

**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 da densidade óssea dos maxilares utilizando  
radiografias digitais periapicais**

*Alexandre Henrique Unfried*

**CASCABEL**

**2016**

**ALEXANDRE HENRIQUE UNFRIED**

**AVALIAÇÃO DA DENSIDADE ÓSSEA DOS MAXILARES  
UTILIZANDO RADIOGRAFIAS DIGITAIS PERIAPICAIS**

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. Adair Santa Catarina

CASCADEL

2016

**ALEXANDRE HENRIQUE UNFRIED**

**AVALIAÇÃO DA DENSIDADE ÓSSEA DOS MAXILARES  
UTILIZANDO RADIOGRAFIAS DIGITAIS PERIAPICAIS**

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

---

Prof<sup>ª</sup>. Adriane YaekoTogashi  
Colegiado de Odontologia, UNIOESTE

---

Prof. Anibal Mantovani Diniz  
Colegiado de Ciência da Computação,  
UNIOESTE

Cascavel, 02 de fevereiro de 2016.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente agradeço a Deus, por ter me dado saúde e potencial para realizar este trabalho.

Aos meus pais, Marli Unfried e Nilvo José Unfried, que sempre acreditaram e me deram forças para alcançar meus objetivos. Permitindo chegar até aqui.

Ao meu professor e orientador Adair Santa Catarina, pelo auxílio e dedicação na orientação deste trabalho.

Aos meus professores, que me deram o conhecimento necessário para minha formação.

E por último, mas não menos importantes, aos meus amigos, pelos bons momentos de diversão e descontração.

# Lista de Figuras

Figura 1.1	Radiografia digital panorâmica .....	2
Figura 1.2	Radiografia digital periapical .....	2
Figura 2.1	Sensores radiológicos digitais intraorais, a esquerda o sensor Gendex GXS-700 e a direita o sensor SNAPSHOT.....	5
Figura 2.2	Diagramas ilustrando a estrutura básica de um sensor CCD intraoral. (A) Superfície da imagem mostrando a matriz de pixels. (B) O sensor visto de lado, mostrando a camada de cintilação. (C) Um pixel individual composto por um sanduíche de silícios dos tipos N e P .....	6
Figura 2.3	Esquema mostrando a formação da imagem radiográfica digital em um sensor CCD intrabucal .....	6
Figura 2.4	Sistema Digital EXPRESS™ .....	8
Figura 2.5	Placas de fósforo .....	8
Figura 3.1	Representação matricial de uma imagem monocromática .....	9
Figura 3.2	Tipos de vizinhança na representação matricial. (a) 4-vizinhança. (b) 8-vizinhança .....	12
Figura 3.3	Os pixels assinalados correspondem a pixels trabeculares .....	12
Figura 4.1	Processos aplicados às amostras coletadas nas radiografias .....	15
Figura 5.1	Tela para seleccionar imagem de referência .....	17
Figura 5.2	Amostras ampliadas. (a) Amostra clara. (b) Amostra clara. (c) Amostra clara após a UTM. (d) Amostra escura após a UTM .....	18
Figura 5.3	Histograma da amostra clara .....	18
Figura 5.4	Histograma da amostra clara após a UTM .....	19
Figura 5.5	Histograma da amostra escura .....	19
Figura 5.6	Histograma da amostra escura após a UTM .....	20
Figura 5.7	Nova metodologia .....	21
Figura 5.8	Matriz de confusão .....	22
Figura 5.9	Exemplos de amostras: (a) Amostra saudável. (b) Amostra com artefatos radiolúcidos .....	23
Figura 5.10	Resultado da matriz de confusão dos testes realizados .....	23

# Lista de Tabelas

Tabela 2.1	Especificações técnicas dos sensores GXS-700 e SNAPSHOT .....	7
Tabela 5.1	Métricas derivadas da matriz de confusão [15] .....	22

# Lista de Abreviaturas e Siglas

SUS	Sistema Único de Saúde
DXA	<i>Dual-Energy X-ray Absorptiometry</i>
CCD	Dispositivo de Carga Acoplada
CMOS	Semicondutores de Óxido de Metal Complementar
UMV	Uniformização de Média e Variância

## Lista de Símbolos

$\mu_f$	Média de uma imagem
$\sigma_f^2$	Variância de uma imagem
$\mu_r$	Média da imagem de referência
$\sigma_r^2$	Variância da imagem de referência
$\mu_a$	Média da imagem a ser ajusta
$\sigma_a^2$	Variância da imagem a ser ajustada
$\mu_g$	Média de todas as amostras
$\sigma_g^2$	Variância das médias de todas as amostras
$\mu_{gs}$	Médias das amostras de pacientes saudáveis
$\mu_c$	Média da contagem de pixels trabeculares
$\sigma_c$	Desvio padrão da contagem de pixels trabeculares

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	iv
<b>Lista de Tabelas</b>	v
<b>Lista de Abreviaturas e Siglas</b>	vi
<b>Lista de Símbolos</b>	vii
<b>Sumário</b>	viii
<b>Resumo</b>	x
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Objetivos .....	2
<b>2 Radiologia Odontológica</b>	<b>4</b>
2.1 Características Fundamentais das Imagens Radiográficas .....	4
2.2 Sensores Radiológicos Digitais Intraorais Periapicais .....	5
2.2.1 CCD (Dispositivo de Carga Acoplada) e CMOS (Semicondutores de Óxido de Metal Complementar) .....	5
2.2.2 Especificações Técnicas de Sensores Comerciais .....	7
<b>3 Processamento de Imagens</b>	<b>9</b>
3.1 Imagens Digitais .....	9
3.2 Medidas Estatísticas de uma Imagem .....	10
3.2.1 Média .....	10
3.2.2 Variância .....	10
3.3 Métodos de Processamento de Imagens .....	10
3.3.1 Auto Escala .....	10
3.3.2 Uniformização de Média e Variância (UMV) .....	11
3.3.3 Vizinhaça .....	11
3.3.4 Conectividade .....	12
<b>4 Metodologia Proposta por Batistussi</b>	<b>13</b>
4.1 Amostragem .....	13
4.2 Tratamento das Imagens .....	14
4.3 Coleta e Processamento das Amostras .....	14
<b>5 Resultados e Discussões</b>	<b>16</b>

5.1	Calibragem Automática de Parâmetros .....	16
5.2	Retirada da Uniformização de Média e Variância (UMV) da amostra .....	17
5.3	Determinação dos parâmetros .....	20
5.3.1	Resultados numéricos: Express™ - Oral Diagnose .....	20
5.4	Avaliação da metodologia .....	21
<b>6</b>	<b>Conclusão e trabalhos futuros</b>	<b>25</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>26</b>

# Resumo

A redução da massa óssea apresenta problemas para a osseointegração de implantes odontológicos. Por isso, a avaliação da densidade óssea é um fator importante para reduzir os riscos de falhas. Atualmente, o DXA é o único exame confiável para avaliar a densidade óssea e apontar se um paciente possui massa óssea reduzida. Batistussi desenvolveu uma metodologia para avaliação da densidade óssea através de radiografias dentárias panorâmicas e Coelho a verificou, apontando algumas melhorias; ambos implementaram a metodologia no software B $\mu$ A-DDx. Neste trabalho aplicou-se a metodologia de avaliação da densidade óssea das maxilas em radiografias dentárias digitais periapicais, que são radiografias mais comuns que as panorâmicas. Avaliou-se os resultados e propôs-se uma metodologia de análise mais simples, com eliminação de etapas de processamento que influenciavam negativamente nos resultados proporcionados pelo software. Na metodologia proposta as radiografias são processadas pela transformação U $MV$ ; sobre as amostras não são mais realizadas transformações de intensidade, apenas a contagem de pixels trabeculares. Ajustou-se o software B $\mu$ A-DDx para avaliar radiografias panorâmicas e periapicais, usando a nova metodologia para contagem de pixels trabeculares e, também, implementou-se uma função para calibragem automática de parâmetros. Na avaliação da nova metodologia utilizou-se 72 radiografias digitais periapicais, sendo 36 amostras de mandíbula e 36 amostras de maxila, adquiridas com o sensor radiológico Express<sup>TM</sup>, da Clínica Oral Diagnose. Obtiveram-se os seguintes resultados: Média da imagem de referência = 142,414; Variância da imagem de referência = 2498,25; Média de todas as amostras de mandíbula = 113,473; Variância de todas as amostras de mandíbula = 217,033; Média das amostras saudáveis de mandíbula = 93; Valor crítico da contagem para mandíbula = 1082; Média de todas as amostras de maxila = 118,912; Variância de todas as amostras de maxila = 266,294; Média das amostras saudáveis de maxila = 99; Valor crítico da contagem para maxila = 932. A nova metodologia foi avaliada usando simulação, pois não se obteve radiografias de pacientes osteoporóticos. Na avaliação observou-se que o software é capaz de identificar incrementos e reduções na contagem de pixels trabeculares, mostrando-se adequado para acompanhar a evolução da massa óssea de pacientes em tratamento como, por exemplo, reposição de cálcio através de suplementação com vitamina D.

