiva. No entanto, o benefício de um diagnóstico preciso supera o risco [24].

A grande desvantagem da densitometria é o seu custo [24]. No caso do Brasil, além de ser um exame caro, possui difícil acesso para a maioria da população. Nesse sentido, o desenvolvimento de outras técnicas se faz necessário, com o objetivo de maximizar o uso dos densitômetros, ou seja, filtrar a população de modo que somente as pessoas que tenham indícios de baixa densidade óssea sejam encaminhadas para a realização do exame [2].

Dentre os estudos realizados atualmente para o desenvolvimento de novas técnicas existe a análise de radiografias. Segundo Leite *et al.* [2],

*diversos autores observaram a correlação entre índices radiomorfométricos de radiografias odontológicas e as densidades minerais ósseas da coluna lombar, do colo femoral e também da mandíbula. (p. 227)*

Alguns pesquisadores estudaram a influência da osteoporose na cavidade oral utilizando-se de radiografias panorâmicas. Com o intuito de medir essa influência, propuseram índices como o Índice da Cortical Mandibular e Índice Panorâmico Mandibular. Também pode ser citada a técnica de Wical e Swoope (1974), que consiste de medições bilaterais na região do forame mentoniano, seguido pelo cálculo da chamada fração mandibular (MR), que indica o nível de reabsorção óssea.

Todas essas técnicas têm em comum a avaliação da região basal da mandíbula, posterior ao forame mentoniano (figura 2.5). Essa escolha se justifica por esta ser uma área onde ocorre menor variação inter e intra-indivíduos com relação a aspectos estruturais, anatômicos e funcionais [16].

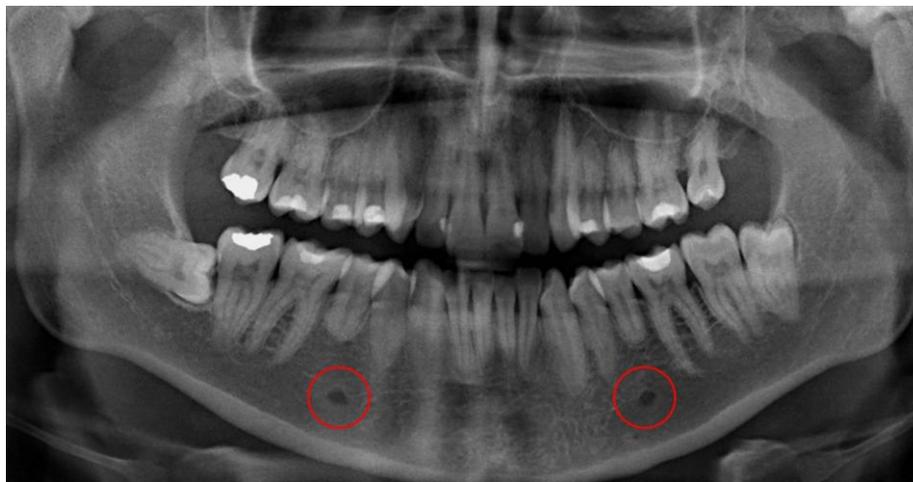


Figura 2.5: O forame mentoniano (círculos vermelhos)

Por tudo isso, tem-se a possibilidade da utilização de radiografias, especialmente odontológicas, como instrumento auxiliar de encaminhamento para realização de exames de densitometria, já que as mesmas são um procedimento de rotina nos consultórios odontológicos. Além disso, as radiografias panorâmicas permitiriam uma avaliação prévia do dentista para o encaminhamento do paciente ao tratamento mais adequado, bem como ajudariam no planejamento de implantes [16].

As radiografias panorâmicas, principalmente as convencionais, podem apresentar alguns problemas inerentes à qualidade, e também a aspectos como o posicionamento do paciente, que pode causar sobreposição de estruturas [25]. Além do correto posicionamento do paciente, para que as radiografias panorâmicas convencionais possam ser utilizadas como instrumento auxiliar no pré-diagnóstico da osteoporose ou diagnóstico de outras doenças da cavidade oral, é necessário o controle do processamento da imagem e o laudo radiográfico [26]. No entanto, no que diz respeito à qualidade, é possível padronizar o brilho e o contraste empregando algumas técnicas de processamento de imagens [26].

# Capítulo 3

## Radiografias Panorâmicas

### 3.1. Obtenção de radiografias

Uma radiografia é um registro de uma imagem utilizando-se raios-X. As radiografias dentárias são produzidas eletronicamente. A figura 3.1 ilustra o processo de obtenção. Basicamente existe um tubo a vácuo onde os elétrons são acelerados por meio de corrente alternada para a produção dos raios-X. Parte da radiação emitida é absorvida pelo objeto e a outra parte atravessa-o atingindo uma película fotográfica. Para que tal imagem possa ser visualizada, ela precisa passar por um processo de revelação. Esse procedimento é realizado num ambiente protegido de luz natural ou artificial – a câmara escura. No interior dela o filme fotográfico sofre um tratamento químico e depois é exposto à luz irradiada por uma lanterna especial, processo que produzirá a radiografia [27, 28].

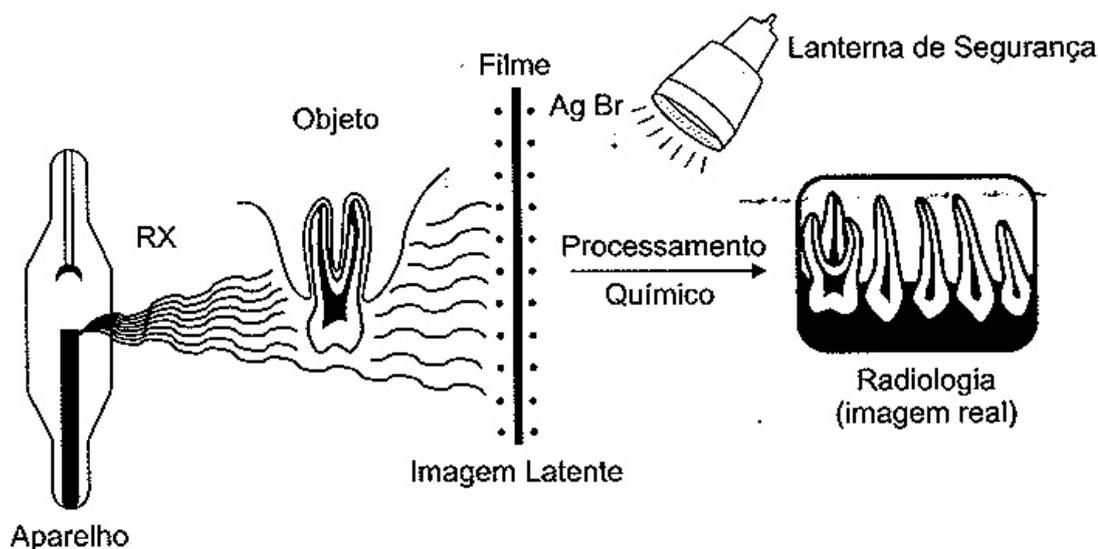


Figura 3.1: Processo de obtenção de uma radiografia [28]

Qualquer variação nos elementos do processo de obtenção de uma radiografia afeta diretamente o resultado final. Pode-se perder definição, que é a capacidade do filme

radiográfico de registrar detalhes das estruturas, prejudicando o diagnóstico pelo odontologista [28].

## **3.2. Características radiográficas**

### **3.2.1. Densidade radiográfica**

A densidade radiográfica é tida como o nível de escurecimento de uma radiografia. A imagem radiográfica é o resultado da distribuição de pequenas partículas de prata metálica na base da película fotográfica. Essas partículas, ao reagirem com a solução reveladora, tornam-se prata metálica negra, conferindo um aspecto mais ou menos escuro à radiografia. Sendo assim, a densidade radiográfica depende diretamente da radiação incidente em determinada porção da radiografia convencional e da massa de prata metálica por unidade de área depositada na *emulsão* do filme [27, 28].

As áreas mais escuras de uma radiografia correspondem às regiões do corpo que facilitam a passagem dos raios-X e são chamadas de radiolúcidas. Já as áreas mais brancas correspondem às partes do corpo que dificultam (absorvem mais) a passagem dos raios-X e são denominadas radiopacas [27].

A densidade é um fator muito importante na análise de radiografias, pois ela carrega informação. Uma quantidade equilibrada de densidade é necessária para que detalhes sejam observados. Nesse sentido, o ideal é uma radiografia nem muito clara nem muito escura, pois uma muito escura esconde informação, e uma muito clara pode suprimir detalhes [27].

### 3.2.1.1. Densidades radiográficas dos elementos da cavidade bucal

A seguir é apresentada uma figura mostrando as diversas estruturas da cavidade bucal estudadas neste trabalho e presentes nas radiografias panorâmicas (figura 3.2) e uma classificação quanto às suas densidades radiográficas (tabela. 3.1) [27].

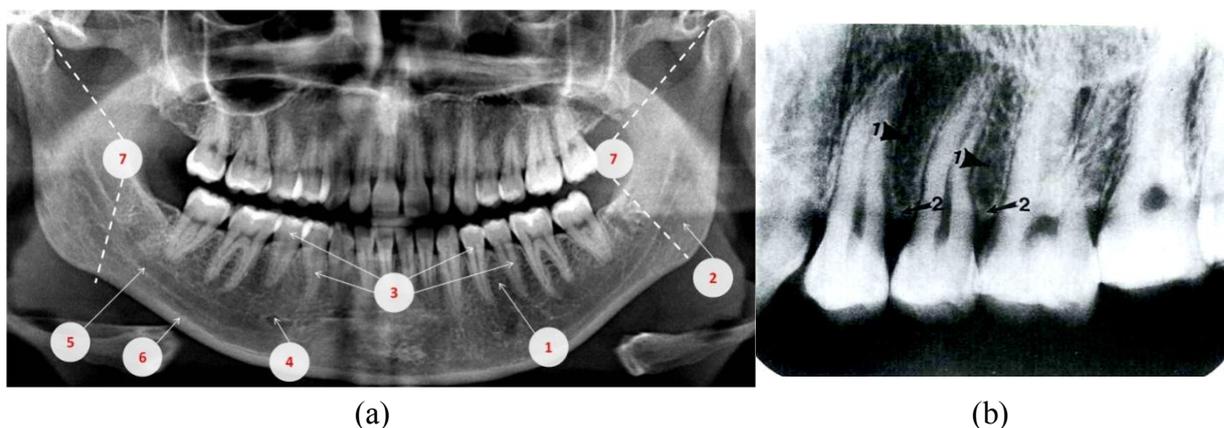


Figura 3.2: (a) Referências anatômicas [29]. (b) Radiografia ampliada (região a-1) mostrando o osso alveolar, trabéculas e os pequenos espaços na região de pré-molares superiores (b-1), assim como a crista do osso alveolar com uma cortical óssea delgada e branca (radiopaca) (b-2) [27]

Tabela 3.1: Classificação da densidade radiográfica das principais estruturas presentes nas radiografias panorâmicas.

Número	Estrutura	Característica radiográfica
1	Osso alveolar (figura 3.3)	radiopaco variável. Composto pelo próprio osso trabecular e pelos espaços medulares (radioluscências entre as trabéculas)
2	Mandíbula	estrutura extensa predominantemente radiopaca que sustenta a arcada dentária inferior
3	Dentes pré-molares	radiopacos
4	Forame mentoniano	área circular radiolúcida
5	Canal Mandibular	finas paredes radiopacas, região interna radiolúcida
6	Cortical mandibular	faixa radiopaca situada na região basal da mandíbula
7	Ramo mandibular	radiopaco, exceto pelo interior do canal mandibular.

Obs.: Os números correspondem às estruturas presentes na figura 3.2

### 3.2.2. Contraste radiográfico

O contraste radiográfico consiste na variação de densidade presente numa radiografia. Quanto maior o número de densidades distintas, menor o contraste da imagem, caracterizando-a como de baixo contraste ou longa escala. Caso contrário, tem-se uma imagem de alto contraste ou curta escala.

Na figura 3.3 são apresentados esses tipos de contraste. Em geral deseja-se manter um equilíbrio entre os dois tipos, apesar de que em algumas situações o contraste de alta escala pode ser melhor que o de baixa escala e vice-versa [27, 28].



Figura 3.3: Escalas de contraste [28]

## 3.3 Fatores que influenciam na imagem radiográfica

### 3.3.1 Miliamperagem e tempo de exposição

A miliamperagem (corrente) controla o fluxo de elétrons dos aparelhos de raios-X, sendo geralmente fixa. Juntamente com o tempo de exposição (mAs) é responsável pela quantidade de raios-X produzida, afetando diretamente a densidade radiográfica. Quanto maior a miliamperagem, maior o número de raios-X incidentes no filme radiográfico e, conseqüentemente, maior a quantidade de prata metálica por área [27].

### 3.3.2. Quilovoltagem

A quilovoltagem-pico (kVp), também um fator geralmente fixo nos aparelhos, influencia no contraste radiográfico. Em função do aumento da quilovoltagem o comprimento de onda dos raios-X se torna menor, aumentando seu poder de penetração. Isso implica dizer que uma maior quantidade de radiação atingirá o filme, resultando numa densidade radiográfica maior [27, 28].

### 3.3.3. Distância foco-filme

A intensidade dos raios-X é inversamente proporcional ao quadrado da distância, ou seja, quanto maior o afastamento da fonte de incidência, menor será a intensidade e, conseqüentemente, o poder de penetração [28].

É possível relacionar distância, miliamperagem e quilovoltagem dos aparelhos [28]. A relação tempo-distância obedece à equação 3.1.

$$\frac{\text{Tempo original (A)}}{\text{Tempo novo (B)}} = \frac{\text{Distância original}^2 (C^2)}{\text{Distância nova}^2 (D^2)} \quad (3.1)$$

Ao observar a fórmula, pode-se perceber que, ao aumentar a distância foco-filme, é necessário elevar o tempo de exposição.

A relação miliamperagem-distância segue a equação 3.2, enquanto a relação quilovoltagem-distância segue a equação 3.3.

$$\frac{mA_{original}}{mA_{nova}} = \frac{\text{Distância original}^2}{\text{Distância nova}^2} \quad (3.2)$$

$$\frac{\text{Distância original}^2}{\text{Distância nova}^2} = \frac{kVp^2_{original}}{kVp^2_{nova}} \quad (3.3)$$

Aumentando a distância, é preciso aumentar a quilovoltagem.

### 3.3.4. Fatores do objeto

A constituição do objeto a ser radiografado é um elemento muito importante, já que influencia na absorção dos raios-X. Nesse sentido, é necessário considerar [28]:

- Número atômico: de acordo com o número atômico dos elementos constituintes do tecido haverá menor ou maior absorção da radiação.
- Densidade física: quanto maior a relação massa/volume de um corpo maior será o poder absorptivo.
- Espessura: quanto maior a espessura, maior a absorção.

A essa diferença de absorção dá-se o nome de absorção diferencial. Ao considerar os raios-X em Odontologia é preciso entender que os maxilares são estruturas complexas compostas de tecidos que diferem em espessura, densidade e número atômico dos elementos constituintes desses tecidos. Por exemplo, a absorção do osso cortical é maior que do osso esponjoso e a deste último é maior que a densidade dos tecidos moles. Estruturas patológicas também reagem de maneira diferente à radiação em comparação com estruturais normais. A idade do paciente, elemento-foco desta pesquisa, também influi na absorção. Quanto maior a concentração de cálcio, maior a absorção. Nos maxilares de idosos essa concentração é menor, ou seja, o tecido ósseo absorve menos raios-X [27].

### **3.3.5. Fatores secundários**

Além dos fatores já apresentados, existem outros que influem na qualidade final da radiografia [28]:

- Movimentação: o aparelho de raios-X, o objeto e o filme deverão ser mantidos estacionados durante o processo de obtenção das radiografias. Qualquer falha geométrica implicará na perda de definição radiográfica.
- Filme: o poder de resolução da película depende do tamanho dos cristais de brometo de prata. Os fabricantes costumam utilizar cristais maiores com o intuito de reduzir o tempo de exposição dos pacientes. O inconveniente é a redução do detalhe. Ao pensar no filme radiográfico também se deve levar em conta que os mesmos possuem uma data de validade e devem ser conservados em lugares secos e frescos.

O contraste da película, especificado pelo fabricante, também influencia no contraste radiográfico. Em suma:

Contraste radiográfico = penetração + contraste do objeto + contraste da película

- Condições de revelação: a revelação do filme fotográfico deve ser realizada em local vedado de luz natural ou artificial para evitar o *velamento* fotográfico. No processamento químico utilizando soluções processadoras também deve haver atenção quanto à temperatura, a qual não deve ser nem muito alta nem muito baixa. Temperaturas altas causam velamento químico que, em excesso, produz reticulação na radiografia. É importante também a conservação das soluções reveladoras. Reveladores envelhecidos produzem manchas e velamento na película.
- Radiação de espalhamento: são radiações secundárias que adicionam uma densidade extra e indesejável na película radiográfica, resultando num escurecimento generalizado e perda do contraste. Esse fenômeno geralmente é atribuído a filtros de alumínio, cones de plástico localizadores e tecidos moles do paciente. Para resolver o problema, é utilizada uma placa retificadora composta de tiras de chumbo (elemento de maior número atômico) que absorve grande parte desse tipo de radiação [27, 28].

### **3.4 Problemas das radiografias panorâmicas**

As radiografias panorâmicas formam uma imagem plana de uma superfície curva, em outras palavras, é uma projeção planar de estruturas tridimensionais. Um dos efeitos indesejados desse tipo de radiografia é o aplainamento e alongamento de estruturas que geralmente não se apresentam dessa forma. Isto se deve ao posicionamento incorreto do paciente e pode prejudicar a visualização de outras estruturas importantes. Tal situação pode ser evitada se o exame for conduzido por um técnico de radiologia capacitado [27]. Eis os principais problemas das radiografias panorâmicas [27]:

- Estruturas medianas podem ser projetadas como uma imagem única ou duplicada: imagens reais duplicadas, que aparecem nas mesmas proporções em

lados opostos, formam-se no centro da região bucal e maxilofacial. Nessa área estruturas como o corpo do osso hióide e o palato duro (figura 3.4) são interceptadas duas vezes pelos raios-X.

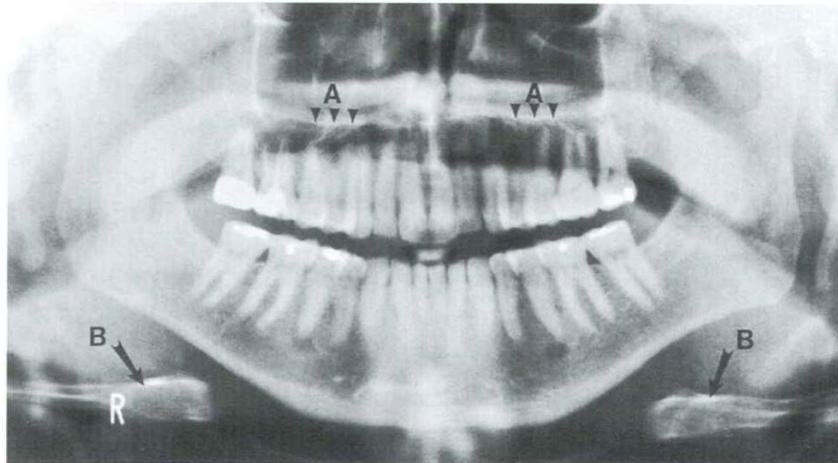


Figura 3.4: Imagens duplicadas. Palato duro (A) Osso hióide (B) [27]

- Imagens fantasmas: ocorrem com objetos ou estruturas situados atrás do centro de rotação. Na figura 3.5 podem ser observadas as imagens fantasmas de brincos. As imagens fantasmas geralmente possuem formato igual às imagens originais, aparecem no lado oposto da radiografia, registradas mais para cima do que suas homólogas; e apresentam-se ligeiramente mais borradas. Na maioria das vezes a presença de imagens fantasmas é resultado de erros técnicos, apesar de que mesmo estando o paciente posicionado de maneira correta, estas imagens podem aparecer na radiografia.

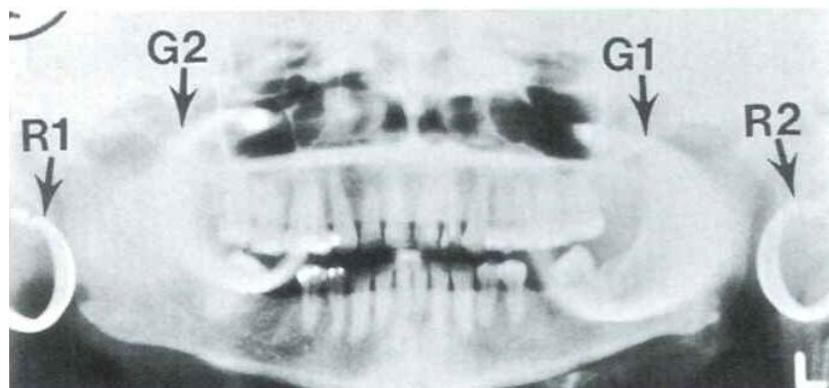


Figura 3.5: Imagens fantasmas de brincos. (R1) Imagem real de um brinco. (G1) Imagem fantasma do brinco R1. (R2) Imagem real do outro brinco. (G2) Imagem fantasma do brinco R2 [27]

- Sombras de tecido mole:algumas estruturas de tecido mole, especialmente nas regiões posterior e superior, atenuam o feixe de raios-X num grau que acabam aparecendo nas radiografias. Existe a indicação de erro técnico quando língua, orelhas e nariz aparecem estendidos sobrepondo e prejudicando a visualização de outras estruturas.
- Espaços aéreos:áreas que contém ar não atenuam a radiação como os tecidos moles e acabam aparecendo como regiões escuras nas radiografias. Sua ocorrência é normal, no entanto, caracteriza-se como erro técnico a presença de um espaço aéreo sobre o dorso da língua ou associado aos dentes anteriores.
- Radioluscências e radiopacidades relativas:os componentes formados pelas sombras do aparelho e do paciente podem se combinar com as estruturas e/ou entre si produzindo imagens fantasmas e/ou duplicadas, resultando assim, em múltiplas áreas de densidade relativa.

