

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

**Rodolfo Coelho Dalapicola**

**Identificação de calcificações indicativas de ateroma em  
imagens obtidas por radiografia odontológica panorâmica**

**São Carlos**

**2018**



**Rodolfo Coelho Dalapicola**

**Identificação de calcificações indicativas de ateroma em  
imagens obtidas por radiografia odontológica panorâmica**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica com Ênfase em Eletrônica, da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Orientador: Prof. Dr. Homero Schiabel

**São Carlos  
2018**

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,  
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS  
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da  
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

Ci	Coelho Dalapicola, Rodolfo Identificação de calcificações indicativas de ateroma em imagens obtidas por radiografia odontológica panorâmica / Rodolfo Coelho Dalapicola; orientador Homero Schiabel. São Carlos, 2018.  Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com ênfase em Eletrônica) -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2018.  1. Ateroma. 2. Aterosclerose. 3. Radiografia Panorâmica. 4. Odontológica. 5. CAD. 6. Processamento de imagens. I. Título.
----	---

# FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Rodolfo Coelho Dalapicola

Título: "Identificação de calcificações indicativas de ateroma em imagens obtidas por radiografia odontológica panorâmica"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado  
em 26/11/2018,

com NOTA 9,8 (nove, oito), pela Comissão Julgadora:

*Prof. Associado Homero Schiabel - Orientador - SEL/EESC/USP*

*Prof. Associado Adilson Gonzaga - SEL/EESC/USP*

*Prof. Dr. Valdir Grassi Junior - SEL/EESC/USP*

Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:  
Prof. Associado Rogério Andrade Flauzino



*Dedico este trabalho àqueles que passaram por mim. Àqueles que me fizeram café, àqueles que me abraçaram num dia cansado; àqueles que estudaram comigo, e àqueles que me ensinaram algo. Dedico aos que me cantaram parabéns num dia corrido, aos que fizeram coro na piscina comigo, aos que me deram conselhos valiosos. Dedico a quem cuidou de mim, a quem me quis bem, e a quem me ofereceu o ombro quando precisei. Dedico a todos que me deram a chance de crescer, a todos que cresceram junto a mim, e também a quem eu possibilitei o crescimento.*

*Se este trabalho tomou forma graças a mim, dedico-o a todas essas pessoas que me fizeram quem sou hoje.*





## AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador, Prof. Homero Schiabel, pela oportunidade de trabalhar nesse tema, numa área que tenho profundo interesse, e pela liberdade que me deu para conduzir o trabalho.

Agradeço aos meus pais, Léia e José Edss, por me apoiarem e possibilitarem chegar onde cheguei; por me passarem seus valores e ensinamentos durante meu crescimento, e depois me permitirem partir para trilhar meus próprios caminhos.

Agradeço às minhas irmãs, Natália e Monique, que foram verdadeiras conselheiras, tanto em aspectos técnicos quanto pessoais. Foram bases que precisei me apoiar, e foram minha sustentação em diversos momentos.

Agradeço à Dra. Bruna Stuchi Centurion Pagin, ao Dr. Gustavo Monjardim, e ao Dr. Vitor Fiorin de Vasconcellos, por disponibilizarem seus conhecimentos profissionais, possibilitando que este trabalho fosse desenvolvido.

Agradeço à SA-SEL, que me dediquei durante todos os anos da minha graduação. Agradeço pela imensa evolução pessoal que ela me proporcionou, pelos momentos de descontração, e por ter tido a chance de impactar outros alunos. Em especial, sou imensamente grato pelas pessoas que conheci através dela, e pelas amizades que de lá surgiram.

Agradeço a todos com quem compartilhei a República Bonobos, pelas experiências incríveis, e laços únicos que criamos. É uma honra ver-nos evoluir a cada dia, ainda próximos uns dos outros.

Por fim, agradeço a Eletrônica Zero Doze, por me dar tantas amizades tão significativas. Por estarem comigo nos momentos mais felizes, mais tristes, e mais estressantes. Agradeço a eles pelos churrascos, pelas noites viradas estudando, pelos jogos de War, pelas pizzas no Zorra, pelos cafés, pelos PLCCs, e pelas muitas danças.



*Todo caminho é o caminho certo. Tudo poderia ter sido  
outra coisa e teria sido igualmente importante.*

Jaco Van Dormael, *Sr. Ninguém* (2009)



## RESUMO

DALAPICOLA, R. C. **Identificação de calcificações indicativas de ateroma em imagens obtidas por radiografia odontológica panorâmica.** 2018. 75p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2018.

Este trabalho teve como objetivo a análise de imagens de radiografia odontológica panorâmica, a fim de detectar estruturas atípicas na região da carótida que pudessem ser calcificações indicativas de ateroma. Ele propõe o uso de técnicas de processamento de imagens para indicar a região de um possível ateroma, quando presente. O algoritmo usa a técnica *CLAHE* para salientar os detalhes da imagem, e usa filtros propostos no próprio trabalho para gerar imagens binárias com as regiões que forem mais intensas que sua vizinhança. Em seguida faz uma análise do tamanho de cada região, eliminando as que não são condizentes com o tamanho de um ateroma. Feito isso, ele usa as regiões restantes como máscaras sobre a radiografia de entrada, e passa a analisar a intensidade dos pixels dentro de cada máscara. Ele analisa a localização e a intensidade da região em si, da vizinhança da região, e também a relação com as outras regiões detectadas pelo filtro. Com todas as informações, ele decide se a região em questão contém ou não uma placa de ateroma; e em caso positivo, traça um retângulo em torno da mesma. A técnica proposta teve uma sensibilidade de 75% nas amostras utilizadas, com uma acurácia de 90,5%, e valor preditivo positivo de 50%.

**Palavras-chave:** Ateroma. Aterosclerose. Processamento de imagem. Radiografia Panorâmica. CAD.



## ABSTRACT

DALAPICOLA, R. C. **Identification of atheroma indicative calcifications in images obtained by dental panoramic radiography**. 2018. 75p. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2018.