**Palavras chave:** densidade óssea, osteoporose, implantes, radiografia periapical digital.

# Capítulo 1

## Introdução

Uma doença com graves consequências para o ser humano, principalmente os idosos, é a osteoporose [1]. A doença caracteriza-se pela diminuição da massa óssea do corpo, aumentando o risco de fraturas. A osteopenia é um alerta indicando a diminuição desta massa óssea. Diagnosticada por exame de densitometria óssea, a osteopenia, se não tratada, pode levar ao desenvolvimento da osteoporose [2].

O Ministério da Saúde, de 2008 à 2010, através do SUS (Sistema Único de Saúde), realizou 3.252.756 processos relacionados ao tratamento de osteoporose em idosos do Brasil, com um custo total de R\$ 288.986.335,15 [3]; estes números mostram que os gastos públicos com o tratamento da osteoporose são significativos.

Os problemas mais frequentes da osteoporose são as fraturas de coluna lombar, do colo do fêmur e do terço distal do rádio [4]. Outro problema decorrente da osteoporose ocorre na osseointegração de implantes dentais em mandíbulas; os implantes apresentam maior risco de falha em pacientes com osteoporose, porque o metabolismo ósseo prejudicado pode afetar os ossos da mandíbula e maxila [5].

Este trabalho de conclusão de curso tem como tema o estudo da avaliação da densidade óssea das maxilas utilizando imagens radiográficas digitais, mais especificamente de imagens digitais de radiografias dentárias periapicais.

Batistussi [6] propôs uma metodologia de análise de imagens digitais de radiografias dentárias panorâmicas (Figura 1.1), cujo objetivo era identificar casos de anormalidade na densidade óssea de maxilas. Neste trabalho avaliaremos e ajustaremos a metodologia proposta para aplicá-la em radiografias digitais periapicais (Figura 1.2). Radiografias periapicais apresentam menor custo e são mais comuns em consultórios odontológicos do que as radiografias panorâmicas e apresentam menor distorção radiográfica.



Figura 1.1: Radiografia digital panorâmica



Figura 1.2: Radiografia digital periapical

Pacientes que apresentam densidade óssea anormal devem ser encaminhados para realizar o exame de densitometria óssea (DXA – DualEnergy X-ray Absorptiometry), considerado o único método seguro para a avaliação da massa óssea corporal e predição de fratura óssea [7]. Dessa maneira, pacientes acometidos por osteopenia ou osteoporose podem realizar tratamentos preventivos visando reestabelecer sua saúde óssea, reduzindo despesas com tratamentos mais complexos decorrentes de fraturas ocasionadas pela doença.

## 1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é avaliar e adequar a metodologia proposta por Batistussi (2011) para avaliar a densidade óssea dos maxilares utilizando radiografias digitais periapicais.

Como objetivos secundários têm-se:

- Adequar o software B $\mu$ A-DDx, desenvolvido por Batistussi (2011) e Coelho (2012) para fazer calibração automática de parâmetros, tanto em radiografias panorâmicas como periapicais;

- Contribuir com a saúde pública, pois os pacientes que tiverem densidade óssea anormal apontada pelo software, podem ser encaminhados para realizar o exame DXA. Sendo detectados casos de osteopenia ou osteoporose o paciente poderá realizar tratamento preventivo, o que é menos oneroso para o sistema público de saúde.

# Capítulo 2

## Radiologia Odontológica

Este capítulo tem como objetivo introduzir alguns conceitos sobre radiologia odontológica, necessários para a compreensão do trabalho desenvolvido.

### 2.1 Características Fundamentais das Imagens Radiográficas

No imageamento de tecidos ósseos através de raios-X, pode-se afirmar que nem toda a radiação à qual o tecido é exposto o atravessa; uma quantidade desta radiação é absorvida de acordo com a densidade e composição do tecido. Tecidos que não apresentam resistência à passagem dos raios-X formam uma imagem radiolúcida (escura), e os tecidos que apresentam resistência geram uma imagem radiopaca (clara), portanto, quanto mais escura for a imagem radiográfica, maior é a quantidade de radiação que ultrapassou o tecido [8].

Moreira [9],p. 184, mais especificamente, descreve detalhes relativos à radiopacidade de tecidos ósseos.

*“O osso normal apresenta-se radiograficamente radiopaco. Esta radiopacidade é proporcionada pela maior absorção dos raios X pelos tecidos duros, impregnados de sais de cálcio de alto número atômico. Os tecidos moles do organismo são formados basicamente por elementos químicos de baixo número atômico (C, H, N, O) absorvendo, portanto, menores quantidades de raios X [...]. O grau de radiopacidade depende do tipo de osso. [...] A maxila tende a apresentar trabéculas finas e dispostas em forma de rede. A mandíbula geralmente apresenta um número menor de trabéculas, mais espessas e dispostas em um curso mais horizontal.”*

A metodologia proposta por Batistussi [6], em descrição sintética, usa como informação avaliativa da densidade óssea a contagem de pixels trabeculares identificados como radiopacos (claros) e rodeados por outros que apresentam esta mesma característica.

## 2.2 Sensores Radiológicos Digitais Intraorais Periapicais

As imagens dentárias digitais periapicais podem ser obtidas através de equipamentos portáteis, associados ao uso de uma fonte tradicional de emissão de raios-X, presentes na maioria dos consultórios dentários.

Os sensores radiológicos digitais intraorais são dispositivos portáteis, envoltos em uma pequena caixa protetora, fina e retangular, como pode ser visto na Figura 2.1. A maioria destes sensores possui um cabo que transmite os dados diretamente da boca do paciente para o computador, onde é possível salvar e visualizar as radiografias através de sistemas disponíveis [10]. Existem duas tecnologias de sensores utilizadas na obtenção de radiografias periapicais digitais, que são os CCD (dispositivos de carga acoplada) e os CMOS (semicondutores de óxido de metal complementar).



Figura 2.1: Sensores radiológicos digitais intraorais; à esquerda o sensor genex GXS-700 e à direita o sensor SNAPSHOT.

Fonte: [www.dentalproductshopper.com](http://www.dentalproductshopper.com) e [superdental.com.br](http://superdental.com.br)

### 2.2.1 CCD (Dispositivo de Carga Acoplada) e CMOS (Semicondutores de Óxido de Metal Complementar)

Segundo Whaites [10], estes dispositivos possuem pixels individuais, que consistem em um sanduíche de silício dos tipos N e P, que são ordenados em fileiras e colunas chamadas de arranjo ou matriz. Acima desta camada de silício há uma camada cintilante de cristais fluorescentes. Este modelo é ilustrado na Figura 2.2. Os fótons de raio X que atingem a camada cintilante são convertidos em luz. Esta luz interage com o silício por efeito fotoelétrico para criar um pacote de carga para cada pixel, que fica concentrado em cada

eletrodo. Este pixel individual tem um valor de acordo com a quantidade de radiação a que foi exposto, e este valor irá representar futuramente uma tonalidade de cor.

De acordo com Souza [11], para que se possa visualizar a imagem, os elétrons do pacote de carga de cada pixel são atraídos para o polo de potencial mais positivo, após são transferidos para um amplificador de leitura e transmitidos como um sinal analógico de voltagem para o conversor analógico-digital. Neste conversor, o sinal é convertido em unidades binárias e transmitido ao computador; após esta conversão toda informação coletada pode ser visualizada na tela do computador, como pode ser visto na Figura 2.3.