A radiografia panorâmica de cada paciente é única e provê uma ótima projeção de diversas estruturas em apenas um filme, o que não é conseguido com outras técnicas. Apesar dos problemas citados, é possível obter diagnósticos na maioria das radiografias, dado que o profissional de saúde sabe distinguir erros técnicos e estruturas. Porém, existem casos em que determinadas doenças somente podem ser interpretadas na posse de uma radiografia exposta e processada de maneira correta [27]. Eis as principais características de uma boa radiografia [27]:

- *Densidade:* a imagem não deve ser globalmente nem muito clara nem muito escura.
- *Contraste:* não deve haver muita variação de densidade na radiografia como um todo, de modo que seja possível distinguir os tecidos básicos, como o tecido mole e o alveolar.
- *Nitidez:* deve ser possível visualizar detalhes das estruturas, ou seja, ter uma boa percepção dos contornos de uma região anatômica. Um exemplo de uma radiografia com boa nitidez é aquela em que é possível observar as trabéculas do osso alveolar.

- *Delimitação*: uma radiografia bem delimitada é aquela em que é possível observar todas as estruturas necessárias para um diagnóstico preciso.

Nesta pesquisa foram aplicadas técnicas computacionais para melhorar o brilho (correspondente à densidade radiográfica) e o contraste das imagens das radiografias. A manipulação desses fatores por si só ajuda a melhorar também a nitidez, no entanto, esta propriedade se encontra fortemente relacionada com as características do dispositivo de aquisição e das condições de obtenção da radiografia.

### 3.5 Radiografias digitais

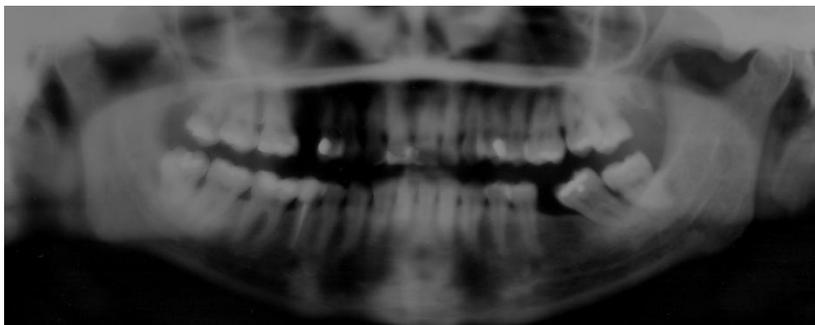
A radiografia digital é uma imagem radiográfica armazenada em formato digital e pode ser manipulada diretamente no computador ou transferida via rede [27, 28].

Existem duas formas de se obter uma imagem radiográfica digital [28]:

- Indiretamente (radiografia digitalizada): a radiografia é obtida pelo método tradicional e posteriormente escaneada ou filmada para daí ser armazenada no computador.
- Diretamente: neste método a radiografia é obtida por meio de sensores. Estes podem ser agrupados em duas categorias: *CCD* e *placa óptica de fósforo*. A primeira é geralmente mais comum, tendo sua área ativa composta por *pixels*, que funcionam como pequenos capacitores. Ao serem expostos à radiação eletromagnética ou raios-X surge uma carga elétrica em cada um deles. Esse processo gera um sinal analógico, de acordo com a carga de cada *pixel*, que então é convertido em digital e armazenado no computador. O sistema de captura por placa óptica consiste de uma tela composta por cristais de fósforos que ao receberem a energia dos fótons dos raios-X formam uma imagem latente, que posteriormente é escaneada por um *laser* e transmitida ao computador.

A radiografia digital apresenta algumas vantagens com relação à radiografia convencional: dispensa do uso de filmes radiográficos, câmera escura e de processamento químico, análise imediata de imagens, armazenamento para posterior manipulação e correção,

distinção maior de tons de cinza (256 contra 25 a olho nu) e redução do tempo de exposição do paciente em até 80%, além de melhor definição (figura 3.5). As desvantagens são o alto custo do equipamento e a necessidade de computadores com grande capacidade de memória, já que as imagens geradas ocupam muitos bytes [28].



(a)



(b)

Figura 3.6: radiografia convencional (a) e digital (b)

# Capítulo 4

## Processamento de Imagens

### 4.1 Imagens Digitais

Uma imagem digital é criada a partir de um processo chamado *digitalização*. Este consiste de duas etapas:

- Amostragem: discretização do domínio da imagem que, ao final, gera uma matriz de valores  $M \times N$  amostras.  $M$  representa o número total de amostras na direção  $x$  e  $N$  o número de pontos amostrados na direção  $y$ .
- Quantização: escolha do número  $L$  de níveis de cinza (intensidade de brilho) no universo de cores, que se disporá para representar a imagem. Cada valor geralmente varia no intervalo  $[0, 255]$ , conhecido como *escala de cinza*. Neste caso,  $L = 256$ . O valor 0 indica ausência de brilho (cor preta). Já o valor 255 indica brilho máximo (cor branca). Normalmente  $L$  é potência de 2, ou seja,  $L = 2^b$ , onde  $b$  é dita *profundidade* da imagem, que corresponde ao número de bits necessário para o seu armazenamento. Com 256 níveis de cinza, tem-se  $b = 8$  bits.

Cada elemento da matriz de amostras é chamado de *pixel*, acrônimo inglês para *picture element*, onde  $f(x,y)$  com  $0 \leq x \leq M - 1$  e  $0 \leq y \leq N - 1$  carrega a informação de intensidade de brilho na posição  $(x,y)$  do espaço da imagem representado (equação 4.1).

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

No computador as imagens são representadas por matrizes bidimensionais. Essa estrutura é vantajosa por oferecer uma maneira simples de armazenar, manipular e visualizar dados.

O produto  $M \times N$  expressa a resolução espacial de uma imagem. Quanto menor o intervalo de amostragem entre os pixels para uma mesma dimensão física, maior a densidade de pixels e, conseqüentemente, maior a resolução da imagem [30].

Tratemos agora de algumas propriedades básicas das imagens digitais, muito importantes para os algoritmos de processamento. A primeira delas diz respeito à vizinhança de um pixel da matriz de uma imagem digital. Seja um pixel  $f$ , denomina-se [30]:

- 4-vizinhança  $N_4(f)$ : pixels vizinhos horizontais e verticais de coordenadas  $(x+1, y)$ ,  $(x-1, y)$ ,  $(x, y+1)$ ,  $(x, y-1)$ .
- d-vizinhança  $N_d(f)$ : pixels nas diagonais com coordenadas  $(x-1, y-1)$ ,  $(x-1, y+1)$ ,  $(x+1, y-1)$  e  $(x+1, y+1)$ .
- 8-vizinhança: união dos pixels  $N_4(f)$  e  $N_d(f)$ , conforme equação 4.2.

$$N_8(f) = N_4(f) \cup N_d(f) \quad (4.2)$$

Na figura 4.1 estão representados os tipos de vizinhança acima descritos.

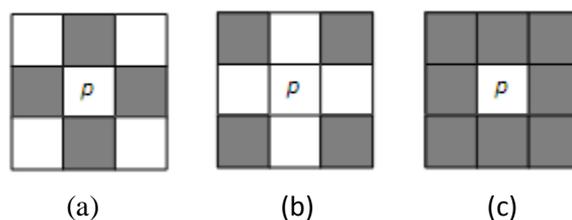


Figura 4.1: Tipos de vizinhança. (a) 4-vizinhança, (b) d-vizinhança, (c) 8-vizinhança.

Outro conceito importante é o de conectividade. Os pixels de um determinado conjunto são considerados conexos se forem vizinhos e se atenderem a algum critério de similaridade, como, por exemplo, possuírem a mesma intensidade de cinza [30].

Por fim, temos o conceito de adjacência. Um pixel é adjacente a outro se ambos atenderem ao critério de conectividade. Considerando dois subconjuntos  $S_1$  e  $S_2$  de uma

imagem  $f$ ; ambos são adjacentes se pelo menos um dos pixels de  $S_1$  é adjacente a algum pixel de  $S_2$  [31].

Uma imagem também pode ser classificada pela cor, de acordo com o seu número de bandas ou canais. Uma banda é cada matriz de intensidades de cinza. Uma imagem de uma banda é dita monocromática. Ainda, de acordo com o número de intensidades de cada banda, a imagem pode ser *binária*, caso o brilho possa assumir somente os valores 0 ou 255; ou tons de cinza (*grayscale*), caso o brilho varie num intervalo  $[L_{MIN}, L_{MAX}]$ . Já uma imagem de mais de uma banda é chamada *multibanda*. Imagens coloridas são imagens multibanda compostas de 3 canais: vermelho (R, *red*), verde (G, *green*) e azul (B, *blue*). Esses três canais formam o que chamamos de *sistema de cores RGB*, muito utilizado nos dispositivos de visualização.

Todas as imagens digitais podem ser representadas através de matrizes de pixels, o que difere é o modo como são armazenadas em arquivo. Existem diversos formatos de imagens, cada qual com suas especificações. Podemos citar os formatos JPEG, GIF, TIFF e BMP, este último sendo utilizado na implementação do software deste trabalho.

No armazenamento de imagens, principalmente em dispositivos de baixa capacidade, e também em transmissões via rede, a grande preocupação é diminuir o tamanho dos arquivos. Para isso diversas técnicas de *compressão* são empregadas. Tais técnicas exploram a redundância de dados presentes nas imagens e tentam representar as informações repetidas de forma única, compacta. Existem duas categorias de compressão: a compressão sem perdas e a compressão com perdas. Como o próprio nome diz, a primeira trata-se de uma compressão em que não se perde informações, ou seja, a imagem descompactada será exatamente igual à original. Na segunda, ocorre o contrário, mas geralmente são perdas irrelevantes, que dependem, é claro, do nível de compressão [30]. Na presente pesquisa, como não é desejável a perda de informações, utilizou-se o formato BMP sem compressão.

Em muitas aplicações práticas e também na presente pesquisa, a informação de cor das imagens não é necessária. Nesse sentido, ao obter imagens coloridas de um dispositivo de captura, precisa-se convertê-las para imagens em tons de cinza. Para isso, existe a chamada *transformação para escala de cinzas*. Nesse procedimento uma ponderação pode ser aplicada às componentes RGB (equação 4.3) de cada pixel, o que gerará, no final do processo, uma imagem em tons de cinza (*grayscale*)[31].

$$g(x, y) = 0.299*R + 0.587*G + 0.114*B \quad (4.3),$$

onde  $g(x,y)$  é o valor de luminância do pixel na posição  $(x,y)$  da imagem final, e R,G e B são os valores de cada canal associados ao pixel na posição  $(x,y)$  da imagem colorida.

## 4.2 Etapas de um Sistema de Processamento de Imagens

O conjunto de todas as etapas de processamento sobre imagens digitais que visam obter algum resultado constitui um Sistema de Processamento de Imagens ou Sistema de Visão Artificial (SVA)(figura 4.2) [31].

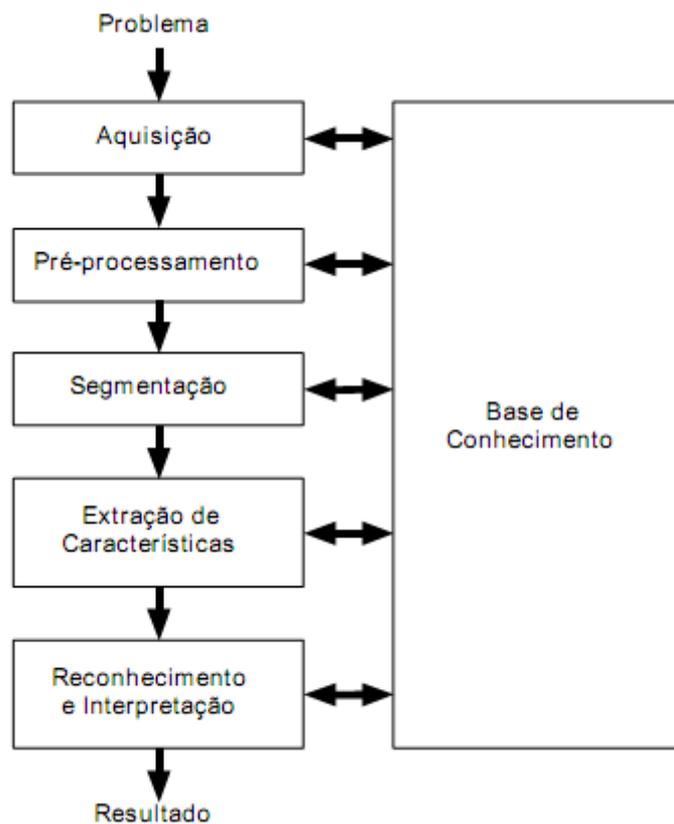


Figura 4.2: Etapas de um Sistema de Visão Artificial (SVA) [31]

A primeira etapa do processo, chamada aquisição, como o próprio nome sugere, consiste na obtenção da imagem digital por meio de algum dispositivo óptico que possua um sensor ou lente, tais como câmeras fotográficas, tomógrafos, *scanners*. Os mesmos capturam variações de iluminação, representadas por sinais analógicos, e converte-as em uma imagem digital para utilização em processamentos subsequentes. Nesta etapa, importantes fatores devem ser levados em consideração como: tipo de lente ou sensor, iluminação da cena ou

objeto e número de níveis de cinza ou cores da imagem digitalizada [30].

A etapa seguinte, dita pré-processamento, consiste na aplicação de técnicas para atenuação de ruído, ajuste de brilho e contraste e suavização. Estas técnicas visam melhorar a qualidade da imagem obtida na etapa de aquisição, a qual pode apresentar ruídos ou mesmo imperfeições oriundas do próprio processo de obtenção pelos dispositivos de captura [30].

Na fase de segmentação, aplicam-se algoritmos que visam extrair e identificar as regiões de interesse da imagem [30].

Na etapa de extração de características, utilizam-se estruturas de dados para armazenamento e manipulação dos objetos de interesse extraídos da imagem. Essas estruturas são chamadas de descritores. Os descritores, geralmente vetores de atributos numéricos, armazenam características dos objetos que permitem separá-los em categorias ou classes [31].

Por fim, temos a etapa de reconhecimento e interpretação, na qual os objetos caracterizados pelos descritores são identificados e rotulados (reconhecidos) e agrupados (interpretados) segundo características específicas comuns [30].

Um elemento muito importante, presente em todas as etapas do sistema, é a chamada base de conhecimento. Altamente dependente da aplicação e de complexidade variável, contém informações específicas sobre o domínio do problema, que auxiliam na realização das diversas tarefas [30].

## 4.3 Operações básicas com imagens

### 4.3.1 Operações pixel a pixel

As operações pixel a pixel são aquelas aplicadas a cada pixel de uma imagem. Elas podem ser descritas pela equação 4.4.

$$X \text{ opn } Y = Z, \quad (4.4)$$

onde *opn* é o tipo de operação [31].

Dadas imagens X e Y, de mesmo tamanho, o resultado das operações pixel a pixel

envolvendo as mesmas gera uma imagem Z, também de mesmo tamanho, onde cada pixel na posição (x, y) é o resultado de uma operação entre o pixel de mesma posição nas imagens X e Y (figura 4.3).

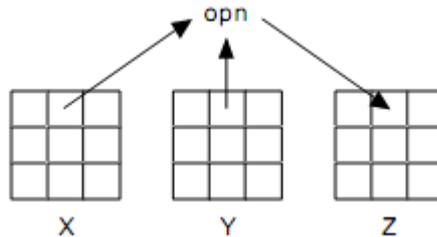


Figura 4.3: Operações pixel a pixel [31]

As operações pixel a pixel com imagens podem ser:

- Aritméticas: soma ( $f(x,y) + g(x, y)$ ), subtração ( $f(x,y) - g(x, y)$ ), multiplicação ( $f(x,y) * g(x, y)$ ), divisão ( $f(x,y) / g(x, y)$ );
- Lógicas: and ( $f(x,y) \text{ AND } g(x, y)$ ), or ( $f(x,y) \text{ OR } g(x, y)$ ), xor ( $f(x,y) \text{ XOR } g(x, y)$ ), not ( $f(x,y)$ ).

Ao se efetuar tais operações com imagens, podem ocorrer dois problemas: *overflow*, que é quando o resultado extrapola o maior valor de cinza, e *underflow*, que ocorre quando o resultado gera um valor de intensidade negativa para o pixel. A solução mais simples para estes problemas é truncar os valores. No caso de *overflow* trunca-se o valor do pixel para o maior valor de cinza (255). Para o *underflow*, trunca-se para o menor valor (0) [31].

### 4.3.2 Operações orientadas à vizinhança

Seja a matriz de intensidades de cinza correspondente a uma sub-região de uma imagem qualquer:

Z1	Z2	Z3
Z4	Z5	Z6
Z7	Z8	Z9

Consideremos também a matriz de coeficientes (máscara):

C1	C2	C3
C4	C5	C6
C7	C8	C9

Em operações orientadas à vizinhança, a máscara percorre toda a imagem realizando operações com as subimagens. A cada posição relativa da máscara sobre a subimagem, a intensidade do pixel central desta última ( $Z_5$ ) é substituído pelo valor obtido na fórmula que leva em conta a  $N_8(Z_5)$  vizinhança, de acordo com a equação 4.5.

$$Z = \sum_{i=1}^{i=9} Z_i * C_i \quad (4.5)$$

Esse processo é chamado de convolução e pode ser realizado conforme descrito pelo algoritmo 4.1[31].

```

1 x1 <= [m/2] //m: número de linhas da máscara
2 y1 <= [n/2] //n: número de colunas da máscara
3
4 para x = 0 até M - 1 //M: número de linhas da imagem de entrada
5   para y = 0 até N - 1 faça //N: número de colunas da imagem de
   entrada
6     soma <= 0
7     para i = -x1 até x1 faça
8       para j = -y1 até y1 faça
9         soma <= soma + w(i,j)*f(x-i,y-j)
10    g(x,y) <= soma //g(x,y): imagem resultante

```

Algoritmo 4.1: Processo de convolução.

## 4.4 Medidas Estatísticas Básicas de uma Imagem

### 4.4.1 Média

A média de uma imagem representa o nível médio de brilho da mesma. Sendo assim, uma imagem escura apresenta média baixa, enquanto uma imagem clara apresenta média alta. Considerando uma imagem digital monocromática  $f$ , com  $M$  linhas e  $N$  colunas, a média

amostral pode ser calculada segundo a equação 4.6, onde  $f(x,y)$  corresponde à intensidade de cinza do pixel na posição  $(x,y)$ .

$$m_f = \frac{1}{M*N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \quad (4.6)$$

#### 4.4.2 Variância

A variância de uma imagem indica as variações dos níveis de cinza da mesma com relação à sua média, ou seja, mede o seu contraste. Uma imagem que possui valor alto de variância possui alto contraste. Tal medida pode ser obtida pela equação 4.7.

$$v_f = \frac{1}{M*N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f(x, y) - m_f)^2 \quad (4.7)$$

### 4.5 Realce de imagens

#### 4.5.1 Categorias de Métodos de Realce

As aplicações, na maioria das vezes, requerem que as imagens sejam melhoradas ou realçadas para que possam ser processadas. Existem duas categorias de métodos empregados no realce de imagens: método espacial, que trabalha manipulando diretamente os pixels; e método no domínio da frequência, o qual, antes de realizar as operações, transforma a imagem para outra representação, utilizando a transformada de Fourier[30]. Neste trabalho nos interessa a primeira categoria. Para maiores informações sobre a segunda categoria, pode ser feita uma leitura no livro “Análise de Imagens Digitais: princípios, algoritmos e aplicações”, de Pedrini e Schwartz [30].

#### 4.5.2 Brilho e contraste de uma imagem

O *brilho* está associado com a intensidade luminosa de um raio de luz irradiado por uma fonte. A capacidade humana em distinguir vários níveis de brilho deve ser levada em conta quando se trabalha com imagens. Já o *contraste* é uma medida relativa da intensidade luminosa (luminância) por unidade de área. O contraste relaciona-se ao fato de que o brilho percebido de uma região depende fortemente da intensidade do fundo. Diz-se que uma imagem com bom contraste é aquela que permite discriminar melhor os níveis de cinza. Na

figura 4.4, apesar dos quadrados centrais possuírem o mesmo nível de cinza, parecem se tornar mais escuros à medida que os fundos ficam mais claros [30].