This work had as goal the analysis of dental panoramic radiographs, in order to detect atypical structures in the carotid region that might be indicative of atheroma calcifications. It proposes the use of image processing techniques to indicate the region of a possible atheroma, when existent. The algorithm uses the *CLAHE* technique to enhance the image details, then uses filters proposed in the own work to generate binary images with the regions which are more intense than its neighborhood. Subsequently it analyses the size of each region, eliminating the ones that are not consistent with the size of an atheroma. After that, it uses the remaining regions as masks over the input radiograph, and analyses the intensity of the pixels inside the mask. It analyses the location and intensity of the region itself, the region's neighborhood, and also the correlation with the other regions detected by the filter. With all the information, it decides whether the region in question contains or not an atheroma plaque; and in positive case, it draws a rectangle around it. The proposed technique had a 75% sensibility on the tested samples, with a 90,5% accuracy, and 50% positive predictive value.

**Keywords:** Atheroma. Atherosclerosis. Image processing. Panoramic Radiograph. CAD.







## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estria gordurosa mostrada em um corte coronal da artéria . . . . .	25
Figura 2 – Placa de ateroma mostrada em um corte sagital . . . . .	26
Figura 3 – Localização da bifurcação da carótida em imagem (a) frontal e (b) lateral	27
Figura 4 – Diferença no valor do pixel central de (a) quando o resultado é ou não quantizado . . . . .	29
Figura 5 – Histograma de imagens com (a) alto brilho, (b) baixo brilho, (c) alto contraste e (d) baixo contraste . . . . .	30
Figura 6 – A Imagem (b) é o resultado da aplicação de um filtro CLAHE na Imagem (a) . . . . .	32
Figura 7 – A imagem (a) é uma versão com menos contraste da Figura 6 (a), e a imagem (b) é o resultado do filtro CLAHE aplicado a imagem (a) . . .	32
Figura 8 – Exemplo de radiografia de tórax . . . . .	33
Figura 9 – Exemplo de uma fatia da tomografia da cabeça . . . . .	34
Figura 10 – Exemplo de radiografia panorâmica de maxila . . . . .	35
Figura 11 – Aplicação de dilatação em uma imagem exemplo . . . . .	36
Figura 12 – Resultado da dilatação da Figura 11 (c), diferenciando os pixels que já existiam dos pixels que surgiram na dilatação . . . . .	36
Figura 13 – Aplicação de erosão em uma imagem exemplo . . . . .	37
Figura 14 – Resultado da erosão da Figura 11 (c), apontando os pixels que foram deletados na erosão . . . . .	37
Figura 15 – Fluxograma do método proposto para detecção de ateroma nas imagens	43
Figura 16 – Localização em vermelho das placas nas 3 imagens diagnosticadas com aterosclerose . . . . .	46
Figura 17 – Localização em verde da área proposta a ser recortada para o processamento . . . . .	47
Figura 18 – Efeito do CLAHE na parte recortada da radiografia 2 . . . . .	47
Figura 19 – Saídas dos filtros desenvolvidos para destaque de áreas . . . . .	49
Figura 20 – Aplicação de máscara para isolamento das estruturas da imagem <b>f1</b> . .	50
Figura 21 – Aplicação de máscaras na radiografia original, para avaliação dos pixels	54
Figura 22 – Imagem gerada após processar o canto inferior direito . . . . .	57
Figura 23 – Imagem final de saída do algoritmo . . . . .	58
Figura 24 – Resultado em (b) de todas as áreas segmentadas de (a) . . . . .	61
Figura 25 – Resultado em (b) de todas as áreas segmentadas de (a) . . . . .	61
Figura 26 – Radiografia 2 com todas as <i>ROIs</i> detectadas ressaltadas em vermelho .	63
Figura 27 – Saída do algoritmo usando a radiografia 12 como entrada . . . . .	66
Figura 28 – Saída do algoritmo usando a radiografia 17 como entrada . . . . .	67

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Aplicação da equalização de histograma em uma imagem hipotética . . .	31
Tabela 2 – Operadores 3x3 mais comuns para detecção de borda . . . . .	38
Tabela 3 – Classificação da presença ou ausência de placa ateromatosa por diferen- tes profissionais . . . . .	42
Tabela 4 – Classificação final adotada da presença ou ausência de placa ateromatosa	42
Tabela 5 – Pontuação referente a cada condição analisada . . . . .	56
Tabela 6 – Resultado numérico da segmentação . . . . .	60
Tabela 7 – Resultado numérico da seleção de ROIs . . . . .	62
Tabela 8 – Número de <i>ROIs</i> classificados como contendo ateroma . . . . .	64
Tabela 9 – Diagnóstico dos profissionais vs decisão tomada pelo algoritmo . . . . .	65



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

LDL	<i>Low Density Lipoproteins</i>
CLAHE	<i>Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization</i>
ROI	<i>Region of Interest</i>
bpp	<i>Bits per pixel</i>
CAD	<i>Computer-aided diagnosis</i>
HRAC	Hospital de Reabilitação de Anomalias Craniofaciais (HRAC) da USP