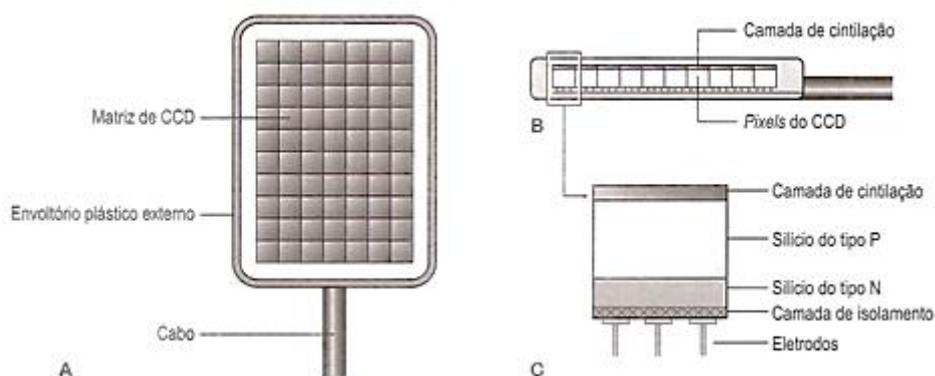


Figura 2.2: Diagramas ilustrando a estrutura básica de um sensor CCD intraoral. (A) Superfície da imagem mostrando a matriz de pixels. (B) O sensor visto de lado, mostrando a camada de cintilação. (C) Um pixel individual composto por um sanduíche de silícios dos tipos N e P. [10]

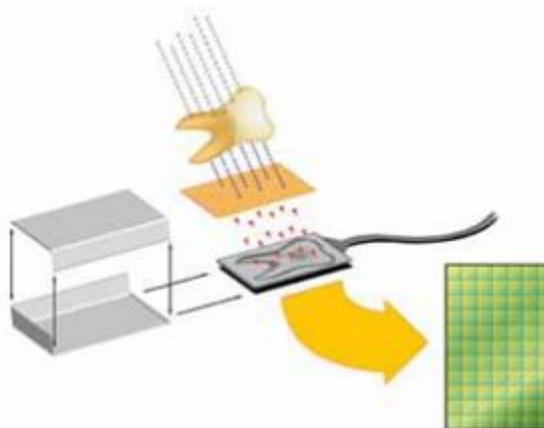


Figura 2.3: Esquema mostrando a formação da imagem radiográfica digital em um sensor CCD intraoral. [11]

Os sensores CMOS têm uma estrutura semelhante aos CCDs possuindo uma matriz de pixels; a diferença está na forma de ler a carga dos pixels. Cada pixel do CMOS é isolado do vizinho e conectado diretamente a um transistor. O pacote de carga de cada pixel é transferido

para o transistor com uma voltagem, permitindo que cada pixel seja avaliado individualmente [10].

Os sensores CMOS atuais são mais comuns no mercado, devido ao fato de proporcionar mais qualidade e possuírem um custo de fabricação menor em relação aos sensores CCDs [12].

### 2.2.2 Especificações Técnicas de Sensores Comerciais

Na Tabela 2.1 pode-se observar algumas especificações técnicas de dois sensores comerciais, ambos em dois tamanhos diferentes.

Tabela 2.1: Especificações técnicas dos sensores GXS-700 e SNAPSHOT

	<b>GXS-700 tamanho 1</b>	<b>GXS-700 tamanho 2</b>	<b>SNAPSHOT tamanho 1</b>	<b>SNAPSHOT tamanho 2</b>
<b>Tamanho do pixel</b>	19.5 $\mu\text{m}$	19.5 $\mu\text{m}$	19 $\mu\text{m}$	19 $\mu\text{m}$
<b>Tecnologia do sensor</b>	CMOS aprimorado	CMOS aprimorado	CMOS	CMOS
<b>Tamanho da imagem</b>	1026 x 1539 pixels	1324 x 1842 pixels	1580 x 1050 pixels	1896 x 1368 pixels
<b>Resolução</b>	25.6 lp/mm	25.6 lp/mm	26.3 lp/mm	26.3 lp/mm
<b>Preço</b>	US\$ 2920,00	US\$ 2920,00	US\$ 3115,00	US\$ 3115,00

Como podemos observar na Tabela 2.1, os sensores podem gerar imagens de tamanhos e resoluções diferentes. O sensor SNAPSHOT, disponível na clínica odontológica da UNIOESTE, foi utilizado na aquisição de radiografias dentárias digitais periapicais para realização deste trabalho. Porém, devido ao baixo número de radiografias disponíveis, optou-se por usar radiografias provenientes da Clínica Radiológica Oral Diagnose, adquiridas com o Sistema Digital EXPRESS™(Figura 2.4) da Instrumentarium. Este equipamento não é propriamente um sensor intraoral; ele usa placas de fósforo (Figura 2.5) que são inseridas na boca do paciente e estimuladas pelos raios-X. Após, as placas são inseridas no equipamento EXPRESS, que faz a leitura da energia armazenada em sua matriz, sendo então convertida em imagem digital matricial.

Os preços dos sensores foram obtidos em <<http://canalmedicalstore.com/categories.php?category=Dental-Equipment/Dental-Radiography>>, que é um e-commerce norte-americano de equipamentos médicos.



Figura 2.4: Sistema Digital EXPRESS™



Figura 2.5: Placas de fósforo

# Capítulo 3

## Processamento de Imagens

Este capítulo tem como objetivo apresentar conceitos sobre imagens digitais e descrever algumas técnicas de processamento de imagens utilizadas no desenvolvimento deste trabalho.

### 3.1 Imagens Digitais

Uma imagem digital em tons de cinza, também chamada de imagem monocromática, corresponde a uma matriz de amostras, cada qual associada a uma intensidade de tom de cinza, variando de 0 a 255.

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 ( $x =$  linha,  $y =$  coluna) do espaço da imagem representado.  $M$  é o número de linhas da matriz e  $N$  o número de colunas. A Figura 3.1 ilustra a representação matricial de uma imagem monocromática. Exemplos de imagens monocromáticas foram apresentados nas Figuras 1.1 e 1.2

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

Figura 3.1 – Representação matricial de uma imagem monocromática

### 3.2 Medidas Estatísticas de uma Imagem

#### 3.2.1 Média

A média de uma imagem corresponde ao nível médio de brilho. Uma imagem com média baixa representa uma imagem escura, enquanto uma imagem com média alta representa uma imagem clara [13].

Em uma imagem digital monocromática  $f$ , com  $M$  linhas e  $N$  colunas, podemos calcular a média ( $\mu_f$ ) através da Equação 3.1, onde  $f(x, y)$  representa o nível de cinza do pixel na posição  $(x, y)$  [6].

$$\mu_f = \frac{1}{M * N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \quad (3.1)$$

### 3.2.2 Variância

A variância de uma imagem representa a variação dos níveis de cinza, em relação à média da imagem. Esta variância está relacionada ao contraste da imagem, onde uma imagem com grande variância é uma imagem com alto contraste [13].

Considerando uma imagem  $f$ , com  $M$  linhas e  $N$  colunas, sendo  $f(x, y)$  a intensidade de cinza na posição  $(x, y)$  da imagem, e  $\mu_f$  a média da imagem, podemos calcular a variância da imagem ( $\sigma_f^2$ ) conforme a Equação 3.2 [13].

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{M * N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (f(x, y) - \mu_f)^2 \quad (3.2)$$

## 3.3 Métodos de Processamento de Imagens

### 3.3.1 Autoescala

Auto escala é uma transformação de intensidade linear, onde se expande a escala de tons de cinza de uma imagem para ocupar todo intervalo possível. Em um sistema de 256 níveis de cinza, a função de auto escala pode ser representada pela Equação 3.3 [13].

$$g = \frac{255}{f_{max} - f_{min}} (f - f_{min}) \quad (3.3)$$

Onde  $f_{max}$  é o maior nível de cinza da imagem,  $f_{min}$  o menor nível de cinza e  $f$  o nível de cinza de um pixel da imagem. O resultado  $g$  substituirá o valor  $f$  no pixel correspondente, gerando a imagem com autoescala que ocupará todo o intervalo de 0 a 255, ou seja,  $f_{max} = 255$  e  $f_{min} = 0$  serão os valores máximo e mínimo na imagem resultado.