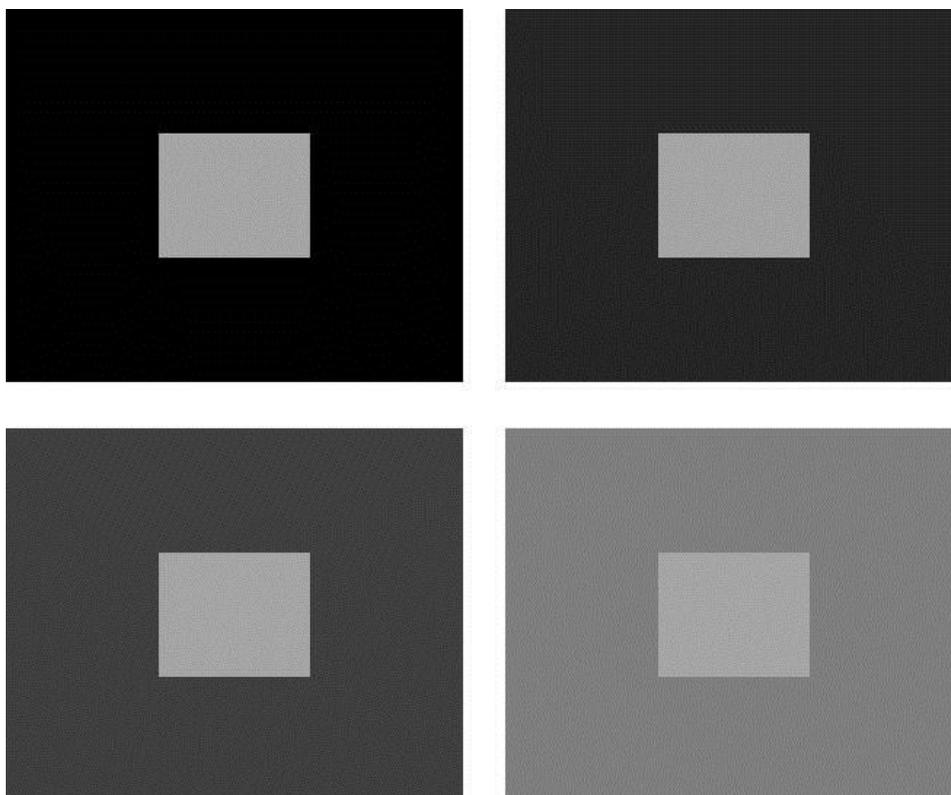


Figura 4.4: Exemplos de contraste

### 4.5.3 Histograma de uma imagem

O histograma de uma imagem consiste numa distribuição discreta de probabilidade dos níveis de cinza. Geralmente é representado por um gráfico de barras onde cada barra indica a percentagem ou o número de pixels da imagem que possuem determinado nível de cinza (tabela 4.1 e figura 4.5) [30].

Tabela 4.1: Tabela de níveis de cinza para uma imagem 128 x 128 com 8 níveis

Nível de Cinza	$n_k$	$p_r(r_k)$
0	1120	0,068
1/7	3214	0,196
2/7	4850	0,296
3/7	3425	0,209
4/7	1995	0,122
5/7	784	0,048
6/7	541	0,033
1	455	0,028
Total	16384	1

Na tabela 4.1  $r_k$  corresponde ao nível de cinza,  $n_k$  denota o número de pixels da imagem nesse nível e  $p_r(r_k)$  sua probabilidade, calculada pela divisão  $n_k/n$ , onde  $n$  é o número total de pixels na imagem e  $0 \leq k \leq 7$ .

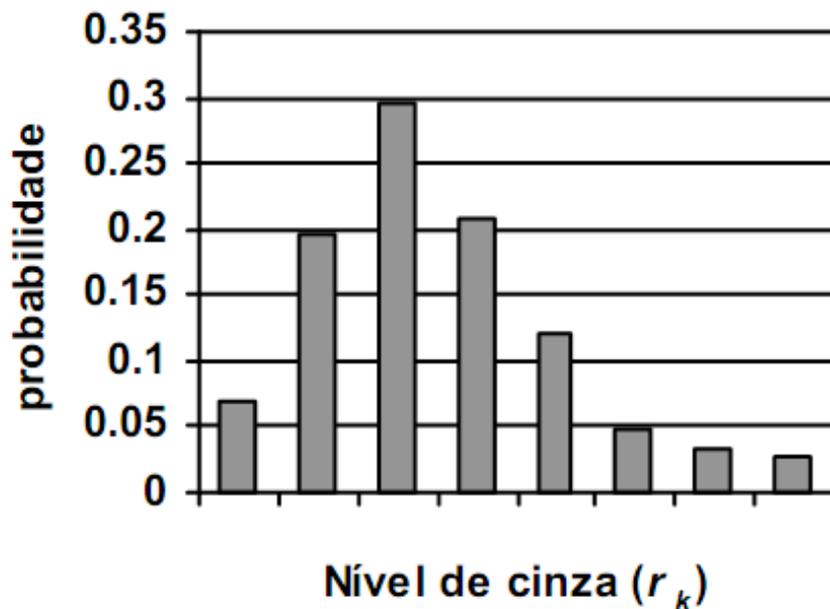


Figura 4.5: Histograma correspondente à tabela de níveis de cinza (tabela 4.1).

Por meio do histograma podem ser extraídas diversas informações estatísticas como brilho médio, variância, etc. Também é possível analisar o brilho e contraste de imagens. Uma imagem predominantemente escura apresenta maior concentração de pixels nos valores baixos de cinza, ou seja, possui pouco brilho (figura 4.6a). Já uma imagem clara apresenta um número maior de pixels com valores altos de cinza (figura 4.6b) [31]. Diz-se que uma imagem apresenta baixo contraste quando a escala de níveis de cinza é estreita, ou seja, está concentrada em alguma região do histograma (figura 4.6c). Por fim, uma imagem de alto contraste é aquela que apresenta uma distribuição mais uniforme da escala de intensidades de cinza (figura 4.6d).

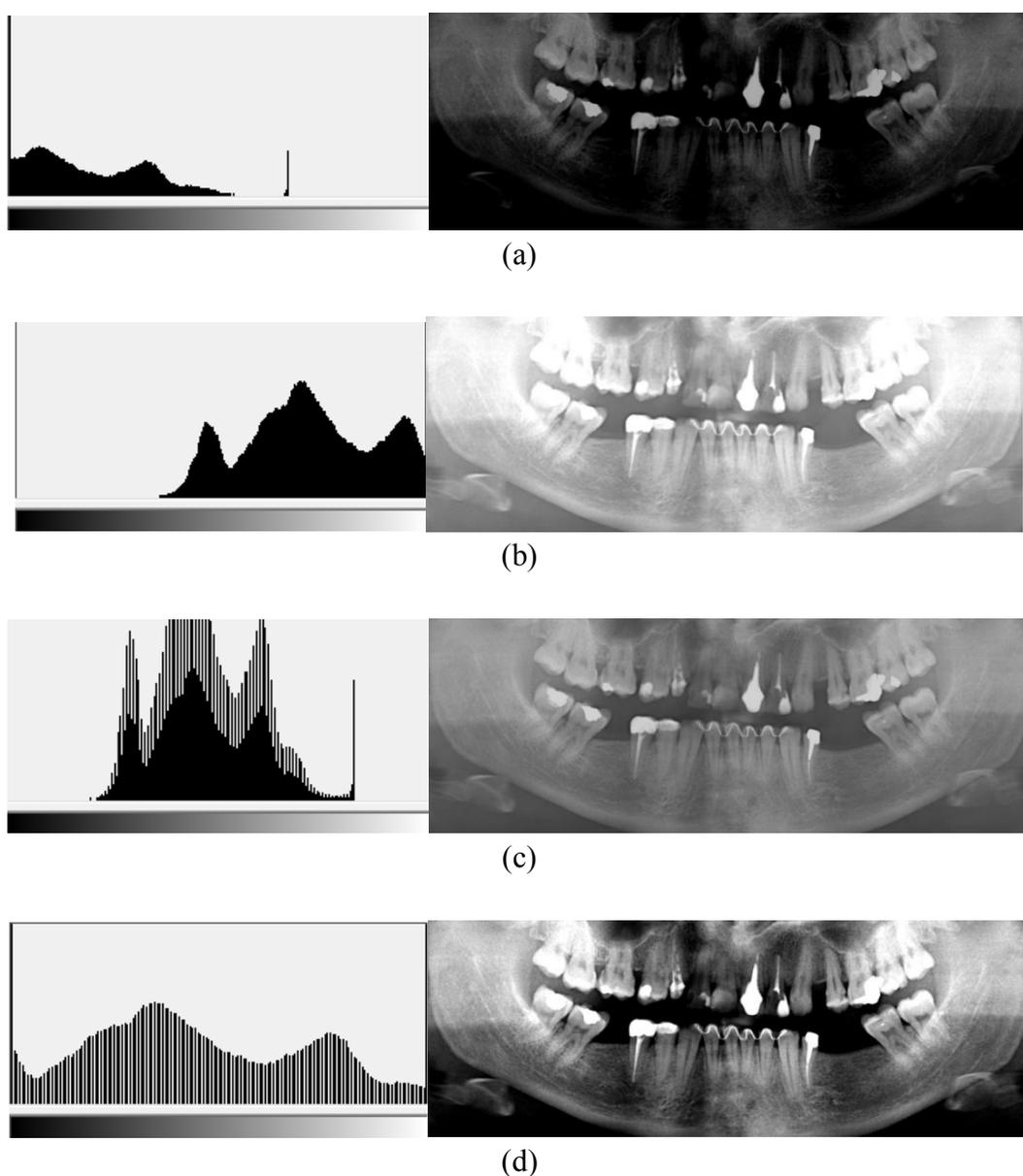


Figura 4.6: Histogramas de imagens de pouco brilho (a), muito brilho (b), baixo contraste (c), alto contraste (d).

#### 4.5.4 Transformações de Intensidade

As transformações de intensidade permitem ajustar o brilho e o contraste de imagens. Seja  $f$  o nível de cinza normalizado de uma imagem. Esse valor sempre pertencerá ao intervalo  $[0, 1]$ , onde 0 representa um pixel preto e 1 representa um pixel branco. As transformações são do tipo mostrado na equação 4.8 [31].

$$g = T(f) \quad (4.8),$$

onde  $g$  é o novo valor do pixel na imagem de destino após aplicar-se a função de transformação de intensidade  $T$ . O novo valor de intensidade do pixel também se encontra no intervalo  $[0,1]$  [31].

A função  $T$  pode ser tanto linear como não-linear. As transformações lineares de intensidade geralmente são as mais utilizadas e possuem a forma descrita na equação 4.9.

$$g = c*f + b \quad (4.9),$$

onde  $c$  regula o contraste da imagem e  $b$  ajusta o seu brilho. Na figura 4.7 são mostrados alguns gráficos de transformações lineares e seus respectivos valores de controle de brilho e contraste.

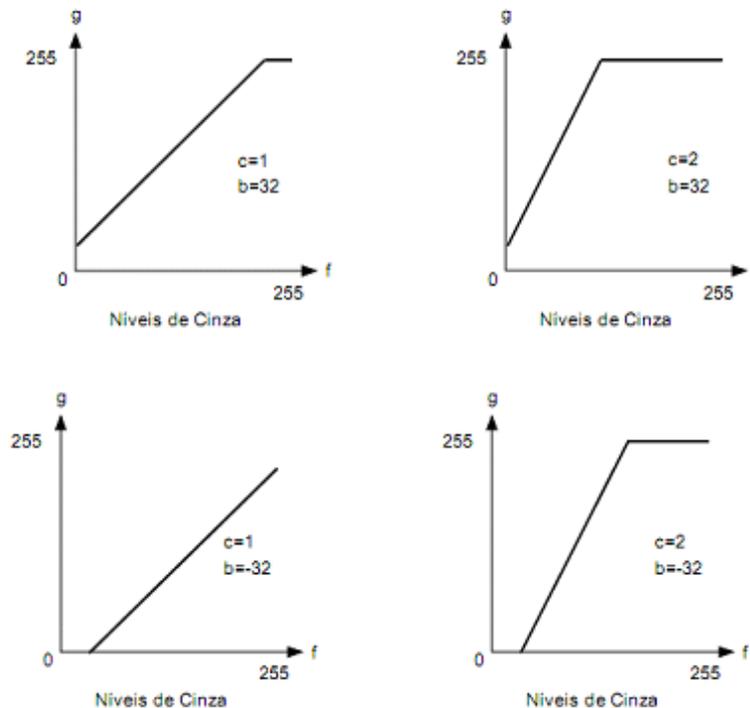


Figura 4.7: Exemplos de transformações lineares de intensidade [31]

#### 4.5.4.1 Auto-escala

A auto-escala (equação 4.10) é um tipo de transformação linear de intensidade que melhora o contraste de uma imagem, ou seja, distribui melhor as intensidades de cinza expandindo a escala de modo que a mesma ocupe todo o intervalo possível.

$$g = \frac{255}{f_{max} - f_{min}} (f - f_{min}) \quad (4.10),$$

onde  $f$  é a intensidade do pixel e  $f_{max}$  e  $f_{min}$  são, respectivamente, os valores máximo e mínimo de intensidades de cinza presentes na imagem.

Apesar desta transformação melhorar consideravelmente o contraste, ela sofre com o problema de pixels periféricos com valores muito altos ou muito baixos e que ocorrem muito pouco na imagem. Eles podem tornar a escala menos representativa. Uma abordagem mais robusta seria obter o histograma da imagem e selecionar  $f_{max}$  e  $f_{min}$  baseando-se, respectivamente, nos percentis 5 e 95 deste, ou seja, 5% dos menores pixels da imagem de saída serão truncados para o novo  $f_{min}$  e 5% dos maiores pixels serão truncados para o novo  $f_{max}$  [32].

A figura 4.8 mostra uma imagem antes e depois de passar pelo processo de auto-escala. O resultado é uma melhora significativa no contraste, permitindo distinguir melhor os elementos que a compõem.

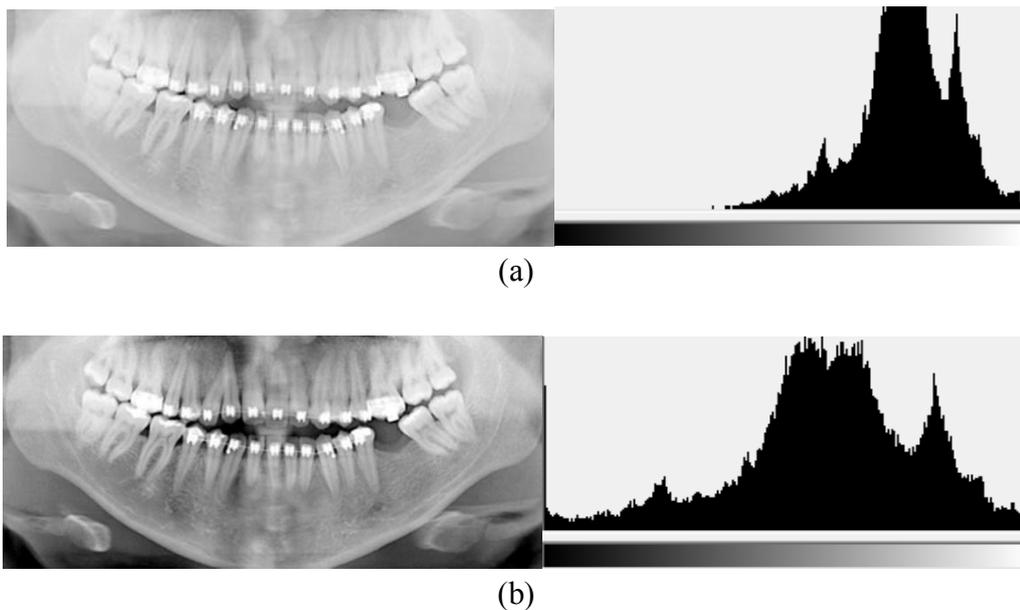


Figura 4.8: Imagem antes (a) e depois (b) do processo de auto-escala.

#### 4.5.4.2 Uniformização de média e variância

Muitas vezes é necessário “compatibilizar” os níveis de cinza de imagens para poder analisá-las dentro das mesmas condições [33]. Nesse sentido, nos é útil o método de Uniformização de Médias e Variâncias (UMV). O mesmo iguala as médias e variâncias de duas imagens por meio de uma transformação linear de intensidade (equação 4.8) com os fatores  $c = \text{ganho}$  e  $b = \text{offset}$ . A imagem que se deseja ajustar é dita imagem de ajuste enquanto a imagem com a qual se vai igualar chama-se imagem de referência [33].

O fator *offset* regula o brilho da imagem de ajuste e é obtido pela equação 4.11.

$$\text{offset} = \sqrt{\sigma_R^2 / \sigma_S^2} \quad (4.11),$$

onde  $\sigma_R^2$  e  $\sigma_S^2$  correspondem, respectivamente, à variância das imagens de referência e de ajuste. Já o fator ganho, regula o contraste da imagem de ajuste e é obtido pela equação 4.12.

$$\text{ganho} = \mu_R - \left( \sqrt{\sigma_R^2 / \sigma_S^2} * \mu_S \right) \quad (4.12),$$

onde  $\mu_R$  e  $\mu_S$  correspondem, respectivamente, à média das imagens de referência e de ajuste.

#### 4.5.5. Limiarização (*Thresholding*)

A limiarização ou *thresholding* é um processo que separa uma imagem em classes, destacando os elementos pertencentes a cada uma delas.

A técnica consiste no particionamento do histograma em K intervalos de acordo com K-1 valores limites denominados limiares ( $T_1 < T_2 < T_{k-1}$ ). A cada intervalo é atribuído um nível de cinza. Na imagem de saída, cada pixel  $f(x,y)$  pertencente à imagem de entrada é mapeado para um novo valor de cinza  $g(x,y)$  correspondente ao intervalo ao qual este pixel pertence.

Um exemplo de limiarização pode ser observado na figura 4.9. A imagem 4.9a foi dividida em duas classes [31]:

$$g(x, y) = \begin{cases} 255, & \text{se } f(x, y) \geq (T = 105) \\ 0, & \text{se } f(x, y) < (T = 105) \end{cases} \quad (4.13)$$

A imagem da figura 4.9a foi dividida em duas classes: dentes (1) ( $T \geq 105$ ) e tecido ósseo alveolar (2) ( $T < 105$ ), onde (b) representa a imagem limiarizada, (c) é o histograma da imagem original e (d) é o histograma da imagem limiarizada.

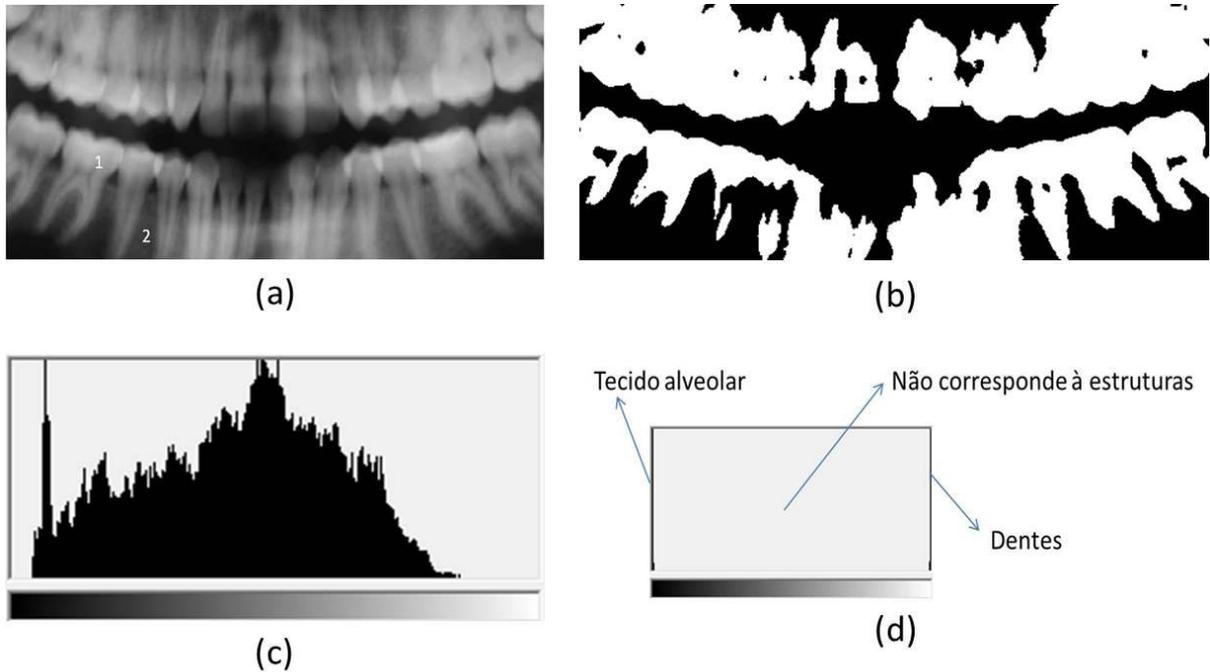


Figura 4.9: Limiarização de uma imagem radiográfica.

A imagem gerada ao final do processo de limiarização costuma ser chamada de imagem binária[31].

# Capítulo 5

## Trabalhos correlatos

### 5.1 Jaw-X: um método para classificação de risco de osteoporose utilizando imagens digitais

O Jaw-X (figura 5.1) é um software comercial que tem por objetivo determinar a qualidade óssea e o risco de osteoporose utilizando radiografias digitais.