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>23</b>
<b>1.1</b>	<b>Contextualização</b>	<b>23</b>
<b>1.2</b>	<b>Justificativa</b>	<b>23</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos</b>	<b>24</b>
<b>2</b>	<b>CONCEITOS E BASE TEÓRICA</b>	<b>25</b>
<b>2.1</b>	<b>Aterosclerose</b>	<b>25</b>
2.1.1	Formação	25
2.1.2	Aterosclerose carotídea	26
<b>2.2</b>	<b>Imagens Digitais</b>	<b>28</b>
2.2.1	Histograma	30
2.2.1.1	Equalização de histograma	30
2.2.1.2	<i>CLAHE (contrast limited adaptive histogram equalization)</i>	31
<b>2.3</b>	<b>Imagens radiográficas</b>	<b>33</b>
<b>2.4</b>	<b>Filtros</b>	<b>34</b>
2.4.1	Dilatação e Erosão	35
2.4.1.1	Dilatação	35
2.4.1.2	Erosão	36
2.4.2	Detectores de bordas	38
<b>2.5</b>	<b>Segmentação</b>	<b>38</b>
2.5.1	<i>Threshold</i>	38
2.5.2	<i>ROI (Região de Interesse)</i>	39
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	<b>41</b>
<b>3.1</b>	<b>Base de Imagens</b>	<b>41</b>
<b>3.2</b>	<b>Classificação das imagens</b>	<b>41</b>
<b>3.3</b>	<b>Estimativa de medidas</b>	<b>42</b>
<b>3.4</b>	<b>Método proposto</b>	<b>43</b>
<b>3.5</b>	<b>Recorte de macro regiões e pré-processamento</b>	<b>45</b>
<b>3.6</b>	<b>Segmentação</b>	<b>48</b>
<b>3.7</b>	<b>Análise da forma</b>	<b>50</b>
<b>3.8</b>	<b>Pontuação das regiões de interesse</b>	<b>51</b>
3.8.1	Análise da localização espacial	52
3.8.2	Análise da área em relação a vizinhança horizontal	52
3.8.3	Análise das vizinhanças horizontais	52
3.8.4	Análise da área em relação à vizinhança vertical	53

3.8.5	Análise da área em relação a toda vizinhança original . . . . .	53
3.8.6	Análise das bordas da área . . . . .	53
3.8.7	Análise de uma região distante a direita . . . . .	54
<b>3.9</b>	<b>Decisão das regiões com ateroma . . . . .</b>	<b>55</b>
<b>3.10</b>	<b>Imagem de saída . . . . .</b>	<b>55</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .</b>	<b>59</b>
<b>4.1</b>	<b>Segmentação . . . . .</b>	<b>59</b>
<b>4.2</b>	<b>Escolha das <i>ROIs</i> . . . . .</b>	<b>61</b>
<b>4.3</b>	<b>Critério de decisão . . . . .</b>	<b>63</b>
<b>4.4</b>	<b>Algoritmo geral . . . . .</b>	<b>65</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>69</b>
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>71</b>
	<b>APÊNDICES . . . . .</b>	<b>73</b>



# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Contextualização

A aterosclerose é a principal patogenia de doenças vasculares periféricas e cerebrais, sendo a causa que lidera o ranking de óbitos no mundo ocidental, acima de qualquer outra doença (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016).

A aterosclerose carotídea, em particular, se manifesta na forma de placas ateromatosas nas artérias carótidas comuns, internas e externas, e é a causa mais comum de acidentes vasculares cerebrais (AVC) (TUNAS, 2012). Só no Brasil, o AVC chega a causar 10,7 milhões de internações e 80 mil óbitos por ano (WILLIG; SOLDA, 2016).

A doença pode se apresentar de forma assintomática, ou sintomática. No primeiro caso o paciente convive com a doença até que a placa se rompa, causando o entupimento de alguma artéria, o que pode deixar sequelas ou levar a óbito. No caso sintomático, apesar de ser maior a chance do diagnóstico, a placa ateromatosa tem uma probabilidade maior de se romper, o que aumenta a urgência da sua detecção (CARR et al., 1996).

Já a radiografia panorâmica é um dos exames mais usados na odontologia. De acordo com (FRIEDLANDER; FRIEDLANDER, 1998), as lesões ateroscleróticas na bifurcação da artéria carótida são visíveis e podem ser detectadas nesses exames. Friedlander e outros foram os primeiros a descrever sobre o ateroma em radiografias odontológicas panorâmicas, indicando as maneiras que a placa poderia se apresentar (WILLIG; SOLDA, 2016).

A partir de então, profissionais que avaliavam radiografias panorâmicas no dia a dia passaram a exercer um papel importante no diagnóstico da aterosclerose: a identificação de placas ateromatosas, mesmo em exames com objetivos completamente distintos. Mesmo que a identificação nesse tipo de imagem não seja o suficiente para um diagnóstico final, é o bastante para encaminhar o paciente para um profissional da área, que realizará exames mais específicos, e decidirá como agir.

## 1.2 Justificativa

Apesar de visível em radiografias odontológicas, muitas vezes essas imagens apresentam sobreposições de estruturas ou artefatos; dificultando, assim, a identificação do que está presente nela.

Outro ponto que dificulta a identificação do ateroma é justamente um dos principais motivos que a radiografia odontológica panorâmica é útil para identificá-lo: esses exames são rotineiros, e nunca têm como objetivo a identificação de calcificações indicativas de aterosclerose. Por um lado, isso significa que diariamente um número grande de pessoas é

submetido a esse exame, e como sua função original não é a detecção de placas ateromatosas, qualquer diagnóstico negativo para essa patologia não terá submetido o paciente a radiação desnecessária. Por outro lado, o profissional não está procurando pelo ateroma, visto que o exame tem outro fim. Além disso, a baixa incidência do ateroma, cerca de 1,65% (MEYER et al., 2012), reforça o hábito de não prestar atenção em áreas com possíveis placas, diminuindo a sensibilidade dos profissionais para diagnosticar esse tipo de estrutura, quando presente.

Por esse motivo, seria útil um sistema que indique quando aparecerem calcificações em regiões próximas às artérias carótidas do paciente, pois podem ser indicativas de aterosclerose. Um algoritmo que fizesse isso com eficácia poderia aumentar significativamente a sensibilidade dos profissionais nessa primeira detecção de ateroma, quando este aparece como um achado incidental no exame odontológico. Conseqüentemente aumentando o número de diagnósticos de aterosclerose em estágios não tão avançados, e potencialmente salvando a vida dos pacientes.

### **1.3 Objetivos**

O objetivo desse projeto é propor um sistema capaz de indicar a presença de ateromas em radiografias odontológicas panorâmicas. Esse sistema deve ser robusto o suficiente para não acusar a presença de ateroma quando não houver, ou errar com baixa frequência. Caso o sistema acuse falsamente a presença de placas em muitas imagens, pode ocorrer novamente o problema do profissional parar de prestar atenção às acusações feitas, e simplesmente ignorá-las. Ao mesmo tempo, o sistema deve reconhecer e indicar as placas ateromatosas que aparecerem na radiografia, para gerar um aumento significativo na sensibilidade do diagnóstico da aterosclerose por profissionais.