Essa transformação de intensidade pode apresentar problemas, caso existam poucos pixels com valores próximos de 0 ou 255; neste caso a transformação de autoescala seria inócua, pois o histograma da imagem original já ocuparia toda a faixa possível de intensidades (0 a 255). Uma solução possível é utilizar percentis estatísticos como valores de  $f_{min}$  e  $f_{max}$ . Por exemplo, calcular e utilizar o percentil 5% como  $f_{min}$  e o percentil 95% como  $f_{max}$ . Assim, 5%

dos pixels com intensidade abaixo de  $f_{min}$  assumem a intensidade 0 em zero e 5% dos valores acima de  $f_{max}$  assumem o valor 255[6].

### 3.3.2 Uniformização de Média e Variância (UMV)

Imagens capturadas sobre condições diferentes de iluminação podem apresentar variações de brilho e contraste, sendo necessário um ajuste para que se possam realizar transformações entre pares de imagens. Este ajuste pode ser obtido através do processo de uniformização de médias e variâncias de imagens [13].

Dadas duas imagens, imagem de referência ( $f_r$ ) e imagem de ajuste ( $f_a$ ). Considere as médias  $\mu_r$  e  $\mu_a$ , e as variâncias  $\sigma_r^2$  e  $\sigma_a^2$ .

É necessário o cálculo de dois fatores, o fator de ganho representado na Equação 3.4 e o fator de deslocamento (*offset*) representado na Equação 3.5, onde o fator de ganho ajusta o contraste (variância) da imagem de ajuste, enquanto o *offset* ajusta o brilho (média) [13].

$$ganho = \sqrt{\frac{\sigma_r^2}{\sigma_a^2}} \quad (3.4)$$

$$offset = \mu_r - \sqrt{\frac{\sigma_r^2}{\sigma_a^2}} * \mu_a \quad (3.5)$$

A correção da imagem de ajuste é feita pela Equação 3.6, aplicada a todos os pixels.

$$g = ganho * f_a + offset \quad (3.6)$$

### 3.3.3 Vizinhaça

Uma imagem digital, de estrutura matricial, pode relacionar de maneira conectiva um pixel em uma posição  $i$  (linha),  $j$  (coluna) com seus vizinhos. Esta relação pode ser definida em 2 conjuntos, 4-vizinhaça e 8-vizinhaça. Dado um elemento na posição  $(i, j)$  da matriz, denomina-se 4-vizinhaça o conjunto dos elementos nas posições  $(i - 1, j)$ ,  $(i+1, j)$ ,  $(i, j-1)$  e  $(i, j+1)$ , como pode ser visto na Figura 3.2(a); já a 8-vizinhaça é composta pelos elementos da 4-vizinhaça mais os elementos nas posições  $(i-1, j-1)$ ,  $(i+1, j-1)$ ,  $(i-1, j+1)$  e  $(i+1, j+1)$ , como ilustrado na Figura 3.2(b) [13].



Figura 3.2: Tipos de vizinhança na representação matricial. **(a)** 4-vizinhança. **(b)** 8-vizinhança. [13]

### 3.3.4 Conectividade

Utilizando o conceito de vizinhança é possível verificar se um pixel está conectado aos seus vizinhos, seguindo um critério de similaridade, por exemplo, terem o mesmo nível de cinza.

A vizinhança e a conectividade são conceitos importantes para a contagem de pixels trabeculares, onde o critério de similaridade utilizado é a média de intensidade das amostras radiográficas de pacientes saudáveis, e o pixel é dito pixel trabecular se houver 3 ou mais elementos na 8-vizinhança maiores ou iguais a esta média [6]. Representações de pixels trabeculares são ilustradas na Figura 3.3.

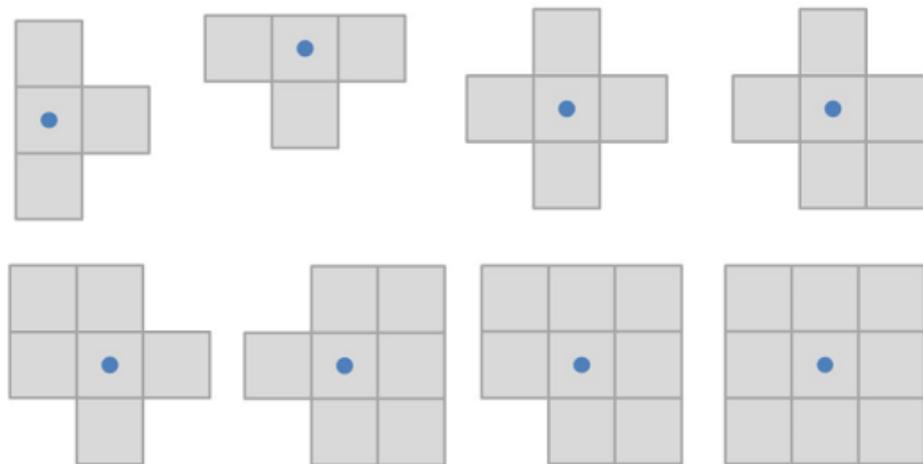


Figura 3.3: Os pixels assinalados correspondem a pixels trabeculares.

# Capítulo 4

## Metodologia Proposta por Batistussi

Batistussi [6] propôs uma metodologia para avaliação da densidade óssea, de pacientes adultos clinicamente saudáveis (pacientes com 18 anos ou mais, com prontuários sem registros de fatores que pudessem interferir na atividade óssea) através de radiografias panorâmicas dentárias convencionais ou digitais, com o intuito de estabelecer uma escala de normalidade para a massa óssea. Em uma pesquisa realizada por Coelho [14], as radiografias convencionais foram descartadas, pelo fato de apresentarem ruídos e qualidade insuficiente para realizar uma avaliação confiável.

O software desenvolvido por Batistussi [6], com a metodologia proposta, expressa numericamente o número de pixels trabeculares nas amostras coletadas em radiografias panorâmicas, classificando a densidade óssea como normal ou anormal. Um pixel é determinado como pixel trabecular de acordo com a descrição na seção 3.3.4. Quanto maior for o número de pixels trabeculares na imagem, maior é a densidade do osso.

### 4.1 Amostragem

As amostras coletadas possuem dimensão de 30 x 50 pixels, e são avaliadas separadamente de acordo com sua região, pois o osso possui propriedades diferentes de acordo com a região analisada, alterando o limite de normalidade da densidade óssea. Outro fator de variação da densidade óssea é a idade do paciente, que foi dividida em 3 grandes grupos, de acordo com as faixas etárias:

- a) 20 – 34: Indivíduos jovens, considerados saudáveis em relação à densidade óssea;
- b) 35 – 44: Indivíduos, provavelmente saudáveis, mas que ultrapassaram a idade onde o ser humano atinge a máxima densidade óssea;
- c)  $\geq 45$ : Indivíduos com idades onde a redução da massa óssea pode caracterizar casos de osteopenia ou osteoporose.

Para determinar o parâmetro de normalidade da densidade óssea, foi utilizado apenas o

grupo de maior densidade óssea, considerado saudável, que é o grupo de pessoas entre 20 e 34 anos.

## 4.2 Tratamento das Imagens

Imagens possuem diferenças originadas por vários fatores. Com o objetivo de compensar diferenças oriundas do processo de aquisição, foi aplicado uma uniformização de média e variância (UMV) para cada conjunto de radiografias, sendo utilizado como referência uma imagem do grupo com boa definição; esta imagem de referência é submetida à um processo de auto escala com percentil de 1%, o qual aumenta o contraste e ajusta todas as imagens restantes para a mesma faixa de distribuição de intensidades.

## 4.3 Coleta e Processamento das Amostras

As amostras coletadas são separadas de acordo com sua região, nas radiografias panorâmicas são coletadas 4 amostras separadas em 4 regiões, corpo mandibular e ramo mandibular, ambos separados em direito e esquerdo. Para adaptar essa metodologia para as radiografias periapicais, as regiões são separadas em apenas duas, que são mandíbula e maxila. Em uma radiografia periapical apenas uma amostra é coletada, sendo definido à qual região pertence.

Após a coleta, todas as amostras passam pela transformação de autoescala e, para cada região, é calculada a média dos tons de cinza das amostras e a variância das médias. Após estes cálculos, os valores de média ( $\mu_g$ ) e variância ( $\sigma_g^2$ ) são utilizados na uniformização de média e variância da amostra a ser avaliada. Outro valor calculado é a média do grupo saudável ( $\mu_{gs}$ ).