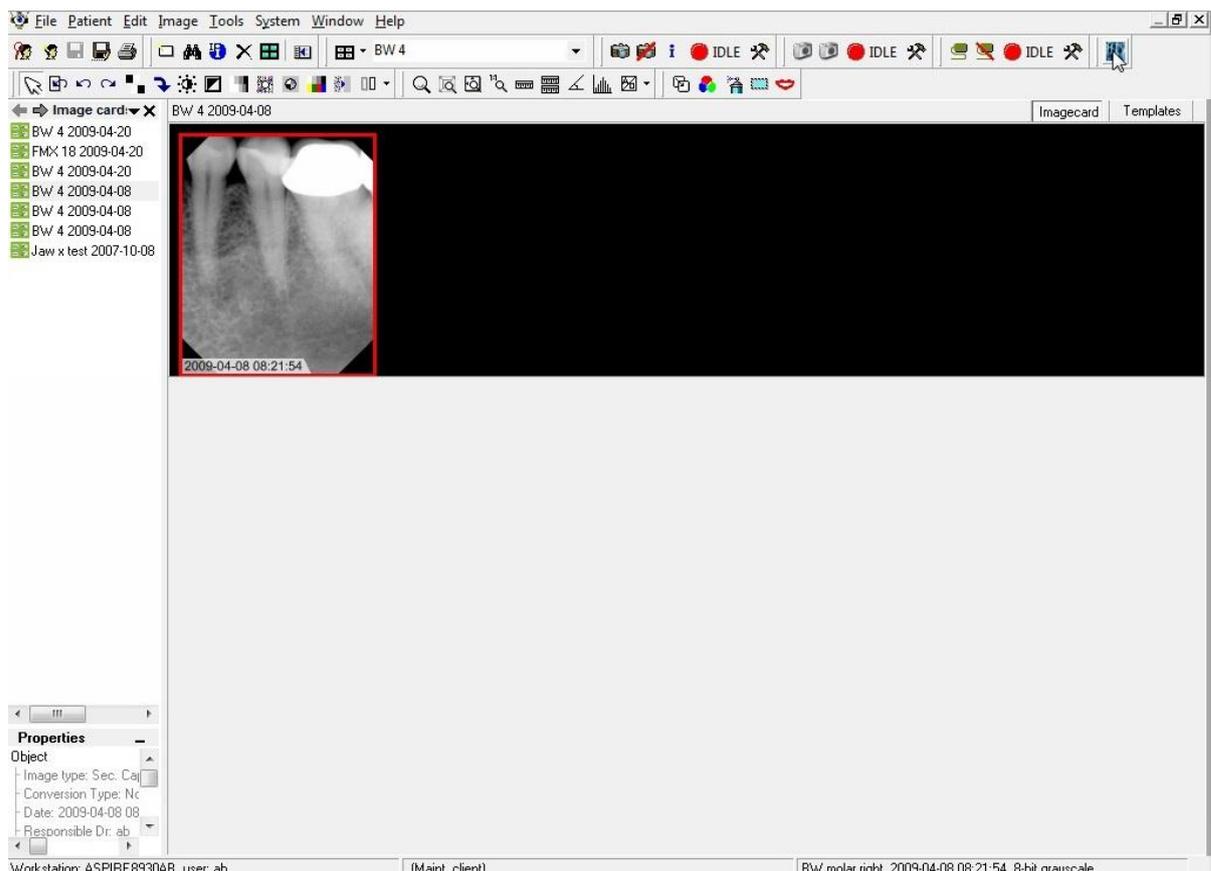


Figura 5.1: O software Jaw-X

#### 5.1.1 Método

O método do Jaw-X foi desenvolvido em conjunto com a Universidade Malmo, na Suécia, e baseia-se nas conclusões de parte dos resultados do *European*

*CollaborationOsteodent Project*, que demonstrou haver grande correlação entre a osteoporose na coluna lombar e quadril com as regiões dos pré-molares inferiores. A técnica consiste basicamente em aplicar vários processamentos sobre a região pré-molar, de modo a identificar as trabéculas ósseas e assim mensurar a densidade das mesmas em tal área [5].

Uma imagem JPEG (256 tons de cinza) ou TIFF (8, 10, 12 ou 16 bits) da mandíbula é carregada no software e uma região de interesse (ROI) entre os pré-molares é selecionada manualmente pelo usuário (figura 5.2). Uma sequência de filtros é aplicada na amostra de modo a eliminar o ruído e realçar a estrutura trabecular, gerando uma imagem binária com duas classes: lacunas (espaços menos mineralizados da matriz) e trabéculas. Nessa imagem binária é aplicada uma transformação de distância cujo resultado é um mapa de distâncias onde cada pixel pertencente a uma trabécula contém a menor distância para uma lacuna óssea. Os 20 maiores valores desse mapa, correspondentes às maiores lacunas presentes na estrutura óssea, são encontrados e combinados com o valor médio de cinza em uma vizinhança 3x3 do pixel na imagem de entrada, antes de ter sofrido os processamentos. Durante a revisão de literatura não foi possível encontrar a informação a respeito de como esses valores são combinados, apenas que geram como resultado final um indicador adimensional (sem unidade de medida) que representa o tamanho e a intensidade dos espaços entre as trabéculas. Quanto maiores os espaços, maior o indicador e mais chances o paciente tem de estar com osteoporose. [5].

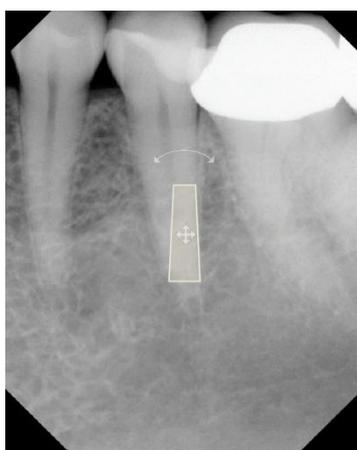


Figura 5.2: Marcador da área de interesse (ROI) do software Jaw-X

### 5.1.2 Resultados

A alta correlação (95%) existente entre os valores dos exames DXA dos mesmos pacientes do projeto Osteodent e os valores de densidade trabecular da mandíbula utilizando o método do Jaw-X mostrou ser possível a realização da análise de densidade óssea por meio de

imagens de raios-X. Os valores de densidade trabecular foram relacionados em uma escala (tabela 5.1) que indica se o paciente tem osteoporose, osteopenia ou se é saudável [5].

Tabela 5.1: Valores Jaw-X correspondentes em T-Score (DXA) [5]

Densidade óssea	T-Score	Jaw-X
Normal	$> -1 \text{ SD}$	$< 6200$
Osteopenia	$-2,5 \text{ SD até } -1,0 \text{ SD}$	6200 até 6500
Osteoporose	$< -2,5 \text{ SD}$	$> 6500$

## **5.2. Estudo comparativo das densidades dos ossos hamato, capitato e escafóide por meio de radiografias digitalizadas como um método para estimativa da idade óssea**

Outro trabalho que se assemelha com a presente pesquisa trata-se da tese de Vitor José Bazzo, apresentada à Faculdade de Odontologia da Universidade de São Paulo (USP) para obtenção do título de doutor junto ao Programa de Pós-graduação em Odontologia na Área de Concentração em Diagnóstico Bucal (Sub-área de Radiologia). O mesmo teve como objetivo verificar a possibilidade de estimar a idade óssea de pacientes do sexo masculino e feminino entre 7 e 18 anos por meio da densidade radiográfica de três ossos da mão (capitato, escafóide e hamato). As imagens utilizadas nesse estudo foram obtidas por meio da digitalização de radiografias convencionais [34].

### **5.2.1 Método**

Para a imagem de cada osso, utilizando-se o programa Adobe Photoshop 6®, foi obtido o histograma e os valores de média, mediana e desvio padrão correspondentes a uma região de interesse selecionada. Posteriormente, realizou-se uma análise estatística dos dados colhidos [34].

Na figura 5.3 observa-se uma área retangular tracejada sobre o osso hamato, indicando a região para qual foi construído o histograma e calculadas as medidas estatísticas como a média, desvio-padrão, mediana e o número de pixels (figura 5.4).



Figura 5.3: Radiografia digitalizada de mão e punho, de paciente do sexo feminino, com 13 anos de idade [34].



Figura 5.4: Resultado do histograma na análise do osso hamato [34]

### **5.2.2 Resultados**

As médias se apresentaram estatisticamente semelhantes para o sexo masculino apenas na comparação entre os ossos capitato e hamato. Já no caso feminino, observou-se desigualdades estatísticas em todas as comparações. A correlação significativa entre média de densidade óssea e idade cronológica ocorreu apenas para o osso hamato no gênero masculino [34].

# Capítulo 6

## Materiais e Métodos

### 6.1. Materiais

#### 6.1.1 HP Deskjet F4400

Impressora multifuncional utilizada na digitalização das radiografias panorâmicas convencionais. O scanner possui as seguintes especificações:

**Tipo de digitalização:** Base plana

**Resolução ótica de digitalização:** Até 1200 dpi

**Profundidade de bits:** 48 bits

**Tamanho da digitalização no scanner de mesa (máximo):** 216 x 297 mm

#### 6.1.2 Microsoft Office Excel 2007

Software utilizado na tabulação dos dados referentes às radiografias (número, sexo, idade) e também para a tabulação dos resultados obtidos com os processamentos das amostras. Foi utilizada uma versão de avaliação do programa.

#### 6.1.3 Corel PHOTO-PAINT X4

Programa de manipulação de imagens utilizado para a conversão das imagens das radiografias do formato BMP em RGB 24 bits para BMP em escala de cinza 8 bits, no caso das convencionais digitalizadas; e de JPG escala de cinza 8 bits para BMP escala de cinza 8 bits, no caso das digitais. Tal conversão foi necessária devido ao fato de que o software desenvolvido neste trabalho trabalha somente com o formato BMP em escala de cinza 8 bits. Como os dados de cor não interessam à pesquisa, e as imagens utilizadas não possuem compressão, não há perda de informação relevante. Além do mais, as radiografias panorâmicas geralmente possuem os três canais de cor com mesma intensidade,

caracterizando uma imagem em tons de cinza, só que armazenada em formato RGB.

#### **6.1.4 Microsoft Visual C# 2010 Express**

O software produto desta pesquisa foi desenvolvido na linguagem C# utilizando a IDE de desenvolvimento Microsoft Visual C# 2010 Express, obtida gratuitamente em [35].

#### **6.1.5 MINITAB Release 13.20**

Software utilizado na realização das análises estatísticas comparativas dos resultados dos processamentos das amostras tabulados em planilha do Excel. Foi utilizada uma versão de avaliação do programa, obtida em [36].

#### **6.1.6 Radiografias Convencionais**

Foram adquiridas 276 radiografias panorâmicas convencionais da Clínica Odontológica da Universidade Estadual do Paraná (Unioeste). No entanto muitas foram descartadas, por não atenderem aos critérios radiográficos que caracterizam uma boa radiografia (seção 3.4). Restaram 51 radiografias, das quais 14 mulheres e 37 homens. Todos os pacientes tinham idade maior ou igual a 18 anos e apresentavam-se clinicamente saudáveis, ou seja, não continham em seu prontuário registro de qualquer fator, diferente da idade, que pudesse interferir na atividade óssea, como consumo de bebida alcoólica, prática de tabagismo, tratamento hormonal, utilização de medicamentos anticoncepcionais e portabilidade comprovada de osteoporose. O aparelho de raios-X panorâmico utilizado na Unioeste tem as seguintes especificações:

**Nome:** ROTOGRAPH PLUS

**Fabricante:** Villa Sistemi Medicali s.r.l - 20090 Buccinasco ( MI) Italy

**Voltagem na linha de entrada:** 120V, 220 e 240V

**Frequência:** 50/60 Hz

**Corrente Máxima a 120V:** 10 A

**Corrente Máxima a 220V:** 5A

**Potência:** 1,5 kVA

**Processadora:** modelo Aconsermed 36A, nacional, fabricada em Curitiba-PR pela Indústria

do mesmo nome: Aconsermed.

As radiografias obtidas com este aparelho foram digitalizadas em modo foto (BMP colorido 24 bits) a uma resolução de 300 dpi, utilizando o scanner de uma impressora multifuncional HP (seção 6.1.1).

### **6.1.7 Radiografias Digitais**

Foram utilizadas 42 radiografias da Clínica de Radiologia Oral Diagnose de Cascavel, das quais 25 mulheres e 17 homens. Todos os pacientes também tinham idade maior ou igual a 18 anos e apresentavam-se clinicamente saudáveis. No caso das radiografias digitais não foi necessário levar em consideração critérios de qualidade radiográfica, visto que, naturalmente esse tipo de radiografia já se apresenta com boa definição e o dispositivo de aquisição da referida clínica já se encontrava calibrado para produzir imagens em condições ideais de brilho e contraste.

As radiografias feitas neste aparelho foram obtidas a 300 dpi e apresentavam-se em formato JPG em escala de cinza com profundidade de 8 bits.

### **6.1.8 Amostragem e processamentos das amostras**

O código-fonte e detalhes de implementação dos algoritmos utilizados na amostragem e processamentos das amostras encontram-se no apêndice A.

## **6.2 Método**

O método empregado neste estudo consistiu na avaliação da densidade óssea de pacientes adultos clinicamente saudáveis (seção 6.1.6) em diferentes faixas etárias e na avaliação comparativa das densidades ósseas de diferentes regiões da mandíbula. O intuito foi estabelecer uma escala de normalidade para a massa óssea. Para expressar numericamente essa densidade, classificaram-se os pixels das amostras em trabeculares e não trabeculares (espaços entre trabéculas, ou seja, regiões menos mineralizadas da matriz óssea). Deste modo, um osso com um número maior de pixels trabeculares possui maior massa óssea e, conseqüentemente, maior densidade. Na seção 6.2.4.3 são dados maiores detalhes a respeito dos critérios considerados para a classificação dos pixels.

### 6.2.1 Amostras

Para ambos os conjuntos de radiografias a amostragem foi realizada no osso da mandíbula, que foi dividido em duas macro-regiões: centro (corpo mandibular, onde se localiza a arcada dentária inferior) e laterais (ramos da mandíbula), como é mostrado na figura 6.1. Cada macro-região então foi subdividida nas sub-regiões esquerda e direita (tabela 6.1). Uma amostra de 30 x 50 pixels (totalizando 1500 pixels) foi coletada de cada uma dessas sub-regiões (figura 6.1). Inicialmente pretendia-se coletar amostras também da maxila, porém a baixa qualidade das radiografias convencionais inviabilizou esse procedimento.

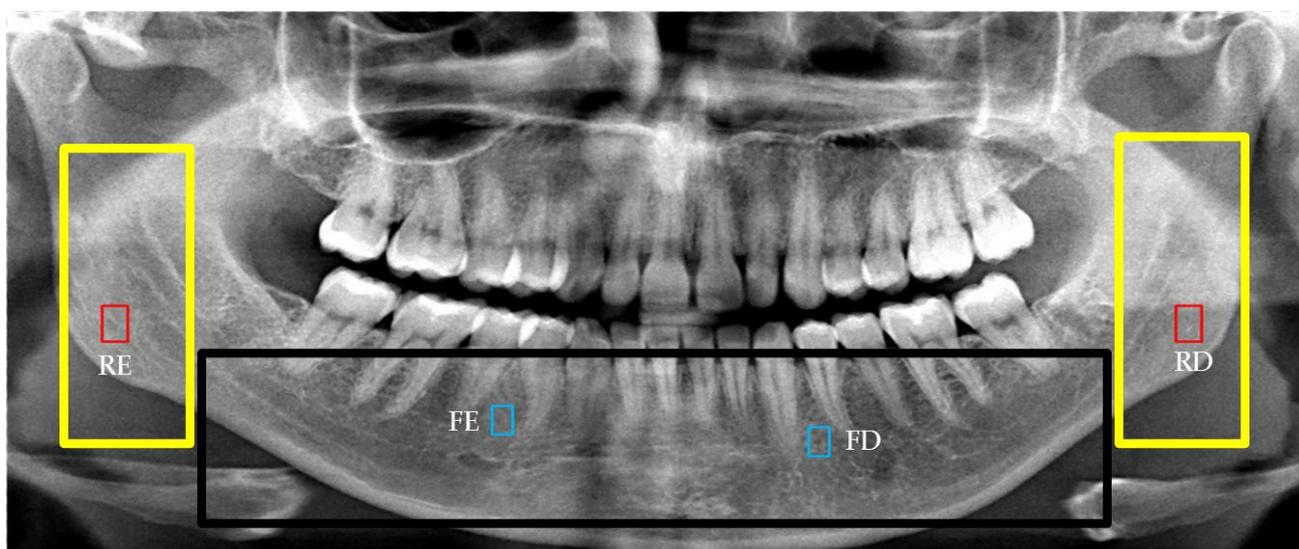


Figura 6.1: Áreas de amostragem. Laterais (retângulos amarelos) e centro (retângulo preto). Os retângulos vermelhos e azuis representam exemplos de amostras de cada sub-região.

Tabela 6.1: Sub-regiões de Amostragem na Mandíbula (figura 6.1)

Macro-região	Sub-região	Descrição
CENTRO	FD	Região frontal da mandíbula, entre o dente canino e pré-molares, no lado direito
	FE	Região frontal da mandíbula, entre o dente canino e pré-molares, no lado esquerdo.
LATERAL	RD	Região correspondente ao ramo da mandíbula no lado direito.
	RE	Região correspondente ao ramo da mandíbula no lado esquerdo.

A amostragem de regiões distintas foi realizada para tentar verificar se a metodologia é capaz de confirmar a informação de que diferentes regiões de um mesmo osso podem diferir quanto à densidade, segundo a atividade óssea no local (seção 2.1).

Procurou-se, sempre que possível, para subáreas simétricas, como a lateral esquerda e direita, amostrar uma mesma posição relativa. Quando isso não era possível, principalmente no caso das radiografias convencionais, a amostragem foi realizada na região mais próxima. O intuito dessa regra foi unir (média simples) os resultados dessas subáreas simétricas, os quais se espera serem estatisticamente iguais, permitindo uma diminuição do número de análises e proporcionando um valor representativo para cada macro-região.

O principal fator de influência da densidade óssea levado em consideração nesta pesquisa foi a idade dos pacientes. Por esse motivo, somente foram obtidas radiografias de adultos clinicamente saudáveis. Considerando tal fator, as mesmas foram divididas em grupos, objetivando a comparação de resultados que permitisse estabelecer uma escala de valores de normalidade de densidade, tendo como base, assim como no exame DXA, os valores do grupo de jovens adultos, no qual se espera que a densidade seja maior. Inicialmente foi proposta a seguinte divisão:

20 – 34 anos: grupo com alta densidade óssea

35 a 44: grupo osteopenia (adultos propensos à redução da massa óssea)

>= 45: grupo de risco (alto risco de perda óssea)

Infelizmente, devido à presença de um pequeno número de radiografias de indivíduos com mais de 50 anos, especialmente mulheres, o que impediria uma avaliação precisa e confiável, optou-se pela união do segundo e terceiro grupos, ficando:

20 – 34 anos: grupo I (adultos jovens)

> 34: grupo II (adultos propensos à redução da massa óssea)

Pretendia-se também subdividir cada grupo em homens e mulheres, visto que o sexo é um fator não modificável que também influencia na densidade óssea, principalmente na comparação de mulheres na menopausa (a partir dos 50 anos) e mulheres que não se encontram na menopausa (seção 2.2). No entanto, o número reduzido de amostras por gênero resultante inviabilizou tal divisão.

As análises estatísticas realizadas foram:

- Teste de normalidade de médias das amostras das sub-regiões direita e esquerda de cada macro-região: verificar a possibilidade de aplicação do teste de igualdade de médias (ANOVA) e permitir tirar conclusões gerais válidas para todo o conjunto de dados.
- Teste de igualdade de médias (ANOVA) das sub-regiões direita e esquerda de cada macro-região: verificar a possibilidade de unir os resultados por uma média simples, que representaria a macro-região.
- Teste de igualdade de médias entre grupos: verificar se as densidades ósseas variam em função das faixas etárias.
- Teste de igualdade de médias entre macro-regiões: para verificar a afirmação de que diferentes regiões de um mesmo osso podem apresentar densidades distintas.

### **6.2.2 Tipos de Imagens**

Foram utilizados dois tipos de imagens radiográficas: convencionais e digitais. O objetivo foi verificar se os dois conjuntos apresentariam o mesmo comportamento, o que permitiria criar um parâmetro de avaliação de densidade único e válido para ambas as categorias.

### 6.2.3 Tratamento das Imagens

Com o objetivo de compensar as diferenças entre as imagens, oriundas dos dispositivos de aquisição, foi aplicado uma Uniformização de Média e Variância (UMV) para cada conjunto de radiografias, tendo como referência de ajuste em cada grupo uma radiografia com boa definição, que passou por um processo de auto-escala (*stretch*) com percentil de 1%, o qual proporciona um equilíbrio de contraste e coloca todas as imagens restantes (de ajuste) numa mesma escala (mesma faixa de distribuição de cores). Esta etapa está ilustrada na figura 6.2. Apesar de dispensável, o tratamento pelo qual todas as imagens passaram ajudou a melhorar a qualidade visual (brilho e contraste) de algumas radiografias, realçando as estruturas presentes nas mesmas.

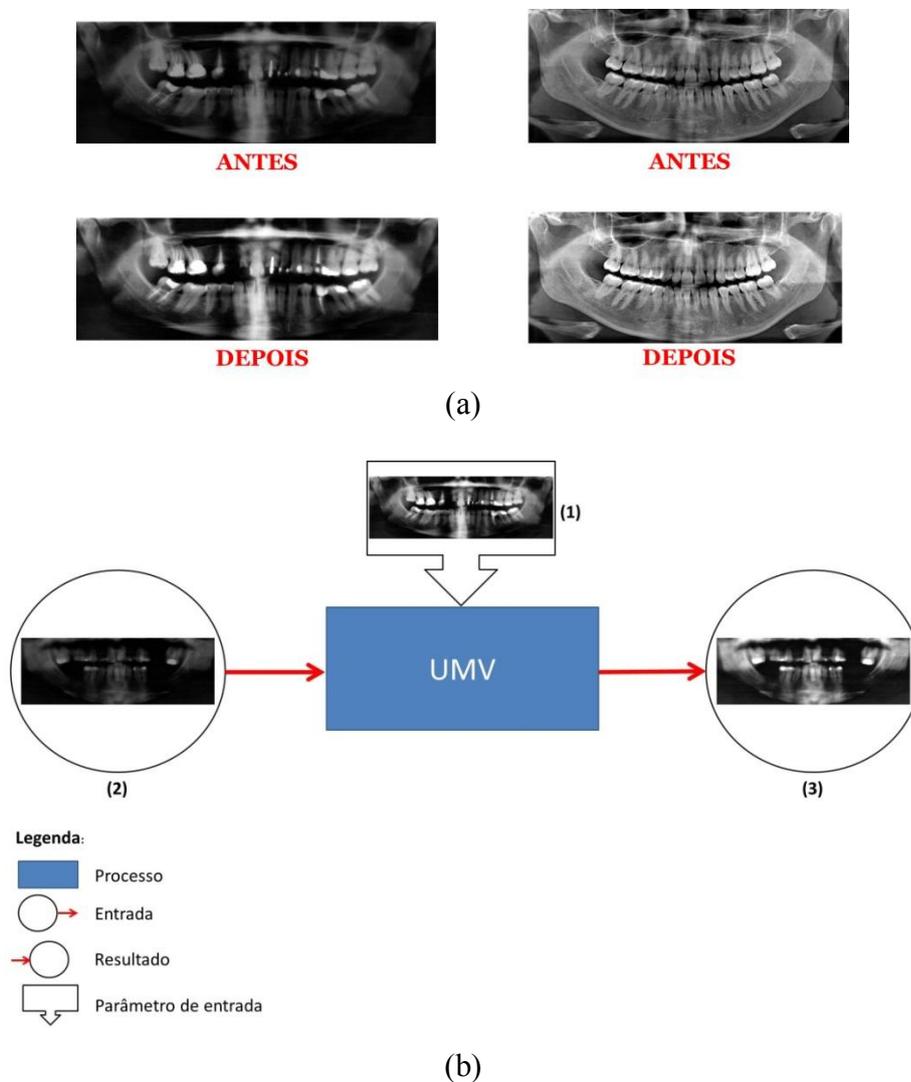


Figura 6.2: (a) Auto-escala nas imagens de referência para ambos os conjuntos de radiografias: convencionais (esquerda) e digitais (direita). (b) Uniformização de Média e Variância para o conjunto de radiografias convencionais: Imagem de referência (1), Imagem antes do ajuste (2), Imagem ajustada (3).