Idealmente o sistema seria acionado durante a própria aquisição da imagem, e mostraria a imagem processada para o profissional. Caso não houvesse placa ateromatosa, o profissional veria a imagem da radiografia panorâmica do mesmo modo que veria caso não houvesse o sistema. Já caso a placa esteja presente, deseja-se que a imagem mostrada tenha o ateroma ressaltado, para atrair a atenção do avaliador. A imagem armazenada seria a imagem que não passou pelo sistema, para não interferir negativamente em avaliações futuras.

## 2 CONCEITOS E BASE TEÓRICA

### 2.1 Aterosclerose

#### 2.1.1 Formação

Aterosclerose é uma doença inflamatória que ocorre em artérias. Quando lipoproteínas de baixa densidade (LDL - *low density lipoproteins*) que circulam pelo sangue se chocam com a camada mais interna da artéria, o endotélio, as células dessa camada podem ser danificadas. Isso permite que as LDL adentrem a parede endotelial, gerando um acúmulo de lipoproteínas entre o endotélio e a camada muscular da artéria. Os leucócitos (glóbulos brancos) são atraídos por esse acúmulo de LDL, e atravessam a parede endotelial para fagocitar as moléculas de gordura ali presentes. Com o número de células lipoproteicas muito maior que de leucócitos, estes fagocitam as LDL até que eles próprios morram. Os leucócitos mortos pela ingestão de LDL são chamados de células espumosas. Ao morrer, essas células liberam citocina, que atraem ainda mais glóbulos brancos, levando a um acúmulo de células espumosas e de LDL entre a parede endotelial e a camada muscular da artéria. À medida que mais e mais dessas células vão se acumulando, elas formam uma lesão chamada de estria gordurosa (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016). A lesão descrita pode ser visualizada na Figura 1 em um corte coronal da artéria.

Figura 1: Estria gordurosa mostrada em um corte coronal da artéria



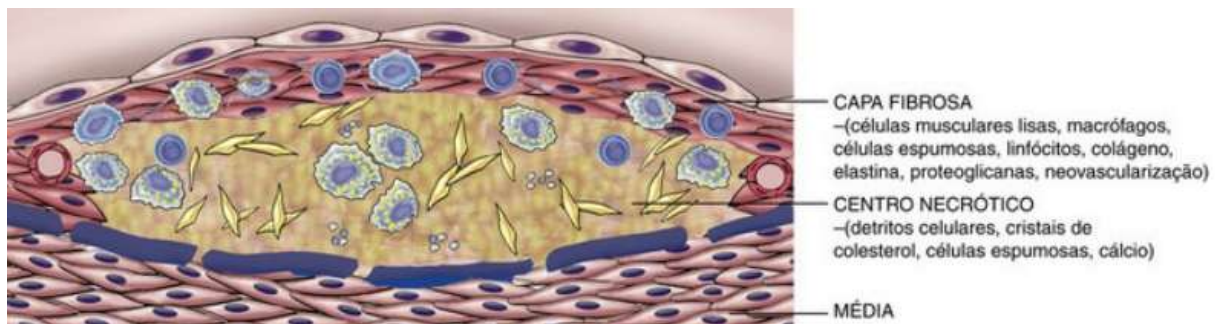
Fonte: adaptado de (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016)

Apesar de envolvida pelo endotélio, as estrias gordurosas permitem que o sangue coagule ao contato. Isso faz com que plaquetas se acumulem sobre o endotélio que cobre a

estria, e soltem substâncias que incentivam o crescimento muscular na área. Essa substância atrai até o endotélio células musculares presentes na túnica média da artéria. As células musculares, estimuladas pelas substâncias excretadas pelas plaquetas, formam um conjunto chamado de “capa fibrosa”, que é uma camada de proteção entre as células espumosas e a corrente sanguínea. O conjunto da capa fibrosa com a estria gordurosa é chamado de placa ateromatosa, ou ateroma (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016).

Com o aumento de células necróticas, aumenta-se também o depósito de cálcio na placa, através de processos que ainda são debatidos pela medicina. Sem células vivas capazes de absorver o cálcio, ele eventualmente se cristaliza, tornando a placa e, conseqüentemente, a parede da artéria mais rígidas (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016). A placa ateromatosa, com aglomerados de cálcio cristalizado, pode ser visualizada na Figura 2.

Figura 2: Placa de ateroma mostrada em um corte sagital



Fonte: (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016)

Eventualmente a capa fibrosa do ateroma pode se romper, liberando o contato entre o aglomerado de células espumosas e a corrente sanguínea. Quando ocorre esse contato, o sangue coagula rapidamente, diminuindo ainda mais a área da artéria disponível para o fluxo sanguíneo, e possivelmente comprometendo o abastecimento de oxigênio para os tecidos que dependem daquela artéria. Outra possível complicação é esse coágulo se soltar, e entupir artérias menores, cortando completamente o fluxo sanguíneo para áreas do corpo abastecidas pela artéria entupida (KUMAR; ABBAS; ASTER., 2016).