Com a amostra já processada com autoescala e UMV, realiza-se o processo de contagem dos pixels trabeculares, usando o critério de similaridade ( $\mu_{gs}$ ). Todas as etapas do processo são ilustradas na Figura 4.1, desde a coleta até a contagem dos pixels trabeculares.

Batistussi [6] também utilizava um processo de segmentação como recurso auxiliar, para evitar que o usuário selecionasse uma área amostral em região não adequada. Esta segmentação foi retirada, pois dificulta a obtenção dos parâmetros do sistema, tornando necessário orientar o usuário para que realize a coleta de amostras nas regiões adequadas.

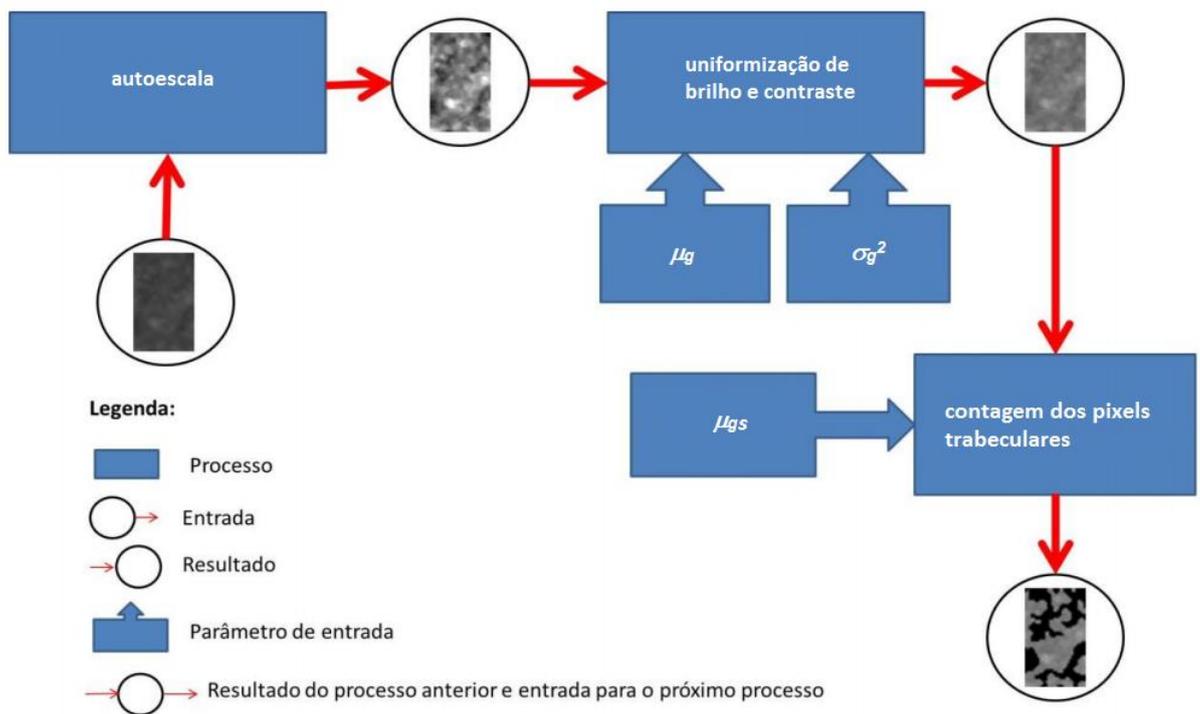


Figura 4.1: Processos aplicados às amostras coletadas nas radiografias

# Capítulo 5

## Resultados e Discussões

Analisando a metodologia proposta por Batistussi [6], percebeu-se que se o usuário selecionar uma imagem amostra em área de tecido mole (regiões escuras nas radiografias), a transformação de auto escala amplia seu contraste, gerando artefatos que o sistema passa a interpretar como trabeculado ósseo. Por esse motivo retirou-se da metodologia a transformação de autoescala aplicada às imagens amostra. Assim, regiões escuras (tecidos moles) apresentarão, de fato, baixa contagem de pixels trabeculares.

### 5.1 Calibragem Automática de Parâmetros

Uma função desenvolvida é a calibragem automática de parâmetros; anteriormente este processo era realizado manualmente. A automatização da calibragem diminui o risco de ocorrerem erros humanos, pois o processamento dos valores coletados era realizado manualmente. Ao cadastrar uma nova clínica radiológica no sistema era necessária a inserção dos parâmetros; agora o software permite cadastrar uma nova clínica e determinar automaticamente seus parâmetros.

A primeira etapa do processo de calibração automática corresponde à seleção da imagem radiográfica de referência da clínica (Figura 5.1). O requisito para esta imagem é apresentar bom contraste, permitindo visualizar as estruturas ósseas radiografadas. Na sequência a imagem sofre uma transformação de auto escala com percentil 1% e tem sua média e variância calculadas. Estes valores são armazenados no banco de dados como parâmetros da clínica. Para cada novo cadastro de imagem radiográfica da clínica é aplicada a UMV, utilizando os parâmetros obtidos a partir da imagem de referência. Assim, amostras de 30 x 50 pixels podem ser coletadas em radiografias da clínica e armazenadas no banco de dados.

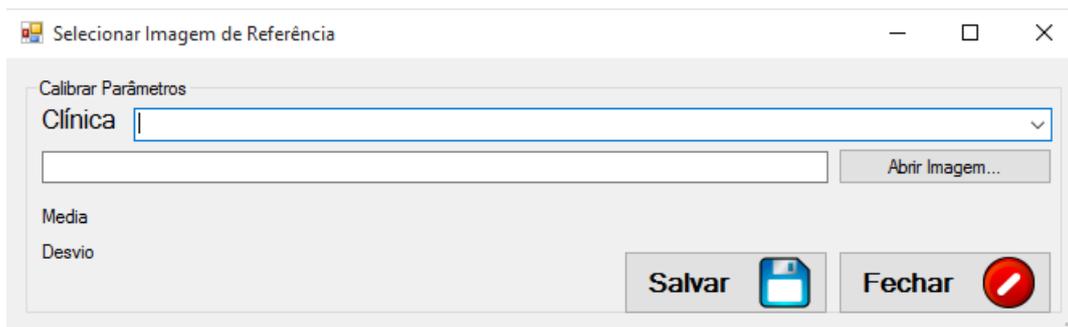


Figura 5.1: Tela para selecionar imagem de referência

A segunda etapa corresponde ao cálculo da média e variância de todas as amostras coletadas em radiografias da clínica; amostras estas agrupadas em 4 classes: mandíbula e maxila em radiografias periapicais, corpo mandibular e ramo mandibular em radiografias panorâmicas. São necessárias ao menos 15 amostras de pacientes saudáveis de cada região para o processo de calibração automática dos parâmetros. Depois de calculadas a média ( $\mu_g$ ) e a variância ( $\sigma_g^2$ ) do grupo de amostras para cada região, aplica-se a UMV em todas as amostras do grupo. Também é calculada a média dos pacientes saudáveis ( $\mu_{gs}$ ); ou seja, a intensidade média das amostras de cada grupo onde os pacientes tenham até 34 anos de idade.

O último passo da calibragem de parâmetros é a contagem de pixels trabeculares de todas as amostras de pacientes saudáveis da clínica, também separadas por região. Neste passo calcula-se a média ( $\mu_c$ ) e desvio padrão ( $\sigma_c$ ) da contagem dos pixels trabeculares para pacientes saudáveis. Com base nesses parâmetros calcula-se o valor crítico da região, representado na Equação 5.1. Ao final de cada passo todos os parâmetros obtidos pela etapa são salvos no banco de dados e todas as amostras já coletadas são reprocessadas pelo sistema, utilizando os novos parâmetros.

$$\text{Crítico} = \mu_c - 2 * \sigma_c \quad (5.1)$$

## 5.2 Retirada da Uniformização de Média e Variância (UMV) da amostra

A UMV da amostra padroniza a distribuição das tonalidades dos seus pixels. Isto é, amostras escuras tem seu histograma deslocado para a direita e amostras mais claras tem seu histograma deslocado para a esquerda, levando as amostras claras e escuras para a mesma faixa de intensidades. Portanto, regiões escuras (menos densas) e regiões claras (mais densas) são analisadas pelo software da mesma maneira.