## 6.2.4 Coleta e processamento das amostras

### 6.2.4.1 Segmentação

Após o processo de uniformização foram colhidas amostras de ambas as sub-regiões (direita e esquerda) para cada macro-região, tanto para as radiografias digitais quanto para as convencionais. As médias de cinza dessas amostras foram então tabuladas em planilha do Excel.

Após esta etapa realizou-se um teste de normalidade de médias de cada sub-região. Sendo estes conjuntos normais, aplicou-se um teste de variância, o qual resultou na aceitação da hipótese de igualdade estatística das médias das sub-regiões para ambos os conjuntos de radiografias.

Considerando a igualdade estatística das médias das sub-regiões FD e FE e das sub-regiões ME e MD, construiu-se um intervalo de normalidade de nível de cinza para cada uma das macro-regiões, conforme a equação 6.1. O objetivo deste procedimento foi facilitar a amostragem pelo usuário e garantir que a área de coleta não sofresse de falta (regiões demasiadamente escuras) nem de excesso (regiões demasiadamente claras) de informação. Construído o intervalo para cada macro-região, todas as imagens foram submetidas a um processo de segmentação onde, estando o valor de cada pixel contido no intervalo calculado, o pixel de mesma posição na imagem de saída permanecia com este valor, caso contrário, recebia o valor 0 (figura 6.3).

$$I = [\mu - 2*\delta, \mu + 2* \delta] \quad (6.1),$$

onde:

$\mu$ : Média de cinza geral das amostras da macro-região

$\delta$ : desvio-padrão do conjunto de médias de cinza da macro-região

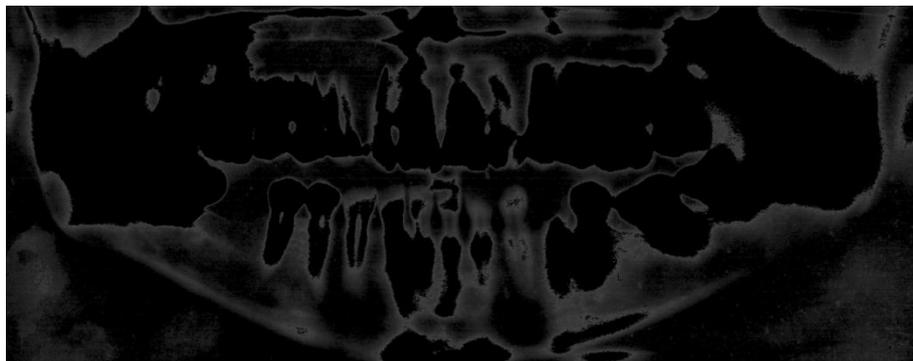


Figura 6.3: Exemplo de imagem de saída (macro-região centro da mandíbula para radiografia convencional) resultante do processo de segmentação

Ao realizar a amostragem no software desenvolvido, o pesquisador direciona sua coleta na imagem segmentada, ampliando a região de interesse na imagem uniformizada, sob a qual a amostra é coletada (figura 6.4).

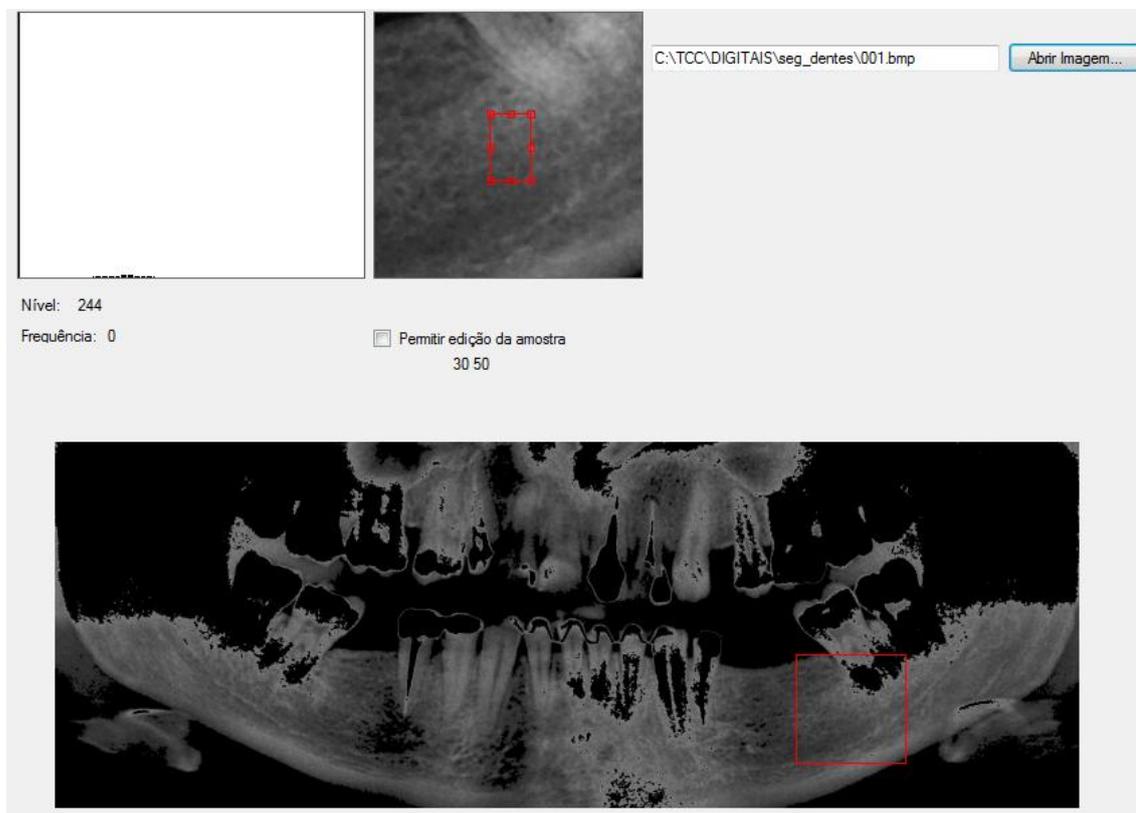


Figura 6.4: Funcionalidade de amostragem do software desenvolvido

#### 6.2.4.2 Reamostragem com auto-escala

Concluída a coleta das amostras efetuou-se o processamento das mesmas agrupando MD com ME e FD com FE, ou seja, foram obtidos dois grupos de amostras. Todas elas sofreram a transformação de auto-escala para ficarem em uma mesma faixa de variação de cinza. Posteriormente a média dos tons de cinza de cada amostra foi calculada e tabulada em planilha do Excel. Assim como na primeira amostragem, calculou-se a média geral dos dois grupos de amostras, resultando numa média representativa para cada macro-região. Desta vez não se fizeram necessárias análises estatísticas de normalidade e igualdade de médias, pois as novas amostras, antes de sofrerem auto-escala, foram coletadas dentro de um intervalo normal pré-estabelecido e o processo de auto-escala é linear. Em outras palavras, mesmo depois desse processo, as médias dos tons de cinzas das amostras coletadas nas regiões MD e ME seguem distribuição normal e são iguais estatisticamente. O mesmo acontece com as amostras

coletadas nas regiões FD e FE.

### 6.2.4.3 UMV das amostras e contagem de pixels trabeculares

Na etapa seguinte cada amostra da região do ramo mandibular (MD e ME) e da região frontal da mandíbula (FD e FE) foi submetida à uniformização de média e variância. Assim, suas médias e variâncias foram igualadas às médias e variâncias globais das duas regiões citadas anteriormente. Empregou-se este procedimento para colocar todas as amostras em uma mesma condição de comparação; deste modo a variabilidade dos níveis de cinza não interfere na contagem dos pixels trabeculares, somente a conectividade dos mesmos. Os pixels considerados trabeculares mantêm seu tom de cinza enquanto os outros assumem valor 0.

Considerou-se como trabeculares os pixels que possuem três ou mais vizinhos (figura 6.5) e que atendem ao critério de similaridade. A escolha desse valor mínimo equivale à média menos um do número de pixels da 8-vizinhança. Caso fosse escolhido um valor muito pequeno para o número de vizinhos, muitos pixels seriam classificados como trabeculares, inclusive ruídos presentes na imagem. Já se fosse escolhido um valor muito alto, alguns pixels trabeculares poderiam não ser classificados como tal. O critério de similaridade consistiu no nível de cinza do pixel ser maior ou igual à média dos tons de cinza das amostras do grupo I (adultos jovens) que passaram pela auto-escala.

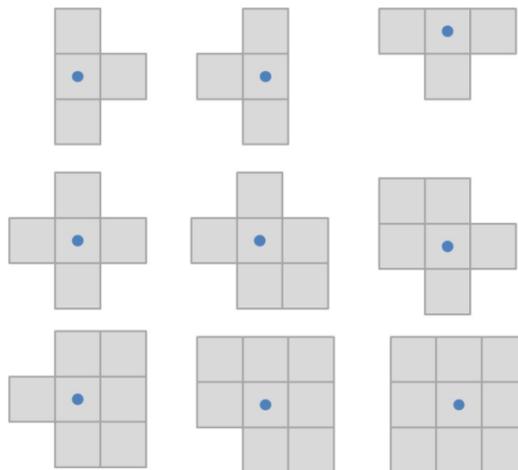


Figura 6.5: Exemplos de pixels trabeculares (representados pelos quadrados com círculo azul em seu centro)

Escolheu-se este parâmetro pelo fato do grupo I constituir-se como a base de

comparação, tal como no exame de densitometria. A média extraída deve representar uma trabécula saudável (mais espessa). Sendo assim, espera-se contabilizar mais pixels trabeculares no grupo I do que no grupo II.

A contagem dos pixels trabeculares das regiões MD, ME, FD e FE obtida nesta etapa, assim como nas anteriores, foram tabulados em planilha do Excel. Como etapa final do processo de aquisição de dados, calcularam-se duas médias aritméticas simples da contagem dos pixels trabeculares. Uma para a região agrupada MD e ME e outra para a região agrupada FD e FE. Estes resultados foram então utilizados nas análises estatísticas realizadas no software MINITAB.

A figura 6.6 apresenta o fluxograma dos processos pelos quais as amostras foram submetidas desde a reamostragem pós-segmentação até a contabilização dos pixels trabeculares.

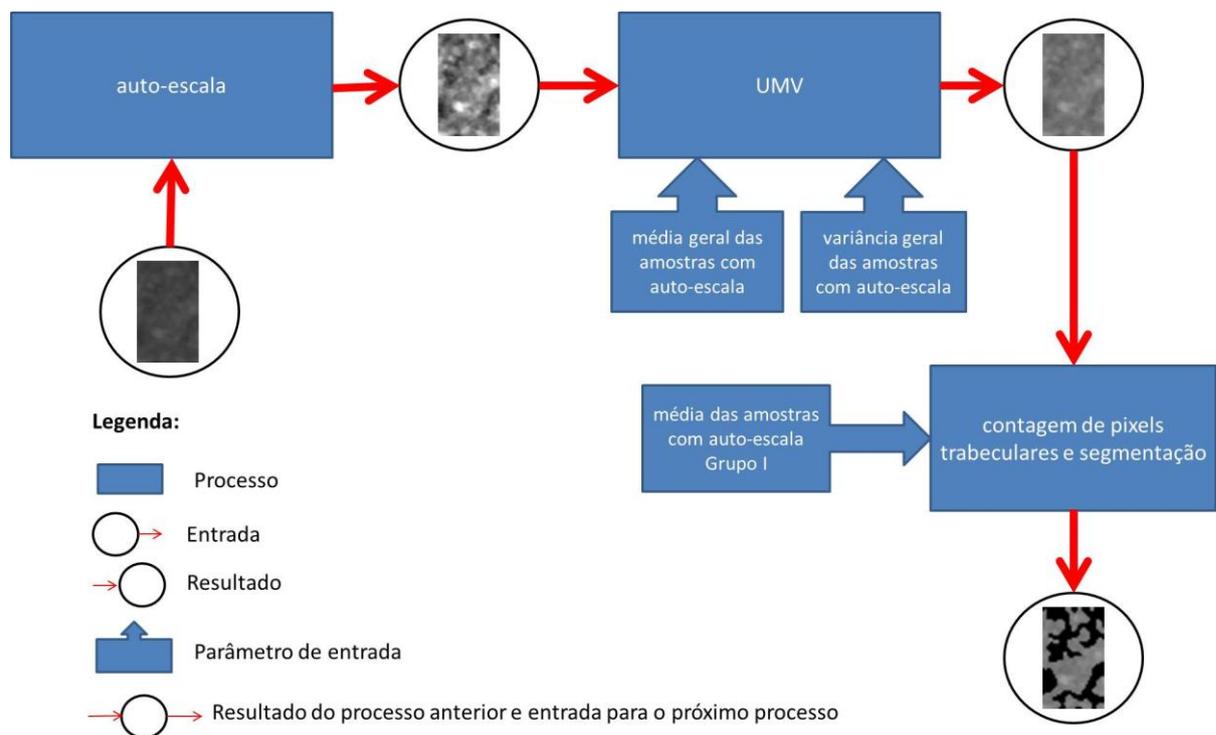


Figura 6.6: Fluxograma dos processos para a contagem de pixels trabeculares das amostras

As rotinas implementadas em linguagem C# e utilizadas para extração dos dados a partir das imagens de radiografias dentárias panorâmicas são apresentadas no apêndice A.

# Capítulo 7

## Resultados e Discussões

Em todas as análises estatísticas, realizadas no software MINITAB, tomou-se o nível de significância de 5% (0,05). Este nível de significância é adequado para experimentos em que se tem um nível moderado de controle das fontes externas de variação.

Nas análises das médias de cinza para o processo de segmentação para reamostragem foram obtidas igualdades estatísticas das sub-regiões, o que permitiu estabelecer um intervalo de variação de cinza para a reamostragem de cada macro-região (Tabela 7.1). As médias e variâncias das amostras com auto-escala, utilizadas como parâmetro na posterior uniformização das mesmas amostras; e as médias dos grupos normais que serviram de critério de similaridade no algoritmo de contabilização de pixels trabeculares podem ser visualizados na tabela 7.2 (página seguinte).

Tabela 7.1: Resumo dos resultados das análises do processo de segmentação para reamostragem

Tipo	Macro-região	DN Esq	DN Dir	ANOVA	MMR	VPMR	IVM
COENCIONNAIS	CENTRO	sim	sim	IE	43,15	169,52	[17,1; 69,2]
	LATERAL	sim	sim	IE	95,6	301,37	[60,88; 130,33]
DIGITAIS	CENTRO	sim	sim	IE	81,42	424,77	[40,19; 122,64]
	LATERAL	sim	sim	IE	121,09	391,25	[81,52; 160,66]

Legenda:

**DN:** Distribuição Normal

**VPMR:** Variância da macro-região

**IE:** Igualdade Estatística

**MMR:** Média da macro-região

**IVM:** Intervalo de Variação da Média de Cinza, segundo a equação 6.1

Tabela 7.2: Tabela de valores dos parâmetros de entrada para os Algoritmos de Uniformização de Média e Variância das Amostras e Contabilização de Pixels Trabeculares

Tipo	Macro-região	MMR	DPMR	MGN
CONVENCIONAIS	CENTRO	116,00	14,02	115,19
	LATERAL	115,67	17,93	116,75
DIGITAIS	CENTRO	114,79	11,9	113,55
	LATERAL	123,5	10,33	125,34

Legenda:

**MMR:** Média de cinza geral da macro-região

**DPMR:** Desvio-Padrão da macro-região

**MGN:** Média de cinza do Grupo I.

Pode se observar, através das análises realizadas (tabela 7.3), que a média do número de pixels contados como trabeculares para cada comparação das macro-regiões, tanto no caso das radiografias convencionais quanto das digitais, são iguais estatisticamente ao nível de 5% de significância, ou seja, todos os *p-values* encontrados foram maiores ou iguais a 0,05. Uma justificativa para tal fato pode ser o pequeno número de radiografias de indivíduos com idade superior a 50 anos, especialmente mulheres. A média de idade do grupo II (figura 7.1 da página 58) está muito próxima da idade em que as pessoas estão ou acabaram de sair da fase de pico da massa óssea (seção 2.2).

Tabela 7.3: Resumo dos Resultados das Análises Estatísticas de Igualdade de Médias do Número de Pixels Trabeculares

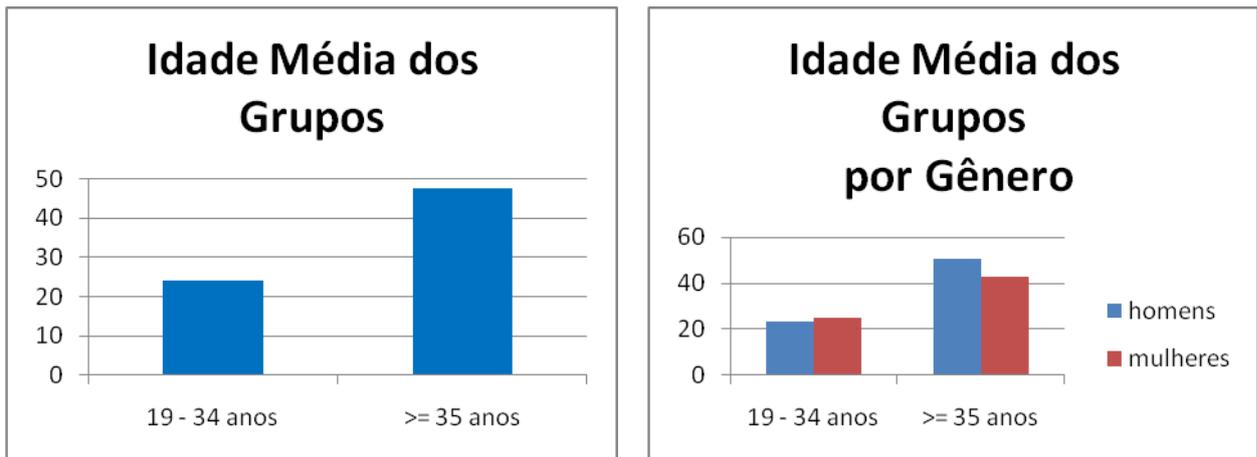
		RESULTADO POR TIPO DE RADIOGRAFIA	
Macro-região	Comparação	Convencional	Digital
CENTRO	G1 x G2	IE	IE
LATERAL	G1 x G2	IE	IE

Legenda:

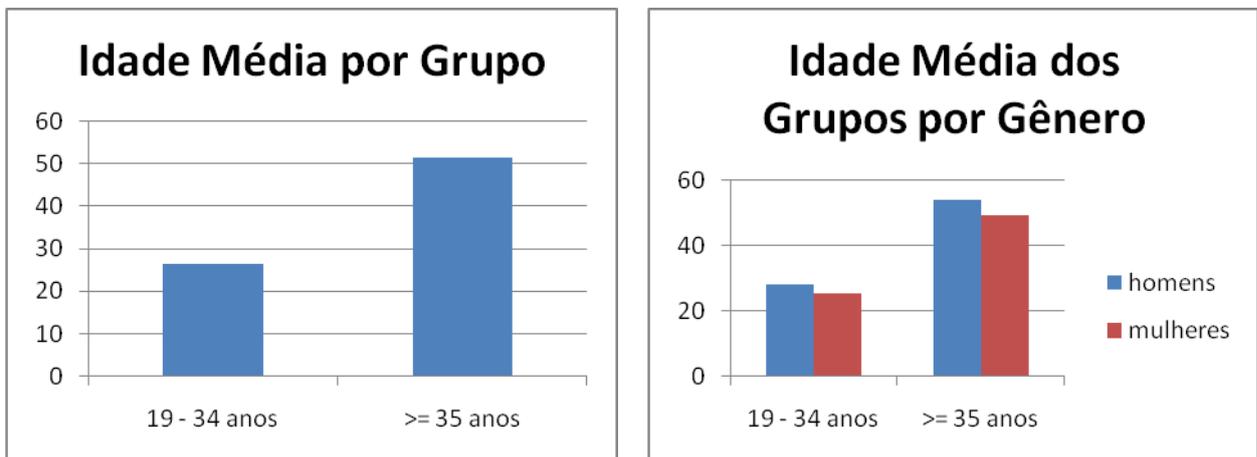
**G1:** Grupo I

**G2:** Grupo II

**IE:** Igualdade Estatística



(a)



(b)

Figura 7.1: Gráficos das Idades Médias dos Grupos: convencionais (a), digitais (b).