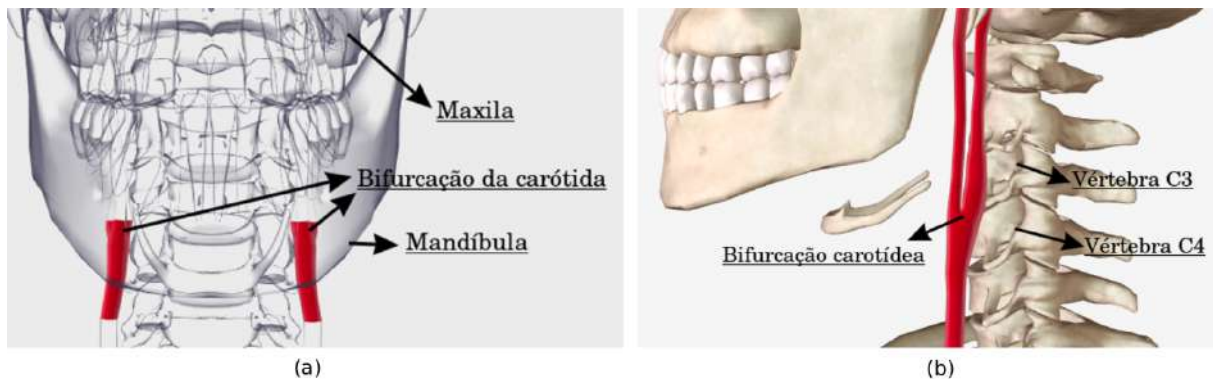
### 2.1.2 Aterosclerose carotídea

Enquanto a aterosclerose pode gerar placas de ateroma em diferentes artérias, a aterosclerose carotídea é focada nas placas que surgem na artéria carótida.

Na aterosclerose carotídea as placas surgem próximas ao seio carotídeo (TUNAS, 2012), onde a carótida comum se bifurca e forma a carótida externa e a carótida interna, que leva o fluxo sanguíneo para o cérebro (NETTER, 2011). Mais especificamente, essas placas surgem na altura entre as vértebras C3 e C4, em até 4cm abaixo do ângulo da mandíbula

(TUNAS, 2012). Antes da bifurcação a artéria carótida comum tem um diâmetro total entre 4,3mm e 7,7mm (LIMBU et al., 2006).

Figura 3: Localização da bifurcação da carótida em imagem (a) frontal e (b) lateral



Fonte: adaptado de (BioDigital Human Plataform, 2018) e (NETTER, 2011)

Na Figura 3 pode-se ver a localização da bifurcação carotídea em diferentes ângulos. Pela região espacial da artéria, e sabendo a altura que a placa ateromatosa surge, é possível se ter uma ideia da região que ocupará quando exposta por um exame de radiografia panorâmica de maxila.

A aterosclerose carotídea pode ou não ter sintomas. No caso da doença ser sintomática, a diminuição ou obstrução do fluxo sanguíneo pode causar principalmente sintomas oculares, como a perda súbita de visão (NETO, 2016), ou sintomas provenientes da falta de oxigenação do cérebro, como em acidentes vasculares cerebrais (FISHER et al., 2005). Isso se dá pelo fato de uma das ramificações da carótida comum, a carótida interna, ser responsável pelo abastecimento sanguíneo do cérebro e do olho (NETTER, 2011).

O caso sintomático tem maior incidência em pessoas de  $66 \pm 7$  anos. Nesse estágio, cerca de 24% da placa ateromatosa está calcificada, e 53% desta é composta por macrófagos. Já os casos assintomáticos têm maior incidência na idade de  $71 \pm 7$  anos. A parcela calcificada da placa nesse caso é o dobro de quando há sintomas, chegando a 48%. Em compensação, apenas 23% da placa é composta por macrófagos (SHAALAN et al., 2004).

Pelo fato de mais da metade da placa ser composta por macrófago nos casos sintomáticos, os efeitos de inflamação são muito mais fortes, o que a torna mais propensa de ruptura. Já nos casos assintomáticos, quase metade da sua composição é cálcio, o que torna a placa mais estável, e também mais visível em exames médico-odontológicos de radiografia.

## 2.2 Imagens Digitais

Para que as imagens pudessem ser armazenadas, manipuladas e tratadas houve a necessidade de defini-las matematicamente, para que deixem de ser meros impulsos de luz momentâneos. Uma dessas definições, que é a que será adotada neste trabalho, é considerar uma imagem como uma função de intensidade de um certo sinal bidimensional (BALLARD, 1982). Além disso, todas as entradas e saídas dessa função são quantizadas, atribuindo a elas um número limitado de valores que podem assumir, e possibilitando que computadores consigam manipulá-las. Desse modo, as imagens de radiografias panorâmicas podem ser representadas como uma função da intensidade dos raios X incidentes, definida como  $f(x, y)$ , onde  $x$  e  $y$  são coordenadas espaciais (GONZALEZ; WOODS, 2002). Logo a imagem  $\mathbf{f}$ , com  $n$  linhas e  $m$  colunas, pode ser representada pela igualdade na Equação 2.1.

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \dots & f(0, m - 1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & \dots & f(1, m - 1) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ f(n - 1, 0) & f(n - 1, 1) & \dots & f(n - 1, m - 1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Como é possível observar na Equação 2.1, uma imagem  $\mathbf{f}$  possui um número bem definido de elementos, cada um com uma coordenada  $(x, y)$  específica. Cada um desses elementos é chamados de *pixel*, que vem do termo *picture element* (GONZALEZ; WOODS, 2002).

Os valores possíveis para os pixels de  $\mathbf{f}$  variam dependendo do contexto que se está utilizando a imagem. Imagens padrões costumam usar valores de intensidade 8 bits, ou seja, a imagem tem um total de 256 níveis de intensidade (nível 0 ao 255). Há casos, como em algumas imagens médicas em que se deseja maior discernimento na intensidade de cada pixel, que esta tem valores de até 16 bits (65.536 níveis). Outra situação frequente é se deparar com imagens em que se opta por usar apenas dois níveis de intensidade, as chamadas imagens binárias. Nesse tipo de imagem, os pixels no nível alto recebem o nome de *pixel de objeto*, enquanto os pixels de nível baixo recebem o nome de *pixel de fundo de imagem* (GONZALEZ; WOODS, 2002).