Na Figura 5.2 podemos observar que, tanto a amostra clara, como a amostra escura, após

passar pela UMV, resultam em amostras com tons semelhantes, fazendo com que a contagem de pixels trabeculares também seja semelhante. Isto representa um problema, pois a amostra escura é mais radiolúcida que a amostra clara, portanto, é menos densa. Como o software conta um número semelhante de pixels trabeculares, optou-se por retirar a aplicação da UMV da metodologia de processamento proposta por Batistussi [6].

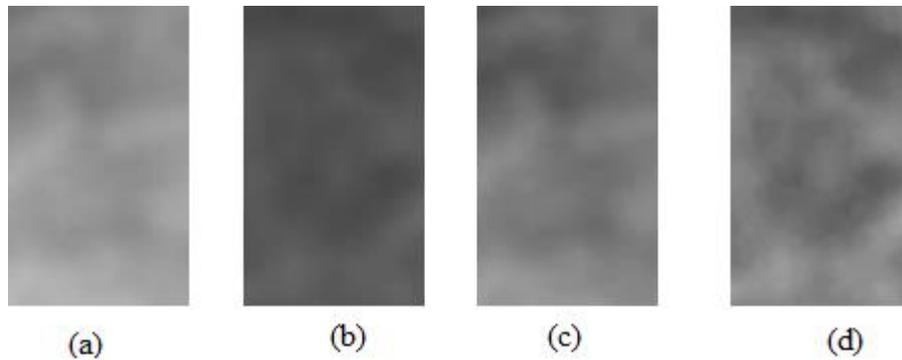


Figura 5.2: Amostras ampliadas. (a) Amostra clara. (b) Amostra escura. (c) Amostra clara após a UMV. (d) Amostra escura após a UMV.

Nas Figuras 5.3 até 5.6 é possível visualizar o comportamento do histograma das amostras apresentadas na Figura 5.2. Como pode ser observado, o histograma da amostra clara (Figura 5.3) é deslocado para a esquerda após a UMV da amostra (Figura 5.4), e o histograma da amostra escura (Figura 5.5) é deslocado para a direita após a UMV da amostra (Figura 5.6).

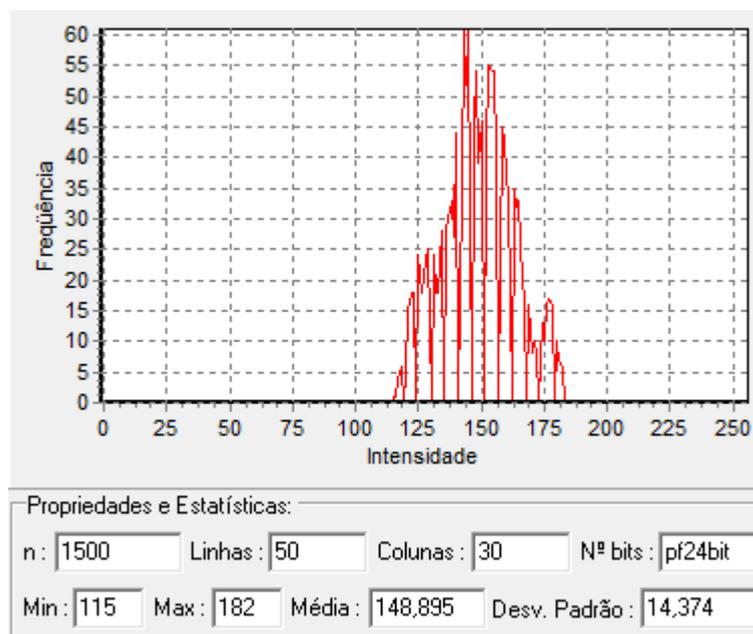


Figura 5.3: Histograma da amostra clara.

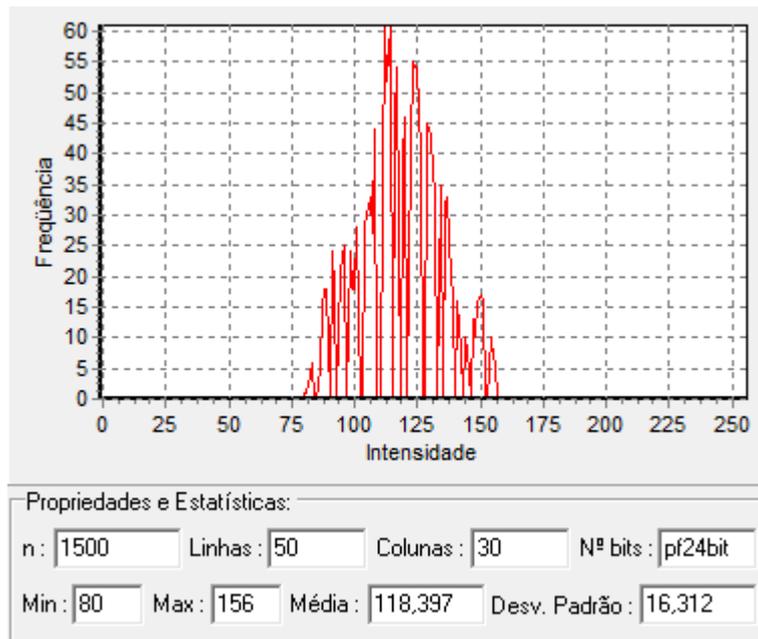


Figura 5.4: Histograma da amostra clara após a UMV.

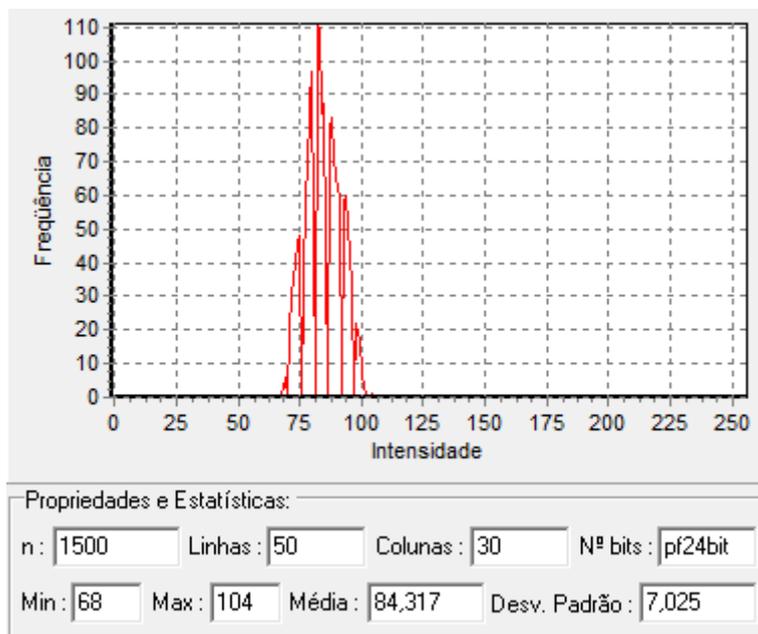


Figura 5.5: Histograma da amostra escura.

Também é possível observar que o histograma da amostra clara (Figura 5.4) e o histograma da amostra escura (Figura 5.6), ambos após a UMV, possuem distribuições de intensidades semelhantes, comprovando que a transformação leva ambas as amostras para a mesma média e variância.