Apesar do resultado obtido, podemos analisar os gráficos Box-plot gerados para obter maiores informações acerca do comportamento individual dos dados. A tabela 7.4 (página 59) apresenta um resumo das análises visuais dos gráficos Box-plot (apêndice C). Como se pode observar, na comparação entre grupos para a macro-região centro existe uma tendência não esperada para as médias no conjunto de radiografias convencionais. Essa informação não pode ser confirmada, visto que a análise estatística realizada apontou igualdade entre as mesmas. Um número maior de radiografias precisa ser coletado para realizar novos testes e avaliar essa tendência.

Tabela 7.4: Resumo da Análise Visual dos Gráficos Box-plot da distribuição do Número de Pixels Trabeculares

Macro-região	Comparação	Média Convencionais	Média Digitais
CENTRO	G1 x G2	G2 > G1	G1 > G2
LATERAL	G1 x G2	G1 > G2	G1 > G2

Legenda: **G1:** Grupo I      **G2:** Grupo II       : Tendências não esperadas

Na análise de igualdade de médias entre macro-regiões, observou-se diferença estatística, confirmando a informação de que diferentes regiões de um mesmo osso podem apresentar densidades distintas (seção 2.1). Analisando os gráficos Box-plot (figura 7.2), nota-se que a maior média de pixels para ambas as categorias de radiografias corresponde à macro-região centro.

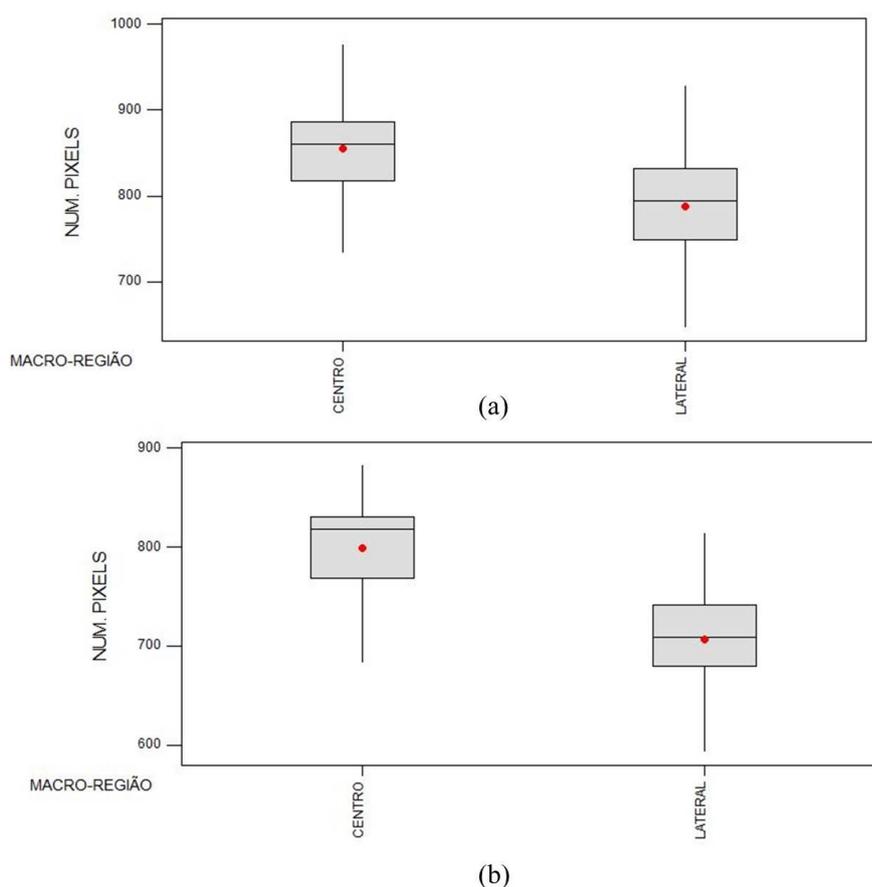


Figura 7.2: Gráficos Box-plot da distribuição de médias do número de pixels trabeculares das macro-regiões: convencionais (a), digitais (b).

Também se obteve diferença estatística para as médias de cada macro-região entre radiografias convencionais e digitais. Isto significa que não se pode estabelecer um único

parâmetro que valha para avaliar esses dois tipos de radiografias.

As análises sobre os conjuntos de radiografias de indivíduos clinicamente saudáveis e de pouca idade utilizadas neste estudo sugerem uma escala que caracteriza um osso normal quanto ao número de pixels trabeculares (tabela 7.5). No entanto, tal escala não pôde ainda ser testada. São necessárias radiografias de pacientes com mais de 50 anos com baixa densidade óssea ou osteoporose que, apresentando quantidades de pixels trabeculares abaixo do valor mínimo das escala, demonstrariam que a mesma representa satisfatoriamente a densidade óssea normal.

Tabela 7.5: Escalas de Normalidade Osso Saudável

Macro-região	Tipo de Radiografia	
	CONVENCIONAL	DIGITAL
CENTRO	738,81 – 970,50*	700,48 – 898,19*
LATERAL	662,91 – 913,73*	600,80 – 813,22*

\* Número de pixels trabeculares para uma amostra de 1500 pixels, segundo equação 6.1.

Na fase inicial desta pesquisa propunha-se um método que buscava encontrar, para cada grupo, faixas de maior ocorrência de pixels no histograma, ou seja, intervalos de concentração de pixels correspondentes às trabéculas e que refletissem a variação de densidade óssea entre as categorias de idade. Deste modo, seria possível estabelecer uma escala para a classificação da densidade. No entanto, enfrentou-se um grande problema com relação às radiografias convencionais, as quais se apresentavam em condições variáveis, que podem ser atribuídas ao processo de aquisição, mas principalmente, à qualidade de revelação das mesmas. O espectro de cinza das imagens de muitas delas não ocupavam toda escala do histograma, que varia no intervalo [0, 255]. Pensando em contornar esse problema, aplicou-se uma auto-escala em todas as radiografias. Ainda assim, o nível de cinza sozinho não se mostrou um fator representativo para a densidade óssea. Optou-se então por um novo método, no qual se faria a quantificação da estrutura trabecular por área de amostra. Para que todas as radiografias ficassem em uma mesma condição de brilho e contraste, aplicou-se a técnica de uniformização de média e variância. Com isso, buscou-se reduzir ao máximo a influência da qualidade das radiografias na quantificação do trabeculado ósseo, considerando, de fato, o aspecto mais importante para o processo: a conectividade dos pixels.

Apesar de todos os tratamentos aplicados às imagens das radiografias terem se mostrado eficazes, ainda continuou-se enfrentando problemas com as radiografias

convencionais. Infelizmente esses problemas não podem ser contornados, dado que são inerentes à natureza dessa categoria de radiografia. A maioria delas apresentava áreas escuras e saturadas que não permitiam a extração de informação útil. Isso acabou prejudicando o processo de amostragem, dado que restaram poucas áreas para a coleta das amostras.

As radiografias convencionais, apesar de serem encontradas em maior número e, aparentemente, mais baratas, acabam gerando um trabalho extra que é sua digitalização. Atualmente, com a modernização iminente das clínicas odontológicas e o barateamento de custo dos exames em clínicas de radiologia, recomenda-se desenvolver um software voltado apenas à análise de radiografias digitais.

# Capítulo 8

## Conclusão e Trabalhos Futuros

Utilizando o software que implementa a metodologia elaborada nesta pesquisa, avaliou-se a densidade óssea quanto ao número de pixels trabeculares de diferentes regiões da mandíbula e pôde-se obter uma escala de densidade óssea considerada normal para o corpo (centro) e ramo (lateral) da mandíbula para cada categoria de radiografias – convencionais e digitais.

O número reduzido de amostras inviabilizou a avaliação da densidade óssea quanto ao gênero em diferentes faixas etárias em indivíduos considerados normais, visto que uma amostra pequena ( $n < 30$ ) não é capaz de representar com fidelidade o comportamento real dos dados.

Em relação aos trabalhos futuros, sugere-se como primeira tarefa a obtenção de um conjunto maior de radiografias de pacientes clinicamente saudáveis que seja suficiente para realizar as análises estatísticas de densidade óssea por gênero. A segunda tarefa seria obter radiografias de indivíduos com mais de 50 anos que possuam baixa densidade óssea ou osteoporose, com o objetivo de testar se a escala obtida realmente representa densidade óssea normal, ou seja, verificar se o número de pixels trabeculares das amostras de tais indivíduos encontra-se abaixo do valor mínimo da escala (densidade anormal).

# Apêndices

# Apêndice A

## Algoritmos Implementados

Neste apêndice encontram-se todos os algoritmos implementados em C# que foram utilizados tanto para o tratamento das imagens quanto para o processamento das amostras e contagem de pixels trabeculares.

### A.1. Segmentação

```
/*  
min: valor mínimo e max valor máximo que o pixel da imagem de entrada deve ter para  
que mantenha seu valor na imagem de saída.  
*/  
public Bitmap Segmentation(int min, int max)  
{  
  
    this.fastBmp.LockImage();  
  
    //Declaração e instancição da imagem de saída  
    Bitmap BMP = new Bitmap(img.Width, img.Height,  
        System.Drawing.Imaging.PixelFormat.Format24bppRgb);  
  
    /*    Declaração e instancição do objeto de manipulação da imagem.  
    Isto é necessário por questões de desempenho. No framework .NET, quando os métodos  
    getPixel() e setPixel() da imagem são chamados de dentro de um laço, geram um overhead  
    de acesso, tornando o programa muito lento.  
    */  
    FastBitmap FBMP = new FastBitmap(BMP);  
  
    FBMP.LockImage();  
  
    // Laço duplo para o acesso a cada um dos pixels da matriz da imagem de entrada.  
    for (int x = 0; x < this.img.Width; ++x)  
        {  
  
            for (int y = 0; y < this.img.Height; ++y)  
                {  
  
                    /*  
                    É verificado o valor de cinza desse pixel: se estiver dentro do intervalo [min,max], o  
                    pixel de mesma posição na imagem de saída é setado para esse valor, caso contrário,  
                    recebe o valor 0.  
                    */  
  
                    if (this.fastBmp.GetPixel(x, y).R >= min && this.fastBmp.GetPixel(x, y).R <= max)
```

```

        FBMP.SetPixel(x, y, this.fastBmp.GetPixel(x,y));
else
        FBMP.SetPixel(x, y, Color.FromArgb(0, 0, 0));
    }
}
FBMP.UnlockImage();

this.fastBmp.UnlockImage();

return BMP;
}

```

## A.2. Auto-escala (*Stretch*) Grupo I

```

/*
W: largura da imagem de entrada
H: altura da imagem de entrada
rgb: matriz de pixels da imagem
*/
publicstaticint[,] stretch(int w, int h, int[,] rgb)
{
    //Matriz de pixels da imagem de saída
    int[,] saida = newint[w,h];

    int min = 256;
    int max = -1;

    //Busca do maior e do menor nível de cinza da imagem
    for (int x = 0; x < w; ++x)
    {
        for (int y = 0; y < h; ++y)
        {
            if(rgb[x,y] < min)
                min = rgb[x,y];

            if(rgb[x,y] > max)
                max = rgb[x,y];
        }
    }

    double d = max - min;

    if (d == 0)
        d = 1;

    for (int x = 0; x < w; ++x)
    {
        for (int y = 0; y < h; ++y)

```

```

{
//Aplicação da transformação de auto-escala
saida[x, y] = (int)((255 * (rgb[x, y] - min)) / d);
}

}

return saida;
}

```

### A.3. Auto-escala (*Stretch*) com Percentil

```

/*
Entrada do algoritmo:
percentile:porcentagem de descarte, normalizada no intervalo [0,1]
*/
public Bitmap StretchImage(float percentile)
{
float high = 1.0f - percentile;
float low = percentile;

double[] cdf = newdouble[256];

//Imagem de saída
Bitmap newb = new Bitmap(this.img.Width, this.img.Height,
System.Drawing.Imaging.PixelFormat.Format24bppRgb);

FastBitmap FB = new FastBitmap(newb);

//Resolução total da imagem
double res = this.img.Width*this.img.Height;

//Cálculo da função de probabilidade acumulada
for (int i = 0; i < 256; ++i){
cdf[i] = this.hist.getFreq(i)/res;
}

/*
Busca dos níveis de cinza mínimo e máximo da escala da imagem de saída
min: primeiro valor cdf[i] que seja maior ou igual a Low
Max: primeiro valor cdf[i] que seja maior ou igual a high
*/
double percent = cdf[0];

int min = 0;
int max = 255;

bool firstLo = false;
bool firstHi = false;

if (percent >= low && !firstLo && low > 0)
{
firstLo = true;
}

for (int i = 1; i < 256; ++i)

```

```

        {
            percent = cdf[i - 1] + cdf[i];
            cdf[i] = percent;
        }
    if ((percent >= low && !firstLo && low > 0) || (percent > 0 && !firstLo && low == 0))
    {
        min = i;
        firstLo = true;
    }

    if (percent >= high && !firstHi)
    {
        max = i;
        firstHi = true;
    }
}

this.fastBmp.LockImage();
FB.LockImage();

int result = 0;

float quotient = 255 / ((float)(max - min));

for (int x = 0; x < this.img.Width; ++x)
{
    for (int y = 0; y < this.img.Height; ++y)
    {
        //Função de ajuste linear (auto-escala)
        result = (int)((this.fastBmp.GetPixel(x, y).R - min) * quotient);
        if (result < 0) { result = 0; }
        if (result > 255) { result = 255; }

        FB.SetPixel(x, y, Color.FromArgb(result, result, result));
    }
}

this.fastBmp.UnlockImage();
FB.UnlockImage();

return newb;
}

```

## A.4. Uniformização de Média e Variância (UMV) das amostras

```
//Entrada da função: média geral e desvio padrão da macro-região
public Bitmap adjust2( double media, double stdDev)
{
    //Imagem de saída
    Bitmap novo = new Bitmap(this.img.Width, this.img.Height);

    FastBitmap FB = new FastBitmap(novo);

    FB.LockImage();

    //Variáveis para armazenamento da variância das imagens de referência e ajuste
    double vREF = stdDev * stdDev;
    double vADJ = this.getHistogram().getStdDev() * this.getHistogram().getStdDev();
    //Cálculo do parâmetro de ajuste do contraste
    double ganho = Math.Pow(vREF / vADJ, 0.5);

    //Cálculo do parâmetro de ajuste do brilho
    double offset = media - ganho * this.getHistogram().getMean();

    int ngray = 0;

    this.getFastBitmap().LockImage();

    for (int x = 0; x < this.getFastBitmap().getWorkingBitmap().Width; ++x)
    {
        for (int y = 0; y < this.getFastBitmap().getWorkingBitmap().Height; ++y)
        {
            //Função de ajuste
            ngray = (int)(ganho * this.getFastBitmap().GetPixel(x, y).R + offset);

            //Verificação de estouro de valores

            if (ngray < 0)
                ngray = 0;

            else
                if (ngray > 255)
                    ngray = 255;

            //Setando o valor do pixel ajustado na imagem de saída

            FB.SetPixel(x, y, Color.FromArgb(ngray, ngray, ngray));

        }
    }

    this.getFastBitmap().UnlockImage();
    FB.UnlockImage();

    return novo;
}
```

```
}
```

## A.5. Uniformização de Média e Variância (UMV) das radiografias

O algoritmo de uniformização de média e variância para as imagens das radiografias é o mesmo que o das amostras, apenas com a diferença de que a entrada do algoritmo é uma imagem, no caso, a imagem de entrada a ser ajustada.

## A.6. Algoritmo de Conectividade

```
/*  
Entrada do algoritmo:  
  
x e y: coordenadas do pixel  
rgb: matriz de pixels da imagem ajustada  
w: largura da imagem  
h: altura da imagem  
crit: valor de similaridade (nível de cinza)  
*/  
  
private static bool vizinhos(int x, int y, int[,] rgb, int w, int h, double crit)  
{  
  
    int count = 0;  
  
    int xx = 0, yy = 0;  
  
    for (int i = -1; i < 2; ++i)  
    {  
  
        for (int j = -1; j < 2; ++j)  
        {  
  
            xx = x + i;  
            yy = y + j;  
  
            if (xx >= 0 && xx < w && yy >= 0 && yy < h)  
            {  
  
                if (rgb[xx, yy] >= crit)  
                    count++;  
  
            }  
  
        }  
  
    }  
  
}
```

```

//Excluindo o próprio pixel, que, por convenção, é vizinho dele mesmo
count--;

/*
O pixel é considerado trabecular se possui 3 ou mais vizinhos com o valor de cinza
maior ou igual à média de cinza do grupo I. */
return count >= 3;

    }

```

## A.7. Algoritmo de Segmentação de Pixels Trabeculares

```

/*
Entrada do algoritmo:
rgb: matriz de pixels da imagem
w: largura da imagem
h: altura da imagem
mean: média de cinza das amostras do grupo I
*/
publicstatic Object[] countTrabeculaePixels(int[, ] rgb, int w, int h, int mean)
{
    //Imagem de saída
    Bitmap bmp = new
    Bitmap(w,h,System.Drawing.Imaging.PixelFormat.Format24bppRgb);

    FastBitmap FB = new FastBitmap(bmp);

    FB.LockImage();

    int count = 0;

    for (int x = 0; x < w; ++x)
    {
        for (int y = 0; y < h; ++y)
        {
            /*
            Chama a função de verificação para avaliar se o pixel pertence a uma trabécula. Em
            caso afirmativo, o contador é incrementado e o pixel na imagem de saída recebe o mesmo
            valor do pixel da imagem de entrada na mesma posição. Caso contrário, recebe o valor
            0.
            */
            if (vizinhos(x, y, rgb, w, h, mean))
                {

            count++;
            FB.SetPixel(x, y, Color.FromArgb(rgb[x, y], rgb[x, y], rgb[x,y]));

            }
            else
                {
                    FB.SetPixel(x, y, Color.Black);
                }
        }
    }
}

```

```
        }  
    }  
  
    FB.unlockImage();  
  
    /*  
    Retorno composto:  
    ret[0]: imagem segmentada  
    ret[1]: número de pixels trabeculares  
    */  
    ret = new Object[2];  
  
        ret[0] = bmp;  
        ret[1] = count;  
  
    return ret;  
}
```

# Apêndice B

## Planilhas

A seguir são apresentadas todas as planilhas dos dados das amostras coletadas e dos processamentos realizados sobre as mesmas nesta pesquisa.