As imagens binárias são muito utilizadas pois alguns processos são muito bem definidos para esse tipo de imagem, como a dilatação, erosão, e segmentação, que serão descritos posteriormente. Além disso, ela pode ser usada como uma máscara para definir uma região de interesse em outra imagem. Por exemplo, pode-se processar uma imagem em escala de cinza para gerar uma imagem binária onde os pixels de objeto sejam apenas um

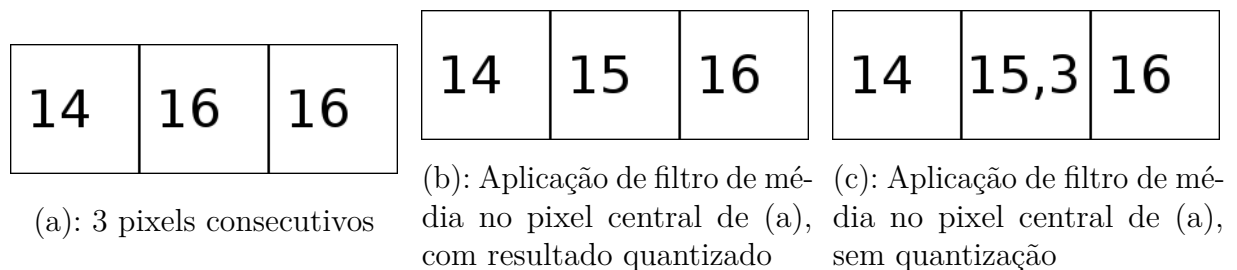


objeto específico da imagem, e classificando todo o resto como pixel de fundo. Multiplicando essa imagem obtida sobre a imagem original, isola-se apenas o objeto desejado, com toda a informação que ele possuía na imagem original.

Uma prática bem difundida é a normalização das intensidades da imagem. Ao invés de usar seus valores entre 0 e 255, ou 0 e 65.535, usa-se o valor entre 0 e 1. Desse modo, o processamento independe do número de valores que a função pode assumir. Junto à normalização, é comum adotar a prática de considerar que os pixels podem assumir qualquer valor entre 0 e 1. Ou seja, tratar o conjunto de valores que o pixel pode assumir como contínuo, e não como discreto. Apesar disso ir de encontro ao que foi definido anteriormente, é uma técnica frequentemente aplicada e interessante para diminuição de erros, e no fim do processamento a imagem voltará a atender todas as características previamente especificadas.

Na aplicação de múltiplos filtros sequenciais, pode ocorrer o acúmulo de erro devido a quantização. Supõe-se o caso em que se passe um filtro de média numa imagem, e em seguida aplique um algoritmo que, a partir de um ponto inicial, segue os pixels com valores mais próximos, a fim de determinar quais pixels fazem parte da mesma região.

Figura 4: Diferença no valor do pixel central de (a) quando o resultado é ou não quantizado



Fonte: autoria própria

Pela Figura 4 percebe-se que o algoritmo que procura os valores mais similares do pixel atual escolheria aleatoriamente por onde seguir em (b), enquanto em (c) está bem definido que o pixel à sua direita é o mais próximo de seu valor.

Ao terminar de executar todos os filtros e processamentos na imagem, basta aproximar o valor de cada pixel para o valor do nível de intensidade mais próximo suportado pela imagem. Desse modo, o erro de quantização aparece apenas no final do processamento, ao invés de ir se acumulando a cada operação feita.

Cada um desses níveis de intensidade de  $f(x, y)$  está associado a uma cor em uma escala de cinza, sendo atribuídas cores mais escuras a valores menores, e mais claras a cores maiores. A cor mais escura da escala é o preto, e a mais clara é o branco (GONZALEZ; WOODS, 2002).

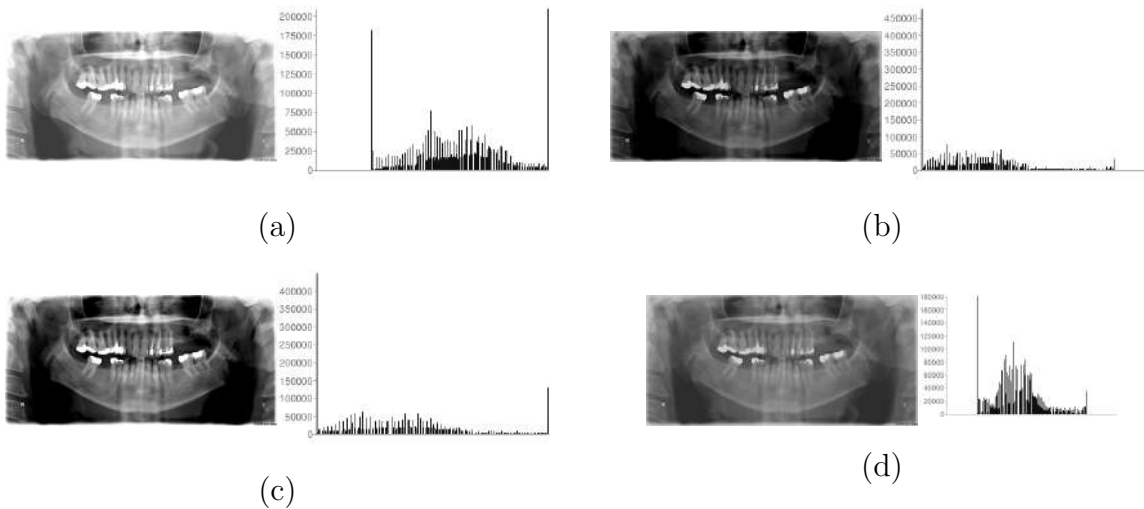
### 2.2.1 Histograma

Ao observar uma imagem, a percepção sobre ela é subjetiva. Enquanto alguns podem achar ela boa, outros acham ela muito clara ou escura. Enquanto uns acham que a imagem tem muito pouco contraste para a identificação de certas estruturas, outros preferem esse contraste menor. Para tornar esses parâmetros menos subjetivos e dependentes do observador, adotou-se um método objetivo de analisá-los: o histograma. O histograma de uma imagem  $\mathbf{f}$  pode ser descrito como uma função  $\mathbf{h}$ , tal que

$$h(r_k) = n_k \quad (2.2)$$

onde  $r_k$  é o nível  $k$  de cinza da imagem, e  $n_k$  é o número de pixels em  $\mathbf{f}$  que estão no nível  $r_k$ . Desse modo, é possível saber alguns parâmetros como o brilho e o contraste de uma imagem analisando apenas seu histograma. Os efeitos no histograma das variações dos parâmetros citados podem ser percebidos da Figura 5.