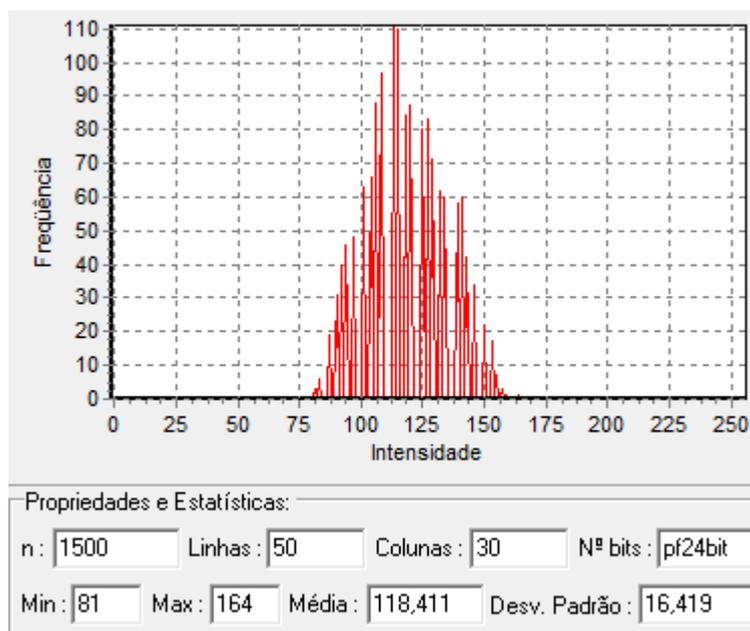


Figura 5.6: Histograma da amostra escura após a UMV

Assim, obteve-se uma nova metodologia, onde a radiografia passa apenas pela uniformização de média e variância em relação à imagem de referência. Esta operação visa padronizar a distribuição dos histogramas das radiografias e também proporciona melhoria na visualização das estruturas ósseas imageadas. Como as amostras não sofrem outras transformações de histograma, amostras correspondentes a regiões claras e escuras manterão sua tonalidade, característica essencial para a contagem de pixels trabeculares.

### 5.3 Determinação dos parâmetros

Com a remoção da UMV da amostra, a sensibilidade do software em relação às tonalidades das radiografias tornou-se maior. Para que o software proporcione melhores resultados é necessário que a aquisição de imagens radiográficas seja realizada em condições padronizadas: o equipamento de raios-X, a potência de operação, a distância e tempo de exposição deverão se manter estáveis. Através dos testes realizados, definiu-se que o novo valor de  $\mu_{gs}$ , seria a média de todas as amostras de pacientes saudáveis menos 20 níveis de intensidade, devido à sensibilidade do software.

Nos testes realizados, com a remoção da UMV da amostra, constatou-se que a variabilidade das contagens de pixels trabeculares é alta. Assim, a Equação 5.1, utilizada para determinar o valor crítico de contagem trabecular, fornecia um parâmetro negativo, ocasionado pela alta variabilidade das amostras. Estabeleceu-se, através dos testes realizados, uma nova equação

para o valor crítico; a subtração da contagem média dos pacientes saudáveis seria de uma e não duas vezes o desvio padrão, resultando na Equação 5.2.

$$\text{Crítico} = \mu_c - \sigma_c \quad (5.2)$$

Amostras de tecidos ósseos são consideradas suspeitas de apresentar osteoporose quando a contagem de pixels trabeculares é inferior ao valor crítico calculado. Visualmente estas amostras apresentam manchas escuras.

A metodologia proposta por Batistussi [6], revisada e simplificada, pode ser observada na Figura 5.7.

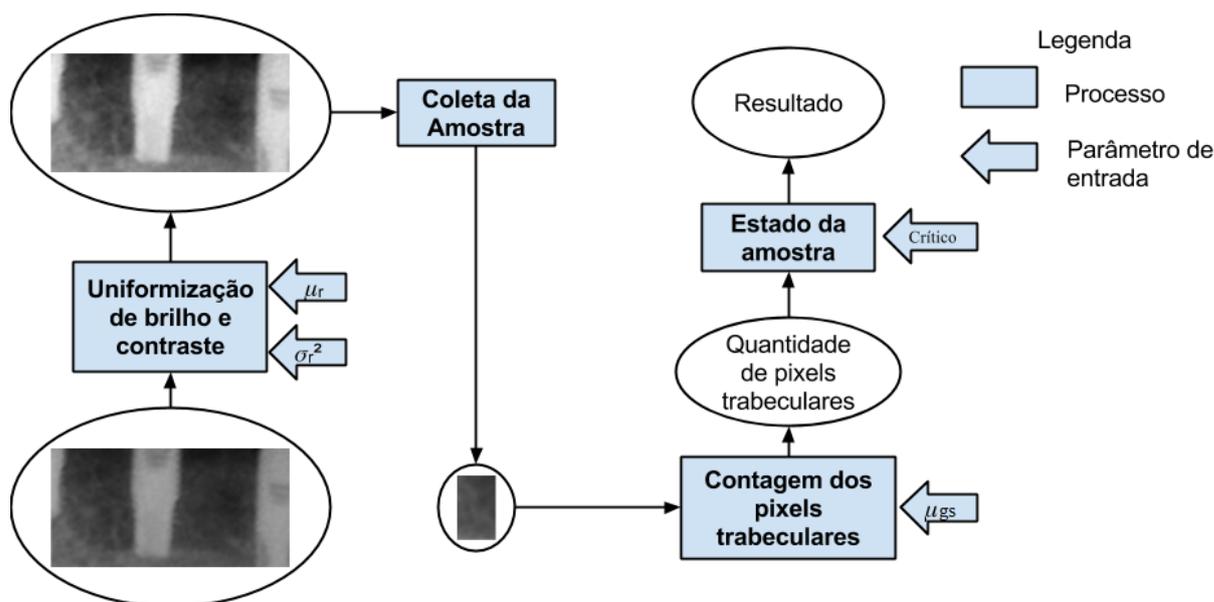


Figura 5.7: Nova metodologia

### 5.3.1 Parâmetros obtidos para o sensor Express™ da Clínica Oral Diagnose

Para o sensor radiológico Express™ da clínica Oral Diagnose, a partir da avaliação e coleta de amostras de 72 radiografias digitais periapicais, sendo 36 amostras de mandíbula e 36 amostras de maxila, os resultados obtidos foram: Média da imagem de referência = 142,414; Variância da imagem de referência = 2498,25; Média de todas as amostras de mandíbula = 113,473; Variância de todas as amostras de mandíbula = 217,033; Média das amostras saudáveis de mandíbula = 93; Valor crítico da contagem para mandíbula = 1082; Média de todas as amostras de maxila = 118,912; Variância de todas as amostras de maxila = 266,294; Média das amostras saudáveis de maxila = 99; Valor crítico da contagem para maxila = 932.

## 5.4 Avaliação da metodologia

Um método bastante utilizado para avaliar softwares de predição, é a matriz de confusão de acertos e erros. Esta matriz foi utilizada para quantificar a qualidade de predição do software, com a metodologia ajustada; o formato da matriz de confusão é ilustrado na Figura 5.8 [15].

VP (Verdadeiro Positivo) e VN (Verdadeiro Negativo) são predições corretas. FP (Falso Positivo) e FN (Falso Negativo) são considerados erros de predição [15]. Os erros do tipo FP são os erros mais graves, pois um paciente que apresenta problemas de densidade óssea é apontado como normal pelo software, não sendo encaminhado para tratamento ou realização do exame DXA. Nos erros do tipo FN o risco é bastante menor, pois um paciente com densidade óssea normal é encaminhado para realizar o exame DXA e será apontado como saudável; nesse caso o prejuízo seria equivalente ao custo do exame realizado.

	Amostra	
Previsão (Software)	Normal	Anormal
Normal	VP	FP
Anormal	FN	VN

Figura 5.8: Matriz de confusão

A partir da matriz de confusão algumas métricas são derivadas para avaliar a qualidade de previsão, e são apresentados na Tabela 5.1 [15].

Tabela 5.1: Métricas derivadas da matriz de confusão [15].

Métrica	Cálculo
Acurácia	$(VP + VN) / (VP + FP + FN + VN)$
Sensibilidade	$VP / (VP + FN)$
Especificidade	$VN / (FP + VN)$
Taxa de falso positivo (comissão)	$FP / (FP + VN)$
Taxa de falso negativo (omissão)	$FN / (VP + FN)$
Coeficiente de correlação de <u>Matthews</u>	$\frac{(VP \cdot VN - FP \cdot FN)}{\sqrt{(VP + FP)(VP + FN)(VN + FP)(VN + FN)}}$

A acurácia quantifica a taxa de acerto global do software. A sensibilidade representa a

probabilidade de uma amostra ser corretamente classificada como VP. E a especificidade é a probabilidade de uma amostra ser corretamente classificada como VN [15].

A avaliação do software foi realizada através de um processo simulado. Não se encontrou um especialista com habilidade para identificar se uma radiografia corresponde ou não a casos de redução na massa óssea, nem foi possível obter resultados de exame DXA dos pacientes.