Tabela B.1: planilha de Idades Radiografias Convencionais

ID radiografia	Idade em anos
1	32
2	29
3	19
4	22
5	20
6	21
7	20
8	33
9	30
10	32
11	26
12	21
13	25
14	23
15	30
16	20
17	21
18	21
19	24
20	34
21	23
22	21
23	21
24	21
25	31
26	20
27	20
28	20
29	19
30	37
31	37

32	43
33	42
34	42
35	53
36	38
37	49
38	36
39	52
40	66
41	70
42	35
43	35
44	36
45	74
46	57
47	45
48	40
49	62
50	57
51	41

Tabela B.2: planilha de Idades Radiografias Digitais

ID radiografia	Idade em anos
1	30
2	20
3	25
4	23
5	25
6	26
7	22
8	34
9	20
10	26
11	23
12	33
13g	28
14	22
15	23
16	24
17	29
18	33
19	28
20	28
21	31
22	43

23	41
24	46
25	42
26	37
27	58
28	63
29	42
30	61
31	55
32	53
33	50
34	53
35	54
36	54
37	50
38	58
39	63
40	55
41	62
42	39

Tabela B.3: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Centro do conjunto de radiografias convencionais

ID	MÉDIA FE	MÉDIA FD	MÉDIA CINZA		
1	33,02	33,93	33,475	<b>MÉDIA CINZA GERAL:</b>	<b>43,155</b>
2	62,8	35,52	49,16	<b>DESVIO PADRÃO CINZA GERAL:</b>	<b>13,02279947</b>
3	16,99	26,74	21,865		
4	27,76	34,02	30,89		
5	37,9	15,02	26,46	<b>MIN CINZA GERAL:</b>	<b>17,10940106</b>
6	58,74	49,3	54,02	<b>MAX CINZA GERAL:</b>	<b>69,20059894</b>
7	43,82	48,11	45,965		
8	55,31	42,81	49,06		
9	42,23	39,24	40,735		
10	39,37	53,36	46,365		
11	20,86	55,96	38,41		
12	29,45	42,67	36,06		
13	27,61	43,77	35,69		
14	27,05	66,08	46,565		
15	50,71	47,75	49,23		
16	38,69	46,03	42,36		
17	58,08	53,65	55,865		
18	20,43	20,11	20,27		

19	16,24	23,66	19,95
20	45,68	54,94	50,31
21	27,67	33,96	30,815
22	59,02	83,01	71,015
23	50,3	57,42	53,86
24	29,97	52,83	41,4
25	38,3	34,73	36,515
26	51	41,36	46,18
27	45,2	28,27	36,735
28	51,25	21,05	36,15
29	69,31	68,53	68,92
30	41,44	58,17	49,805
31	70,39	47,45	58,92
32	32,93	40,08	36,505
33	42,73	21,79	32,26
34	17,13	26,56	21,845
35	18,13	50,48	34,305
36	36,79	67,01	51,9
37	40,87	55,43	48,15
38	40,27	48,79	44,53
39	44,4	33,47	38,935
40	90,58	61,63	76,105
41	75,59	31,74	53,665
42	37,81	30,51	34,16
43	33,74	22,58	28,16
44	67,83	47,31	57,57
45	34,33	27,65	30,99
46	55,53	39,24	47,385
47	30,08	59,63	44,855
48	62,2	49,71	55,955
49	41,92	36,27	39,095
50	66,02	72,93	69,475
51	26,09	37,99	32,04

Tabela B.4: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Centro do conjunto de radiografias convencionais (reamostragem)

ID	STRETCH FE	STRETCH FD	MÉDIA STRETCH		
1	116,17	115,61	115,89	MÉDIA STRECH GERAL:	116,0020588
2	118,84	110,88	114,86	DESVIO PADRÃO STRETCH GERAL:	14,02570366
3	107,95	102,77	105,36		
4	85,52	95,12	90,32		
5	120,21	107,64	113,925	MIN STRETCH GERAL:	87,9506515
6	119,03	145,06	132,045	MAX STRETCH	144,0534661

<b>GERAL:</b>				
7	122,46	150,09	136,275	
8	92,33	95,54	93,935	
9	112,92	104,56	108,74	<b>MÉDIA STRETCH GRUPO I: 115,1994828</b>
10	147,75	130,38	139,065	<b>DESVIO PADRÃO STRETCH GRUPO I: 13,18271469</b>
11	99,81	88,19	94	
12	119,75	109,21	114,48	
13	131,35	141,34	136,345	<b>MIN STRETCH GRUPO I: 88,83405337</b>
14	89,65	134,72	112,185	<b>MAX STRETCH GRUPO I: 141,5649121</b>
15	127,95	120,28	124,115	
16	129,35	100,62	114,985	
17	92,41	102,73	97,57	
18	108,7	96,11	102,405	
19	87,52	124,75	106,135	
20	142,26	134,11	138,185	
21	121,37	113,64	117,505	
22	121,82	89,71	105,765	
23	91,24	148,71	119,975	
24	111,43	137,68	124,555	
25	126,78	108,87	117,825	
26	110,91	123,29	117,1	
27	106,58	112,86	109,72	
28	116,08	126,97	121,525	
29	124,87	107,12	115,995	
30	112,31	125,98	119,145	
31	49,02	116,76	82,89	
32	117,56	129,77	123,665	
33	114,26	131,51	122,885	
34	95,94	121,23	108,585	
35	105,86	154,94	130,4	
36	118,69	120,94	119,815	
37	109,5	79,69	94,595	
38	132,57	155,57	144,07	
39	121,23	53,09	87,16	
40	135,23	113,2	124,215	
41	132,68	84,36	108,52	
42	141,63	141,06	141,345	
43	130,11	97,43	113,77	
44	133,78	112,36	123,07	
45	115,96	108,63	112,295	
46	127,98	125,1	126,54	
47	113,41	124,47	118,94	
48	99,89	139,58	119,735	

49	125,09	95,68	110,385
50	135,46	133,17	134,315
51	122,79	95,17	108,98

Tabela B.5: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Centro do conjunto de radiografias convencionais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	941	809	875	<b>Média:</b>	854,6569
2	811	755	783	<b>Desvio:</b>	57,92309
3	806	885	845,5		
4	723	788	755,5	<b>Min:</b>	738,8107
5	848	805	826,5	<b>Max:</b>	970,5031
6	965	907	936		
7	876	840	858		
8	688	782	735		
9	877	843	860		
10	925	838	881,5		
11	819	886	852,5		
12	807	962	884,5		
13	976	794	885		
14	985	936	960,5		
15	672	1007	839,5		
16	807	821	814		
17	852	652	752		
18	891	778	834,5		
19	887	747	817		
20	880	837	858,5		
21	852	904	878		
22	662	825	743,5		
23	816	697	756,5		
24	1015	798	906,5		
25	795	837	816		
26	896	874	885		
27	831	1005	918		
28	998	817	907,5		
29	753	770	761,5		
30	977	796	886,5		
31	766	841	803,5		
32	897	948	922,5		
33	824	846	835		
34	887	790	838,5		
35	962	793	877,5		
36	930	842	886		

37	803	921	862
38	927	1025	976
39	851	885	868
40	855	907	881
41	953	957	955
42	910	771	840,5
43	834	749	791,5
44	911	953	932
45	863	873	868
46	793	858	825,5
47	886	896	891
48	886	689	787,5
49	913	933	923
50	854	913	883,5
51	801	853	827

Tabela B.6: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo I do conjunto de radiografias convencionais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	941	809	875	<b>Média:</b>	842,2931
2	811	755	783	<b>Desvio:</b>	60,92128
3	806	885	845,5		
4	723	788	755,5	<b>Min:</b>	720,4505
5	848	805	826,5	<b>Max:</b>	964,1357
6	965	907	936		
7	876	840	858		
8	688	782	735		
9	877	843	860		
10	925	838	881,5		
11	819	886	852,5		
12	807	962	884,5		
13	976	794	885		
14	985	936	960,5		
15	672	1007	839,5		
16	807	821	814		
17	852	652	752		
18	891	778	834,5		
19	887	747	817		
20	880	837	858,5		
21	852	904	878		
22	662	825	743,5		
23	816	697	756,5		
24	1015	798	906,5		

25	795	837	816
26	896	874	885
27	831	1005	918
28	998	817	907,5
29	753	770	761,5

Tabela B.7: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo II do conjunto de radiografias convencionais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
30	977	796	886,5	<b>Média:</b>	870,9545
31	766	841	803,5	<b>Desvio:</b>	50,50151
32	897	948	922,5		
33	824	846	835	<b>Min:</b>	769,9515
34	887	790	838,5	<b>Max:</b>	971,9576
35	962	793	877,5		
36	930	842	886		
37	803	921	862		
38	927	1025	976		
39	851	885	868		
40	855	907	881		
41	953	957	955		
42	910	771	840,5		
43	834	749	791,5		
44	911	953	932		
45	863	873	868		
46	793	858	825,5		
47	886	896	891		
48	886	689	787,5		
49	913	933	923		
50	854	913	883,5		
51	801	853	827		

Tabela B.8: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Lateral do conjunto de radiografias convencionais

ID	MÉD. ME	MÉD. MD	MÉDIA CINZA		
1	112,59	114,11	113,35	<b>MÉDIA CINZA GERAL:</b>	95,60882353
2	85,17	84,21	84,69	<b>DESVIO PADRÃO CINZA GERAL:</b>	17,36357528
3	103,05	98,58	100,815		
4	83,33	107,14	95,235		

5	60,5	99,6	80,05	<b>MIN CINZA GERAL:</b>	60,88167296
6	113,42	104,63	109,025	<b>MAX CINZA GERAL:</b>	130,3359741
7	82,51	72,88	77,695		
8	111,61	98,12	104,865		
9	130,21	128,25	129,23		
10	97,48	90,22	93,85		
11	104,96	97,99	101,475		
12	83,45	89,32	86,385		
13	119,87	118,26	119,065		
14	58,31	63,96	61,135		
15	89,4	84,6	87		
16	90,84	117,68	104,26		
17	72,71	63,36	68,035		
18	86,29	84,86	85,575		
19	94,11	93,72	93,915		
20	93,83	99,48	96,655		
21	93,43	94,06	93,745		
22	98,63	109,99	104,31		
23	121,92	121,08	121,5		
24	77,94	122,25	100,095		
25	84,32	93,21	88,765		
26	82,39	85,71	84,05		
27	56,6	55,06	55,83		
28	114,81	100,42	107,615		
29	107,74	57,29	82,515		
30	102,83	119,67	111,25		
31	131,65	130,29	130,97		
32	86,42	73,53	79,975		
33	85,03	69,91	77,47		
34	107,18	56,32	81,75		
35	133,39	135,18	134,285		
36	131,08	112,8	121,94		
37	100,96	92,96	96,96		
38	97,86	82,76	90,31		
39	80,69	102,39	91,54		
40	87,83	151,34	119,585		
41	101,37	68,38	84,875		
42	103,19	96,5	99,845		
43	112,85	101,3	107,075		
44	77,5	98,62	88,06		
45	114,55	86,77	100,66		
46	85,8	81,25	83,525		
47	125,48	103,62	114,55		
48	91,27	100,42	95,845		
49	88,03	60,85	74,44		

50	73,52	73,81	73,665
51	79,21	94,28	86,745

Tabela B.9: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Lateral do conjunto de radiografias convencionais (reamostragem)

ID	STRETC H ME	STRETCH MD	MÉDIA STRETCH		
1	118,2	135,06	126,63	<b>MÉDIA STRETCH GERAL:</b>	<b>115,6861765</b>
2	142,54	130,59	136,565	<b>DESVIO PADRÃO STRETCH GERAL:</b>	<b>17,93098089</b>
3	130,9	53,47	92,185		
4	118,85	87,55	103,2		
5	82,04	121,66	101,85	<b>MIN STRETCH GERAL:</b>	<b>79,8242147</b>
6	113,53	139,85	126,69	<b>MAX STRETCH GERAL:</b>	<b>151,5481382</b>
7	111,59	130,99	121,29		
8	96,05	128,71	112,38		
9	109,06	120,27	114,665	<b>MÉDIA STRETCH GRUPO I:</b>	<b>116,7541379</b>
10	125,27	93,09	109,18	<b>DESVIO PADRÃO STRETCH GRUPO I:</b>	<b>16,57695383</b>
11	121,23	108,94	115,085		
12	128,78	141,59	135,185		
13	116,73	151,24	133,985	<b>MIN STRETCH GRUPO I:</b>	<b>83,60023027</b>
14	101,43	115,67	108,55	<b>MAX STRETCH GRUPO I:</b>	<b>149,9080456</b>
15	135,98	147,08	141,53		
16	107,97	138,39	123,18		
17	84,47	78,01	81,24		
18	105,49	122,23	113,86		
19	102,81	115,29	109,05		
20	101,53	128,73	115,13		
21	42,07	125,95	84,01		
22	114,77	141,16	127,965		
23	138,13	130,27	134,2		
24	131,13	127,02	129,075		
25	136,4	116,5	126,45		
26	153,65	114,92	134,285		
27	101,39	72,46	86,925		
28	144,81	122,17	133,49		
29	146,01	70,07	108,04		
30	140,74	115,09	127,915		
31	118,94	116,95	117,945		
32	68,74	94,11	81,425		
33	103,95	95,58	99,765		
34	92,32	152,51	122,415		
35	124,5	69,14	96,82		

36	150,87	128,39	139,63
37	161,9	148,43	155,165
38	131,13	116,51	123,82
39	110,22	87,22	98,72
40	134,33	128,38	131,355
41	74,08	86,15	80,115
42	102,7	121,42	112,06
43	135,32	126,07	130,695
44	109,48	65,53	87,505
45	132,89	125,83	129,36
46	124,06	108,4	116,23
47	59,52	132,71	96,115
48	108,87	140,47	124,67
49	127,76	142,52	135,14
50	86,51	126,41	106,46
51	70,12	131,48	100,8

Tabela B.10: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Lateral do conjunto de radiografias convencionais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	726	796	761	<b>Média:</b>	788,3235
2	873	709	791	<b>Desvio:</b>	62,70405
3	740	757	748,5		
4	770	742	756	<b>Min:</b>	662,9154
5	881	904	892,5	<b>Max:</b>	913,7316
6	842	645	743,5		
7	812	941	876,5		
8	800	1054	927		
9	665	894	779,5		
10	620	898	759		
11	795	829	812		
12	776	708	742		
13	779	862	820,5		
14	758	1052	905		
15	802	809	805,5		
16	906	792	849		
17	787	911	849		
18	816	792	804		
19	778	576	677		
20	693	667	680		
21	822	842	832		
22	804	783	793,5		
23	743	846	794,5		

24	790	800	795
25	665	924	794,5
26	584	711	647,5
27	860	819	839,5
28	817	687	752
29	691	710	700,5
30	698	823	760,5
31	689	1010	849,5
32	684	697	690,5
33	551	792	671,5
34	844	755	799,5
35	791	787	789
36	794	832	813
37	759	788	773,5
38	733	719	726
39	753	840	796,5
40	809	652	730,5
41	912	798	855
42	709	694	701,5
43	828	795	811,5
44	911	876	893,5
45	816	774	795
46	769	805	787
47	837	646	741,5
48	929	746	837,5
49	906	791	848,5
50	890	765	827,5
51	851	706	778,5

Tabela B.11: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo I do conjunto de radiografias convencionais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	726	796	761	<b>Média:</b>	790,6034
2	873	709	791	<b>Desvio:</b>	67,33808
3	740	757	748,5		
4	770	742	756	<b>Min:</b>	655,9273
5	881	904	892,5	<b>Max:</b>	925,2796
6	842	645	743,5		
7	812	941	876,5		
8	800	1054	927		
9	665	894	779,5		
10	620	898	759		
11	795	829	812		
12	776	708	742		

13	779	862	820,5
14	758	1052	905
15	802	809	805,5
16	906	792	849
17	787	911	849
18	816	792	804
19	778	576	677
20	693	667	680
21	822	842	832
22	804	783	793,5
23	743	846	794,5
24	790	800	795
25	665	924	794,5
26	584	711	647,5
27	860	819	839,5
28	817	687	752
29	691	710	700,5

Tabela B.12: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo II do conjunto de radiografias convencionais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
30	698	823	760,5	<b>Média:</b>	785,3182
31	689	1010	849,5	<b>Desvio:</b>	57,436
32	684	697	690,5		
33	551	792	671,5	<b>Min:</b>	670,4462
34	844	755	799,5	<b>Max:</b>	900,1902
35	791	787	789		
36	794	832	813		
37	759	788	773,5		
38	733	719	726		
39	753	840	796,5		
40	809	652	730,5		
41	912	798	855		
42	709	694	701,5		
43	828	795	811,5		
44	911	876	893,5		
45	816	774	795		
46	769	805	787		
47	837	646	741,5		
48	929	746	837,5		
49	906	791	848,5		
50	890	765	827,5		
51	851	706	778,5		

Tabela B.13: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Centro do conjunto de radiografias digitais

ID	MÉD. FE	MÉD. FD	MÉDIA CINZA	MÉDIA CINZA GERAL:	81,41988095
1	58,04	51,14	54,59	DESVIO PADRÃO CINZA GERAL:	20,61216482
2	73,05	68,74	70,895		
3	85,99	72,52	79,255		
4	59,54	71,31	65,425	MIN CINZA GERAL:	40,19555132
5	49,85	58,67	54,26	MAX CINZA GERAL:	122,6442106
6	69,36	53,21	61,285		
7	79,9	58,68	69,29		
8	113,32	91,42	102,37		
9	71,56	76,17	73,865		
10	84,79	63,27	74,03		
11	88,66	57,07	72,865		
12	80,14	78,01	79,075		
13	66,03	65,59	65,81		
14	70,33	64,86	67,595		
15	103,26	63,78	83,52		
16	40,26	43,34	41,8		
17	117,68	94,98	106,33		
18	85,95	52,95	69,45		
19	76,8	59,62	68,21		
20	42,7	33,09	37,895		
21	89,45	139,46	114,455		
22	54,81	59,91	57,36		
23	97,14	87,49	92,315		
24	112,23	80,31	96,27		
25	78,82	89,51	84,165		
26	67,65	83,43	75,54		
27	125,88	141,66	133,77		
28	89,43	114,51	101,97		
29	97,66	52,73	75,195		
30	99,23	120,12	109,675		
31	71,37	114,18	92,775		
32	99,46	126,41	112,935		
33	108,6	103,08	105,84		
34	117,19	103,08	110,135		
35	64	70,75	67,375		
36	67,77	79,33	73,55		
37	101,46	72,04	86,75		
38	96,57	80,8	88,685		
39	79,36	88,13	83,745		

40	67,47	70,34	68,905
41	74,54	102,45	88,495
42	109,17	94,66	101,915

Tabela B.14: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Centro do conjunto de radiografias digitais (reamostragem)

ID	STRETCH FE	STRETCH FD	MÉDIA STRECH		
1	101,11	129,28	115,195	<b>MÉDIA STRETCH GERAL:</b>	<b>114,7890476</b>
2	86,51	107,08	96,795	<b>DESVIO PADRÃO STRETCH GERAL:</b>	<b>11,90905851</b>
3	98,25	91,51	94,88		
4	131,66	110	120,83		
5	106,33	94,08	100,205	<b>MIN STRETCH GERAL:</b>	<b>90,97093059</b>
6	145,65	115,78	130,715	<b>MAX STRETCH GERAL:</b>	<b>138,6071646</b>
7	108,78	104,88	106,83		
8	113,25	122,06	117,655		
9	107,85	109,9	108,875	<b>MÉDIA STRETCH GRUPO I:</b>	<b>113,5535714</b>
10	102,69	124,02	113,355	<b>DESVIO PADRÃO STRETCH GRUPO I:</b>	<b>10,27248219</b>
11	137,87	112,45	125,16		
12	120,35	116,22	118,285		
13	106,09	98,45	102,27	<b>MIN STRETCH GRUPO I:</b>	<b>93,00860705</b>
14	116,32	104,85	110,585	<b>MAX STRETCH GRUPO I:</b>	<b>134,0985358</b>
15	104,26	103,52	103,89		
16	117,98	129,3	123,64		
17	113,23	109,27	111,25		
18	115,15	112,65	113,9		
19	135,89	114,9	125,395		
20	133,81	123,44	128,625		
21	126,96	105,62	116,29		
22	107,71	73,66	90,685		
23	97,14	113,98	105,56		
24	97,53	103,94	100,735		
25	105,01	117,09	111,05		
26	121,76	132,96	127,36		
27	131,8	144,62	138,21		
28	117,61	131,72	124,665		
29	91,52	119,63	105,575		
30	120,06	92,91	106,485		
31	110,01	103,18	106,595		
32	144,25	125,3	134,775		

33	110,02	116,42	113,22
34	114,02	138,05	126,035
35	122,57	148,79	135,68
36	144,32	115,67	129,995
37	142,49	110,24	126,365
38	152,89	82,91	117,9
39	96,94	98,47	97,705
40	124,37	118,17	121,27
41	112,16	109,47	110,815
42	118,11	93,56	105,835

Tabela B.15: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região  
Centro do conjunto de radiografias digitais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	871	789	830	<b>Média:</b>	799,3333
2	832	815	823,5	<b>Desvio:</b>	49,42754
3	691	705	698		
4	813	828	820,5	<b>Min:</b>	700,4783
5	852	800	826	<b>Max:</b>	898,1884
6	782	848	815		
7	781	805	793		
8	848	810	829		
9	809	837	823		
10	893	827	860		
11	786	847	816,5		
12	778	922	850		
13	727	754	740,5		
14	696	772	734		
15	852	764	808		
16	817	836	826,5		
17	821	764	792,5		
18	773	796	784,5		
19	742	847	794,5		
20	647	944	795,5		
21	707	840	773,5		
22	662	706	684		
23	733	661	697		
24	786	865	825,5		
25	829	830	829,5		
26	791	847	819		
27	860	871	865,5		
28	790	887	838,5		
29	833	834	833,5		

30	804	744	774
31	838	819	828,5
32	888	876	882
33	774	772	773
34	852	810	831
35	848	900	874
36	792	875	833,5
37	835	847	841
38	660	836	748
39	652	763	707,5
40	718	791	754,5
41	757	742	749,5
42	754	744	749

Tabela B.16: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo I do conjunto de radiografias digitais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	871	789	830	<b>Média:</b>	801,619
2	832	815	823,5	<b>Desvio:</b>	39,13148
3	691	705	698		
4	813	828	820,5	<b>Min:</b>	723,3561
5	852	800	826	<b>Max:</b>	879,882
6	782	848	815		
7	781	805	793		
8	848	810	829		
9	809	837	823		
10	893	827	860		
11	786	847	816,5		
12	778	922	850		
13	727	754	740,5		
14	696	772	734		
15	852	764	808		
16	817	836	826,5		
17	821	764	792,5		
18	773	796	784,5		
19	742	847	794,5		
20	647	944	795,5		
21	707	840	773,5		

Tabela B.17: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Centro para o grupo II do conjunto de radiografias digitais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
22	662	706	684	<b>Média:</b>	797,0476
23	733	661	697	<b>Desvio:</b>	58,87336
24	786	865	825,5		
25	829	830	829,5	<b>Min:</b>	679,3009
26	791	847	819	<b>Max:</b>	914,7943
27	860	871	865,5		
28	790	887	838,5		
29	833	834	833,5		
30	804	744	774		
31	838	819	828,5		
32	888	876	882		
33	774	772	773		
34	852	810	831		
35	848	900	874		
36	792	875	833,5		
37	835	847	841		
38	660	836	748		
39	652	763	707,5		
40	718	791	754,5		
41	757	742	749,5		
42	754	744	749		

Tabela B.18: planilha de dados utilizada no processo de Segmentação para Reamostragem da macro-região Lateral do conjunto de radiografias digitais

ID	MÉD. ME	MÉD. MD	MÉDIA CINZA		
1	147,88	139,51	143,695	<b>MÉDIA CINZA GERAL:</b>	<b>121,0940476</b>
2	137,45	122,57	130,01	<b>DESVIO PADRÃO CINZA GERAL:</b>	<b>19,78311861</b>
3	125,12	140,06	132,59		
4	144,88	116,77	130,825		
5	74,1	70,45	72,275	<b>MIN CINZA GERAL:</b>	<b>81,5278104</b>
6	127,54	164,81	146,175	<b>MAX CINZA GERAL:</b>	<b>160,6602848</b>
7	136,73	128,41	132,57		
8	84,73	95,4	90,065		
9	76,33	76,25	76,29		
10	140,76	130,36	135,56		