Figura 5: Histograma de imagens com (a) alto brilho, (b) baixo brilho, (c) alto contraste e (d) baixo contraste



Fonte: adaptado do banco de dados fornecido pelo HRAC

Do mesmo modo que é possível perceber algumas características da imagem pelo seu histograma, pode-se manipular o histograma para que a imagem apresente as características desejadas. Quando a imagem está muito escura, pode-se manipulá-la de modo que o histograma seja centralizado, e a partir daí melhor distribuído, aumentando, assim, seu brilho e seu contraste (GONZALEZ; WOODS, 2002).

#### 2.2.1.1 Equalização de histograma

Normalmente deseja-se que o histograma de uma imagem seja distribuído entre todo o alcance do histograma (para um bom contraste), como é possível observar na Figura



Tabela 1: Aplicação da equalização de histograma em uma imagem hipotética

$r_k$	$n_k$	$s_k$ calculado	$s_k$ arredondado
0	20	0,55	1
1	65	2,3	2
2	74	4,3	4
3	41	5,5	5
4	28	6,2	6
5	12	6,6	7
6	9	6,8	7
7	7	7,0	7

5 (c), e que sua distribuição seja o mais uniforme possível (para um bom brilho). Para isso foram desenvolvidas técnicas para equalizar o histograma, ou seja, tentar transformar a imagem de modo que seu histograma fique o mais uniformemente distribuído em todo seu intervalo. Sendo  $L$  o número total de níveis de cinza que os pixels da imagem podem assumir,  $N$  o número total de pixels na imagem,  $r_k$  o nível  $k$  de cinza da imagem original, a Equação 2.3 relaciona-os a um  $s_k$ . Para equalização do histograma, mapeia-se todos os pixels no nível  $r_k$  e atribui-se um novo valor a eles, o valor do nível  $s_k$ . Isso gera uma imagem com um histograma mais bem distribuído (RICHARDS, 1993).

$$s_k = \frac{L-1}{N} \sum_{j=0}^k r_j \quad (2.3)$$

#### 2.2.1.2 CLAHE (contrast limited adaptive histogram equalization)

Como foi citado na Subseção 2.2.1.1, a equalização de histograma é usada para melhorar parâmetros como brilho e contraste na imagem. Mas pode acontecer alguma perda de informação com pixels que já se encontram nos extremos do histograma antes da equalização. Ao aumentar o contraste da imagem geral, algumas áreas agrupadas, com intensidade alta, podem acabar perdendo ainda mais o contraste, ou até mesmo podem cair no mesmo nível  $s_k$  que sua vizinhança, perdendo completamente a informação da área. A Tabela 1 apresenta uma equalização de histograma de uma imagem 16x16 de 3 bits.

Pode-se perceber pela Tabela 1 que há um maior contraste nos pixels que estavam entre o nível 0 e 4, mas todos os pixels que estavam nos níveis 5, 6 e 7 foram jogados para o nível 7. Isso significa que em uma região onde havia somente pixels nesses níveis a informação foi perdida.

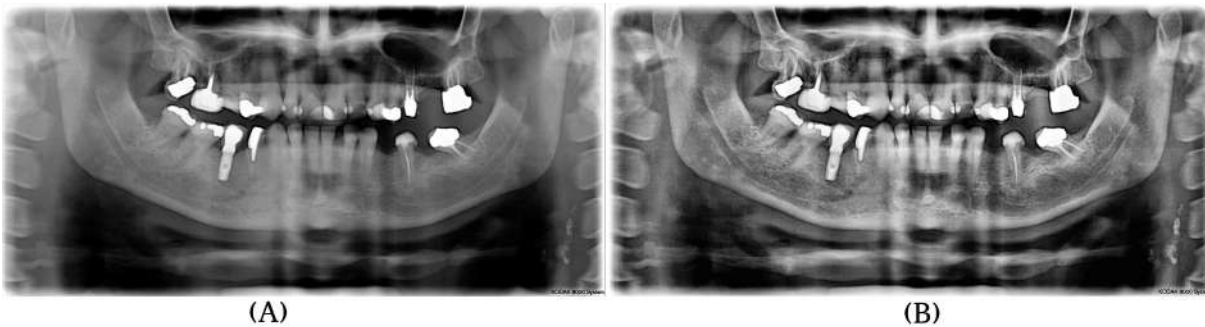
Foi para esse tipo de cenário que criou-se o filtro de equalização adaptativa de histograma com limitação de contraste (CLAHE). O filtro CLAHE subdivide a imagem em várias regiões menores não-sobrepostas de tamanho especificado, e aplica a equalização de histograma em cada uma delas, limitando o contraste máximo por um dos parâmetros

do filtro (KURT; NABIYEV; TURHAN, 2012). Desse modo, quando a imagem tem uma área muito escura, e outra muito clara, as informações de cada uma não são perdidas, pois a equalização delas é feita de maneira independente.

Para este trabalho, deseja-se que o pré-processamento das imagens sirva para padronizá-las. Ou seja, imagens que tenham baixo brilho ou contraste e imagens que tenham alto brilho ou contrastes devem ser tratadas para que a imagem resultante tenha um brilho e contraste bem similar. Para esse fim, optou-se pela escolha do filtro CLAHE, pelos motivos citados.

Para se demonstrar o efeito do filtro, ele foi aplicado na imagem (a) da Figura 6, obtendo a imagem (b) da mesma figura.

Figura 6: A Imagem (b) é o resultado da aplicação de um filtro CLAHE na Imagem (a)



Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

Para avaliar o efeito que esse filtro teria em imagens com parâmetros como brilho ou contraste diferentes, diminuiu-se o contraste da imagem (a) da Figura 6. Os resultados podem ser vistos na Figura 7.