Nesse processo simulado, amostras julgadas normais foram coletadas em regiões com alta concentração de trabéculas, enquanto amostras julgadas anormais foram coletadas em regiões onde havia a presença de artefatos radiolúcidos. Exemplos de amostra avaliada como saudável e com artefatos radiolúcidos são ilustrados na Figura 5.9 (a) e 5.9(b), respectivamente.

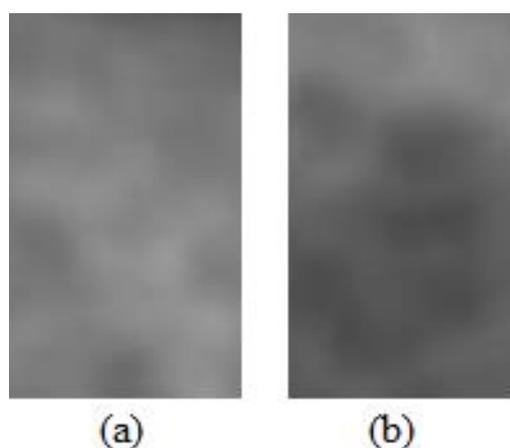


Figura 5.9: Exemplos de amostras: (a) Amostra saudável. (b) Amostra com artefatos radiolúcidos

Para calibrar o sistema foram utilizadas 72 radiografias digitais fornecidas pela Clínica de Radiologia Oral Diagnose. Todas elas foram inseridas no software B $\mu$ A-DDx, amostradas e utilizadas no processo de calibração automática do Sistema Digital EXPRESS™ da Instrumentarium.

A partir destas radiografias foram coletadas amostras de 12 amostras de regiões normais e outras 12 amostras de regiões anormais. A avaliação destas amostras pelo software B $\mu$ A-DDx é apresentada na Figura 5.10.

	Amostra	
Previsão (Software)	Normal	Anormal
Normal	12	
Anormal		12

Figura 5.10: Resultado da matriz de confusão nos testes realizados

Com estes resultados, conseguimos avaliar a acurácia, especificidade e sensibilidade. As 3 taxas apresentam valor igual a 100%. Todas as amostras normais foram rotuladas como normais, e todas as amostras anormais foram rotuladas como anormais. Porém, como não foi possível confrontar o software com a opinião de um especialista ou resultados do exame DXA, o software não é recomendado para diagnóstico de osteopenia ou osteoporose, apenas para acompanhamento de tratamentos, como por exemplo, de reposição de cálcio através de vitamina D.

Isto não impede que um paciente, apontado pelo software como anormal, seja encaminhado para a realização de exame DXA, principalmente se possuir também outros fatores de risco para osteoporose, como o fator genético (casos de osteoporose em outros familiares), sexo feminino combinado com o período de menopausa, idade elevada, tabagismo entre outros [4].

# Capítulo 6

## Conclusão e trabalhos futuros

Através do software, que implementa a metodologia adaptada nessa pesquisa, conseguiu-se um instrumento para observar a variação da massa óssea de pacientes, tornando possível acompanhar o resultado de tratamentos que visam seu restabelecimento.

Com a alta sensibilidade da metodologia apresentada, o software deixa de ser recomendado para o efetivo diagnóstico de osteopenia ou osteoporose, pelo menos, enquanto não for possível a obtenção de radiografias digitais padronizadas, apresentando regularidade na distribuição dos tons de cinza quando imageando tecidos ósseos de mesma densidade.

Nas radiografias analisadas verificou-se alta variação nestas tonalidades, afetando o resultado da avaliação realizada pelo software. Portanto, as transformações de histograma realizadas sobre as amostras foram suprimidas, pois terminavam por modificar sensivelmente regiões radiolúcidas a ponto de criar artefatos interpretados como trabeculado ósseo.

Apesar do software não ser recomendado para o diagnóstico de casos de osteopenia ou osteoporose, quando o software apontar um paciente como tendo densidade óssea anormal, seu encaminhamento para realização de exame DXA continua sendo recomendado, principalmente na ocorrência associada de outros fatores de risco.

Em face dos problemas detectados ao longo deste trabalho sugerem-se como trabalhos futuros:

- 1) Estudar o efeito da variação de parâmetros radiográficos, como potência e tempo de exposição, sobre a aquisição de imagens radiográficas e sua avaliação pelo software B $\mu$ A-DDx;

- 2) Confrontar os resultados encontrados pelo software com resultados de análises histológicas de tecidos ósseos;

- 3) Construir uma nova metodologia utilizando exames em 3D, como microtomografias computadorizadas, pois o trabeculado ósseo é uma estrutura tridimensional.

## Referências Bibliográficas

[1] OLIVEIRA, B; MONTENEGRO, F; MIRANDA, A. Osteoporose e a sua relação com a prática odontológica geriátrica em implantodontia: breves considerações. *Revista Portal de Divulgação*, São Paulo, v. 32, p. 5-17, Maio, 2013.

[2] VITORINO, K. C.; ROSSETTI, M. S.; BELLINI, N.; COSTA, P. F.; GARCIA, R. R.; BOARETTO, J. A.; CAXAMBU Nº, M. *Osteoporose e osteopenia*. Disponível em: <http://www.uscs.edu.br/cipa/dicas.php?id=51>. Acesso em: 07/04/2015.

[3] MORAES, L. F. S.; SILVA, E. N.; SILVA, D. A. S.; PAULA, A. P. Gastos com o tratamento da osteoporose em idosos do Brasil (2008 – 2010): análise dos fatores associados. *Revista Brasileira de Epidemiologia*, 17, p. 719-734, Julho-Setembro, 2014.

[4] Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS), *Manual técnico de promoção da saúde e prevenção de riscos e doenças na saúde suplementar*. 3. Ed. Revisada e atualizada, Rio de Janeiro – RJ, 2009.

[5] DIAS, R. *Influência da Osteoporose no processo de osseointegração de implantes dentais em mandíbulas*. Monografia (Monografia de especialização em Implantodontia) – Instituto de Ciências da Saúde (ICS) – FUNORTE/SOEBRÁS, Alfenas – MG, 2011.

[6] BATISTUSSI, L. R. P. (2011). *Avaliação de Densidade Óssea por Meio da Análise de Imagens de Raios-X Odontológicos*. Monografia (Graduação), Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

[7] ABC.MED.BR. *Densitometria óssea: quem deve fazer este exame? Para que serve?* Disponível em: <<http://www.abc.med.br/p/exames-e-procedimentos/328000/densitometria-ossea-quem-deve-fazer-este-exame-para-que-serve.htm>>. Acesso em: 07/04/2015.

[8] FREITAS, A.; ROSA, J. E.; SOUZA, I. F. Radiologia Odontológica, capítulo: Filmes e

Processamento Radiográfico, p. 41-42, Artes Médicas Ltda., São Paulo, 5, 2000.

[9] MOREIRA, C. A. Diagnóstico por Imagem em Odontologia, capítulo: Exame Radiográfico, p. 184, Robe Editorial, SP, 2000.

[10] WHAITES, E. Princípios de Radiologia Odontológica, capítulo: Receptores de imagem, p. 35-46, Elsevier Editora Ltda., Rio de Janeiro – RJ, 4, 2009.

[11] SOUZA, E. C. *Radiologia Digital na Clínica Odontológica*. Monografia (Monografia de Especialização em Radiologia Odontológica e Imaginologia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

[12] TECHTUDO. *Qual a diferença entre CCD e CMOS?*. Disponível em: <<http://www.techtudo.com.br/platb/fotografia/2011/03/21/qual-a-diferenca-entre-ccd-e-cmos/>>. Acesso em: 05/10/2015.

[13] SANTA CATARINA, A. *Processamento de Imagens Digitais*. Disponível em: <<http://inf.unioeste.br/~adair/PID/Notas%20Aula/Aulas%20de%20PID%202015.pdf>>. Acesso em: 30/09/2015.

[14] COELHO, G. (2012). *Verificação da metodologia de Batistussi para avaliação da densidade óssea através de radiografias panorâmicas dentárias digitais*. Monografia (Graduação), Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

[15] SANTA CATARINA, A. *SAHGA – Um algoritmo genético híbrido com representação explícita de relacionamentos espaciais para análise de dados geoespaciais*. Tese (Doutorado) – INPE, São José dos Campos, 2009.