11	134,88	133,98	134,43
12	108,26	109,17	108,715
13	142,09	134,7	138,395
14	117,09	135,86	126,475
15	141,04	140,04	140,54
16	127,2	126,19	126,695
17	166,93	88,71	127,82
18	155,97	141,07	148,52
19	137,4	137,03	137,215
20	108,59	136,98	122,785
21	124,96	113,87	119,415
22	99,57	140,71	120,14
23	59,12	117,67	88,395
24	137,72	107,92	122,82
25	105,8	74,12	89,96
26	108,56	103,12	105,84
27	104,74	94,4	99,57
28	123,99	187,84	155,915
29	124,12	149,7	136,91
30	100,39	92,76	96,575
31	121,6	122,14	121,87
32	75,78	124,25	100,015
33	115,5	145,14	130,32
34	114,85	110	112,425
35	121,42	109,93	115,675
36	133,47	135,79	134,63
37	128,52	125,25	126,885
38	117,14	100,96	109,05
39	136,74	76,59	106,665
40	129,89	145,08	137,485
41	124,31	100,06	112,185
42	148,57	134,55	141,56

Tabela B.19: planilha de dados das médias de cinza das amostras com auto-escala da macro-região Lateral do conjunto de radiografias digitais (reamostragem)

ID	STRECH ME	STRECH MD	MÉDIA STRECH		
1	134,51	169,96	152,235	MÉDIA STRECH GRUPO I:	125,3464286
2	136,87	133,63	135,25	DESVIO PADRÃO STRECH GRUPO I:	10,08494114
3	109,12	112,68	110,9		
4	143,02	100,96	121,99		
5	129	120,58	124,79	MIN STRECH GRUPO I:	105,1765463
6	127,78	128,98	128,38	MAX STRECH GRUPO I:	145,5163109

7	105,95	123,5	114,725		
8	100,85	117,65	109,25		
9	116,85	121,15	119	<b>MÉDIA STRECH GERAL:</b>	<b>123,5075</b>
10	109,17	143,09	126,13	<b>DESVIO PADRÃO STRECH GERAL:</b>	<b>10,33249877</b>
11	155,32	101,09	128,205		
12	105,73	115,62	110,675		
13	118,69	142,82	130,755	<b>MIN STRECH GERAL:</b>	<b>102,8425025</b>
14	114,54	114,69	114,615	<b>MAX STRECH GERAL:</b>	<b>144,1724975</b>
15	127,62	120,68	124,15		
16	116,49	132,41	124,45		
17	119,51	144,64	132,075		
18	135,23	126,84	131,035		
19	120,73	145,01	132,87		
20	130,79	135,56	133,175		
21	111,01	144,23	127,62		
22	113,38	132,36	122,87		
23	120,73	128,56	124,645		
24	118,28	113,45	115,865		
25	133,7	109,24	121,47		
26	135,42	123,42	129,42		
27	134,61	131,78	133,195		
28	143,46	147,12	145,29		
29	125,39	108,14	116,765		
30	93,68	132,02	112,85		
31	134,69	107,28	120,985		
32	137,72	122,94	130,33		
33	145,92	137,21	141,565		
34	135,87	125,1	130,485		
35	103,04	114,85	108,945		
36	120,83	121,87	121,35		
37	110,55	111,67	111,11		
38	116,69	110,95	113,82		
39	96,06	131,72	113,89		
40	120,89	124,03	122,46		
41	109,42	100,42	104,92		
42	113,18	112,44	112,81		

Tabela B.20: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares para a macro-região Lateral do conjunto de radiografias digitais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	797	772	784,5	<b>Média:</b>	707,0119
2	639	783	711	<b>Desvio:</b>	53,10522

3	663	525	594		
4	737	857	797	<b>Min:</b>	600,8015
5	727	758	742,5	<b>Max:</b>	813,2223
6	751	665	708		
7	729	678	703,5		
8	610	621	615,5		
9	783	710	746,5		
10	746	659	702,5		
11	615	833	724		
12	692	716	704		
13	801	572	686,5		
14	690	602	646		
15	720	752	736		
16	694	735	714,5		
17	716	882	799		
18	719	727	723		
19	784	707	745,5		
20	841	676	758,5		
21	794	566	680		
22	716	675	695,5		
23	733	726	729,5		
24	701	764	732,5		
25	702	753	727,5		
26	688	631	659,5		
27	724	757	740,5		
28	820	806	813		
29	766	726	746		
30	816	645	730,5		
31	675	654	664,5		
32	709	845	777		
33	670	756	713		
34	670	726	698		
35	640	605	622,5		
36	747	661	704		
37	682	715	698,5		
38	585	620	602,5		
39	645	578	611,5		
40	669	603	636		
41	732	623	677,5		
42	730	656	693		

Tabela B.21: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo I do conjunto de radiografias digitais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
1	797	772	784,5	<b>Média:</b>	715,3333
2	639	783	711	<b>Desvio:</b>	52,71583
3	663	525	594		
4	737	857	797	<b>Min:</b>	609,9017
5	727	758	742,5	<b>Max:</b>	820,765
6	751	665	708		
7	729	678	703,5		
8	610	621	615,5		
9	783	710	746,5		
10	746	659	702,5		
11	615	833	724		
12	692	716	704		
13	801	572	686,5		
14	690	602	646		
15	720	752	736		
16	694	735	714,5		
17	716	882	799		
18	719	727	723		
19	784	707	745,5		
20	841	676	758,5		
21	794	566	680		

Tabela B.22: planilha de dados da contagem de pixels trabeculares da macro-região Lateral para o grupo II do conjunto de radiografias digitais

ID	PIXELS ESQ	PIXELS DIR	MED. PIXELS		
22	716	675	695,5	<b>Média:</b>	698,6905
23	733	726	729,5	<b>Desvio:</b>	53,45056
24	701	764	732,5		
25	702	753	727,5	<b>Min:</b>	591,7894
26	688	631	659,5	<b>Max:</b>	805,5916
27	724	757	740,5		
28	820	806	813		
29	766	726	746		
30	816	645	730,5		
31	675	654	664,5		
32	709	845	777		
33	670	756	713		
34	670	726	698		
35	640	605	622,5		

36	747	661	704
37	682	715	698,5
38	585	620	602,5
39	645	578	611,5
40	669	603	636
41	732	623	677,5
42	730	656	693

# Apêndice C

## Gráficos Box-plot

A seguir são apresentados os gráficos Box-plot gerados no software MINITAB durante as análises comparativas do número de pixels trabeculares. A média nos gráficos é representada pelo círculo vermelho.

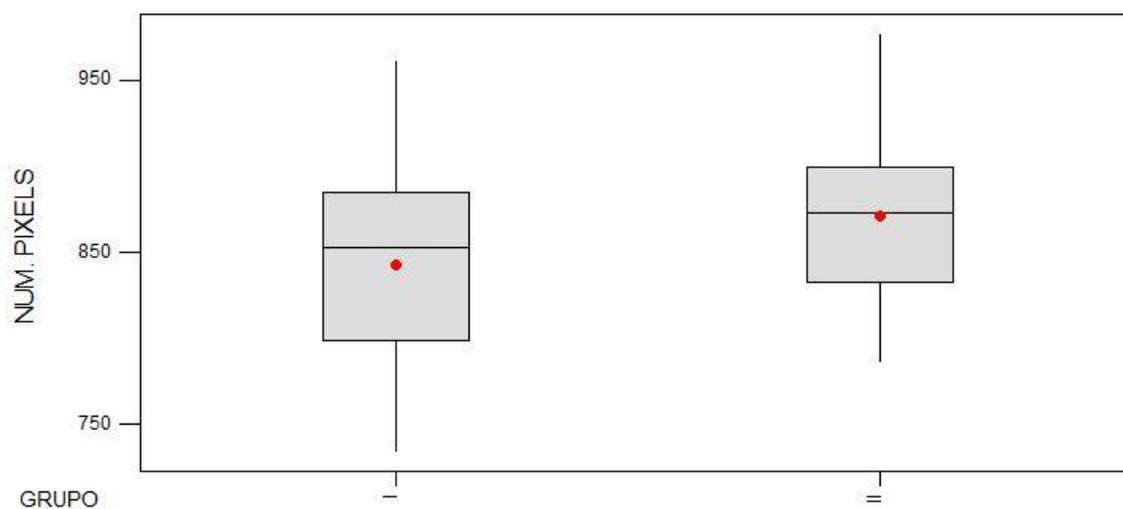


Figura C.1: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Centro para os Grupos I e II (Radiografias Convencionais)

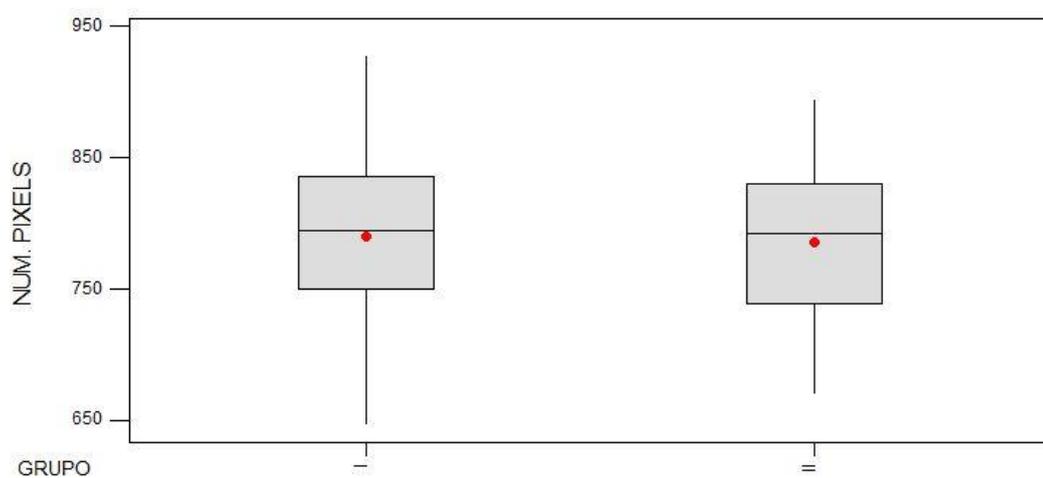


Figura C.2: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Lateral para os Grupos I e II (Radiografias Convencionais)

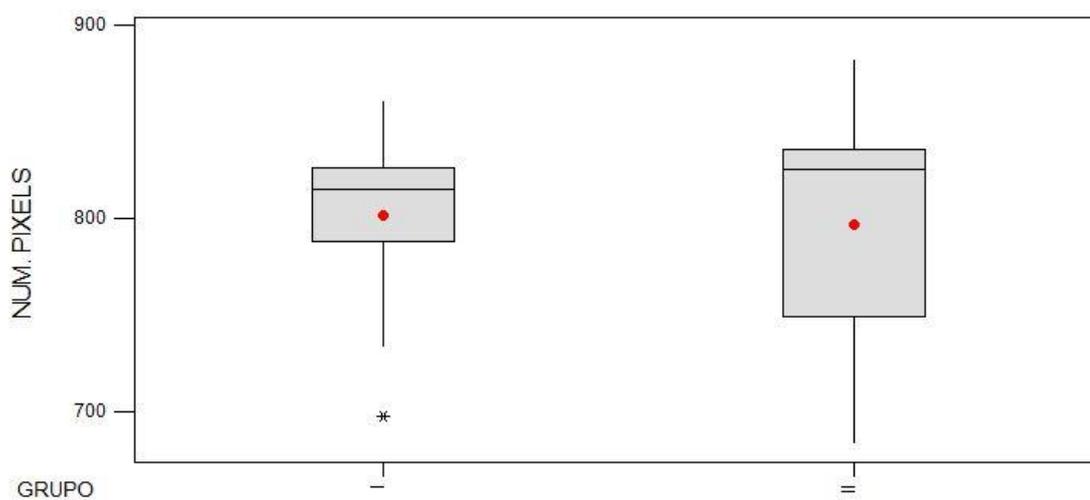


Figura C.3: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Centro para os Grupos I e II (Radiografias Digitais)

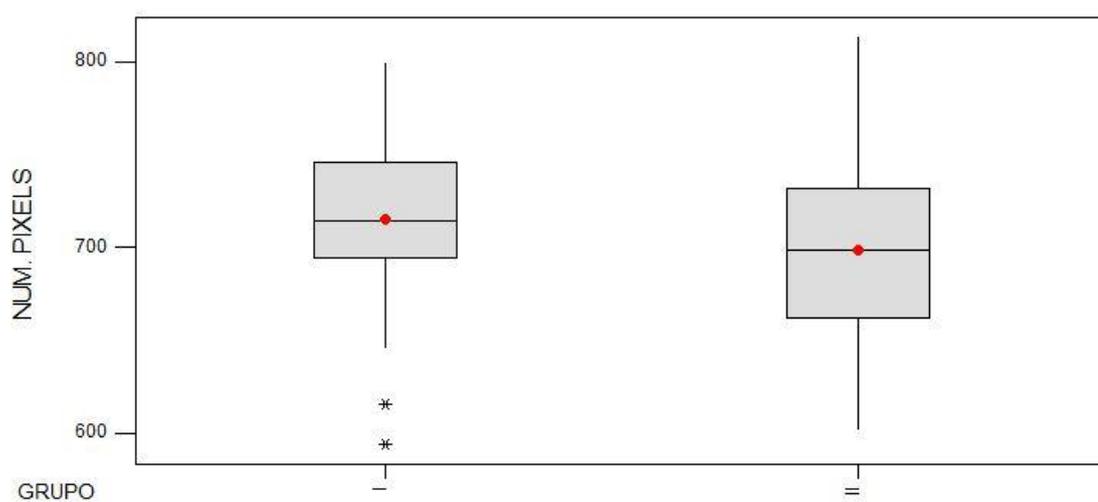


Figura C.4: Gráfico Box-plot da Distribuição do Número de Pixels Trabeculares da Macro-região Lateral para os Grupos I e II (Radiografias Digitais)

# Glossário

Trabecular	Relativo à trabécula, estrutura mineralizada que compõe os ossos mais porosos, conhecidos como esponjosos.
Velamento	Escurecimento de filme radiográfico que sofreu exposição demasiada.
Emulsão	É a parte principal do filme radiográfico; e nela que se encontra a gelatina contendo os cristais de brometo de prata que se depositam no filme radiográfico.

# Referências Bibliográficas

- [1] LUIZE, Danielli Shima; MURAKAWA, Ana Cristina; BOSCO, Álvaro Francisco; NAGATA, Maria José Hitomi; BONFANTE, Samara. A Influência da Osteoporose na Implantodontia. *Arquivos em Odontologia*. Belo Horizonte.v.41. n° 2. pag. 139-154. abr./jun. 2005.
- [2] Leite, André Ferreira; Figueiredo, Paulo Tadeu de Souza; Guia, Cláudio Mares; Melo, Nilce Santos; Paula, Ana Patrícia de. Radiografia Panorâmica – Instrumento Auxiliar no Diagnóstico da Osteoporose. *Revista brasileira de reumatologia*. Vol. 48, Número 4, 226-233, jul-ago. 2008.
- [3] MILLER, Paul D.; ZAPALOWSKI, Carol; KULAK, Caroline A. M.; BILEZIKIAN, John P. Bone densitometry: the best way to detect osteoporosis and to monitor therapy. *The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*. Vol. 84, No. 6, 1867-1871, Fev, 1999.
- [4] *Jaw-x – Osteoporosis screening from dental X-rays*. Disponível em: <<http://www.jaw-x.com>>. Acesso em: 10 de mar. 2011.
- [5] KÄRRBRINK, K; ANDERSSON K. J; BERGGREN, A. *Jaw-X - A method for detecting bone density and osteoporosis*. Disponível em: <[www.jaw-x.com/downloads/JawX%20article%20eng%204.pdf](http://www.jaw-x.com/downloads/JawX%20article%20eng%204.pdf)>. Acesso em: 10 de mar. 2011.
- [6] GUIMARÃES, Fátima. *OSTEOPOROSE - Mais de 15 milhões de portadores no Brasil*. Disponível em:<<http://www.educacaofisica.com.br/noticias/osteoporose-mais-de-15-milhoes-de-portadores-no-brasil>>. Acesso em: 10 de mar. 2011.
- [7] RONDEROS M; Ryder MI. Risk assessment in clinical practice. *Periodontol* 2000, v. 34. p. 120-135, 2004
- [8] MERCHANT A.T. Losing teeth leads to an unhealthy diet associated with cardiovascular disease risk. *J Evid Based Dent. Pract.*, v.6, n.2, p.187-188, 2006.
- [9] JUNQUEIRA, Luiz C.; CARNEIRO, José. *Histologia Básica*. 10ª Ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, p. 136-153, 2004.
- [10] GUYTON, A.C., HALL, J. E. *Tratado de fisiologia médica*. 11ed. Rio de Janeiro. Elsevier. 2006.
- [11] JUNQUEIRA, L.C.; CARNEIRO, J. *Histologia Básica – Texto e Atlas*. 11 ed., Rio de Janeiro, Guanabara Koogan, 2008.
- [12] YANG, Yi Jun; DAMRON, Timothy A. 2007. *Histology of Bone*. Disponível

em:<<http://emedicine.medscape.com/article/1254517-overview>>. Acesso em: 10 de mar. 2011.

[13] SENNERBY, L. Implant Integration and Stability in Esthetic Implant Dentistry. Quintessence: Chicago. p. 17-19.

[14]. DALLACOSTA, D; ROESLER, C. R. M; FANCELLO, E. A. Determinação da distribuição de densidade óssea em fêmur proximal via critérios de otimalidade.

[15] ROSSI, Edison. Envelhecimento do sistema osteoarticular. Einstein. 2008; 6 (Supl 1):S7-S12.

[16] OLIVEIRA, L.S.A.F.; NEVES, F.S.; TORRES, M.G.G.; REBELLO, I.M.C.; CAMPOS, P.S.F. Características radiográficas dos portadores de osteoporose e o papel do cirurgião-dentista no diagnóstico. Rev. ciênc. méd. biol = J. med. biol. sci;8(1):85-90, jan.-abr. 2009.

[17] FROES, Nívea Dulce Tedeschi Conforti; PEREIRA, Edgard dos Santos; NEGRELLI, Wilson Fábio. Fatores de risco da osteoporose: prevenção e detecção através do monitoramento clínico e genético. Acta Ortopédica Brasileira. 10(1) – jan/mar, 2002.

[18] VOLPON, J.B.; CECIM, P.E.S.; MIYASE, C.I.; GAVA, N.F. O alendronato de sódio na prevenção da osteopenia secundária à imobilização gessada, em ratas: avaliação histomorfométrica. Rev. bras. ortop;43(10):442-451, out. 2008.

[19] LOPES, F.F.; LOUREIRO, F.H.F.; PEREIRA, A.F.V.; PEREIRA, A.L.A.; ALVES, C.M.C. Associação entre osteoporose e doença periodontal em mulheres na pós-menopausa. Rev. bras. ginecol. obstet;30(8):379-383, ago. 2008.

[20] INAGAKI K. et al. Efficacy of periodontal disease and tooth loss to screen for low bone mineral density in Japanese women. Calcif Tissue Int., v.77, n.1, p. 9-14, 2005.

[21] YOSHIHARA A. et al. A longitudinal study of the relationship between periodontal disease and bone mineral density in community-dwelling older adults. J Clin Periodontol, v.31,n.8, p. 680-4, 2004.

[22] NONAKA C.F.W. et al. Osteoporose e doença periodontal: revisão dos aspectos atuais. Rev. Periodontia, v.15, n.3, p.46-52, 2005.

[23] TOGASHI A.Y.; BUSNELO C. A relação entre osteoporose e a doença periodontal. Revista Paranaense Perio/Implante, v.3,p.26-30, 2008.

[24] *Bone Densitometry. Disponível em:* <<http://www.radiologyinfo.org/en/info.cfm?pg=dexa>>. Acesso em: 17 de abr. 2011.

[25] HORNER, K.; DEVLIN, H. The relationship between mandibular bone mineral density and panoramic radiographic measurements. J. Dent., Kidlington, v.26, p.337-343, 1998.

[26] BREZDEN NA, BROOKS SL. Evaluation of panoramic dental radiographs taken in

private practice. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol.* 1987;63:349-56.

[27] LANGLAND, O.E., LANGLAIS, R.P. , *Princípios do Diagnóstico por Imagens em Odontologia.* São Paulo: Santos, 2002.

[28] FREITAS A; ROSA JE; SOUZA IF. *Radiologia Odontológica.* Artes Médicas, São Paulo, 5ª Ed. 2000.

[29] SOBOTTA, Johannes. *Atlas de Anatomia Humana.* 21ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2000.

[30] Pedrini, H. Schwartz. *Análise de Imagens Digitais: princípios, algoritmos e aplicações.* 1ª Ed. São Paulo: Thomson Learning, 2008.

[31] MARQUES F., O; VIEIRA NETO, H. *Processamento digital de imagens.* 1. ed. Rio de Janeiro : Brasport, 1999.

[32] *Point Operation – Contrast Stretching.* Disponível em: <<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/stretch.htm>>. Acesso em: 17 de outubro. 2011.

[33] SILVA, K. R.; PIROVANI, D. B.; ANDRADE, L. N.; SANTOS, A. R.; CECÍLIO, R. A.; BESTETE, J. P. *Subtração de imagens para detecção de mudanças na cobertura vegetal da bacia hidrográfica do Rio Alegre – Alegre/ES.* Anais II Seminário de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Paraíba do Sul: Recuperação de Áreas Degradadas, Serviços Ambientais e Sustentabilidade. Taubaté, Brasil. IPABHi, p. 49-56. 09-11 dezembro 2009.

[34] BAZZO, V.J. *Estudo comparativo das densidades dos ossos hamato, capitato e escafóide, por meio de radiografias digitais como um método para estimativa da idade óssea.* Tese (Tese de Pós-graduação) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2007.

[35] *Visual C# 2010 Express | Microsoft Visual Studio.* Disponível em: <<http://www.microsoft.com/visualstudio/en-us/products/2010-editions/visual-csharp-express>>. Acesso em: 17 de outubro.

[36] *Baixar o Minitab Statistical Software gratuito.* Disponível em: <<http://www.minitab.com/pt-BR/products/minitab/free-trial.aspx>>. Acesso em: 17 de outubro. 2011.