Figura 7: A imagem (a) é uma versão com menos contraste da Figura 6 (a), e a imagem (b) é o resultado do filtro CLAHE aplicado a imagem (a)



Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

Apesar da Figura 6 (a) e 7 (a) terem um contraste notoriamente diferente, o resultado da aplicação do CLAHE em ambas é muito similar. O CLAHE, então, diminui o efeito que

essas pequenas variações nas imagens de entradas causam nas etapas de processamento posteriores.

### 2.3 Imagens radiográficas

As imagens radiográficas atuais são feitas a partir de sensores digitais, sensibilizados por raio X. Uma fonte emite raios X, que passam pela área a ser radiografada e atingem algum tipo de sensor. A absorção do raio x nos ossos é muito maior que em tecidos moles, e isso faz com que as ondas que passaram por mais tecido ósseo tenham menos energia ao chegar no sensor (BARRETT; SWINDELL, 1981). Sabendo a intensidade que atingiu cada um dos receptores do sensor, é possível criar uma imagem digital usando a posição  $(x, y)$  do receptor, sendo  $f(x, y)$  a intensidade medida. Após algum pré-processamento padrão para melhorar a visibilidade, chega-se em imagens similares à Figura 8.

Figura 8: Exemplo de radiografia de tórax

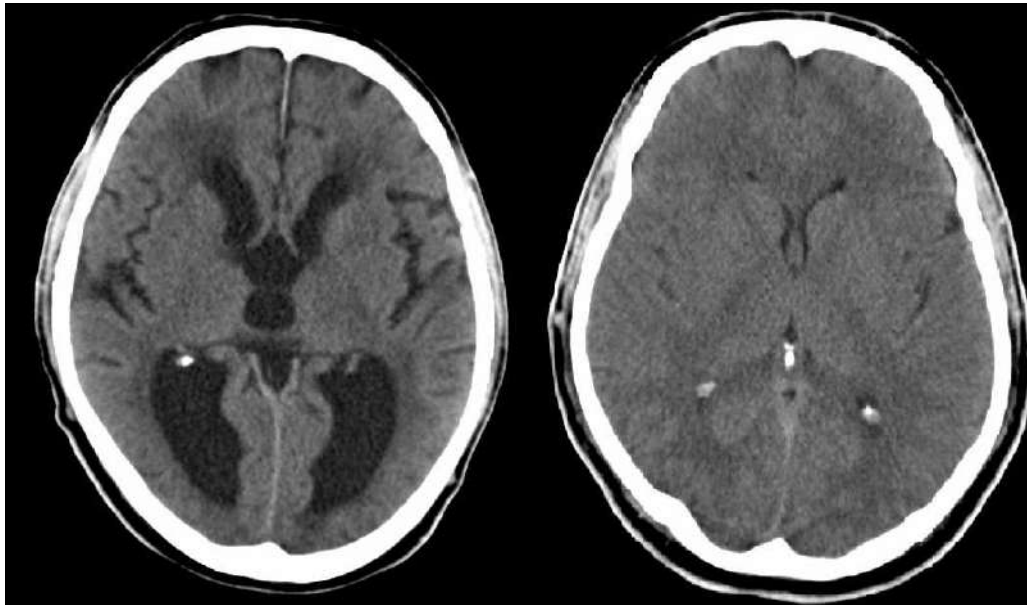


Fonte: adaptado de (MARTINEZ, 2015)

Com a técnica descrita é possível ver projeções 2D de áreas 3D do corpo humano, mas a imagem gerada fica sujeita a sobreposições de elementos. Para contornar esse problema foram desenvolvidas as tomografias.

Nas tomografias, usando técnicas de movimentação no emissor de raios X e no sensor, em conjunto com reconstruções matemáticas, é possível reconstruir apenas uma fatia da imagem, como na Figura 9, eliminando o problema de sobreposição. Gerando a imagem de várias fatias consecutivas, torna-se possível a reconstrução em 3D da área radiografada. (BARRETT; SWINDELL, 1981).

Figura 9: Exemplo de uma fatia da tomografia da cabeça



Fonte: (MBq [Public domain], 2005)

Avançando um passo ainda, podem-se usar as técnicas da tomografia para aplicações além da já citada. Usando a técnica de movimentação de uma maneira mais específica e bem calculada, é possível fazer a projeção do objeto em um plano focal específico (BARRETT; SWINDELL, 1981). Em radiografias panorâmicas, esse plano focal é ao longo da cabeça do paciente, gerando uma imagem planificada da mesma.

A radiografia odontológica panorâmica, por apresentar apenas um plano focal, volta a ter os problemas de sobreposição de estruturas existentes na radiografia simples. Ainda assim, ela é vantajosa em muitos casos se comparada à tomografia, por ser necessário expor o paciente a uma dose de radiação cerca de 60 vezes menor, no caso de imagens odontológicas (LECOMBER et al., 2001). Ela também é vantajosa em algumas aplicações, especialmente na área odontológicas, se comparada a radiografias simples, por permitir definir um plano focal que acompanha a circunferência da cabeça humana, gerando um número de estruturas sobrepostas expressivamente menor do que uma radiografia simples geraria. A Figura 10 mostra uma imagem odontológica obtida pela técnica de radiografia panorâmica.

## 2.4 Filtros

Neste tópico serão tratados somente filtros no domínio espacial, visto que o trabalho não usa filtros no domínio da frequência na imagem.

Como dito na Seção 2.2, as imagens são representadas matematicamente para que possam ser tratadas e manipuladas. E é para este mesmo fim que foram definidos os filtros.

Figura 10: Exemplo de radiografia panorâmica de maxila



Fonte: (Coronation Dental Specialty Group, 2013)

Um filtro pode ser definido como uma função  $\mathbf{T}$ , tal que

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (2.4)$$

onde  $f(x, y)$  e  $g(x, y)$  são as imagens original e processada, respectivamente. A função  $\mathbf{T}$  é um operador em  $\mathbf{f}$  definido sobre uma vizinhança de  $(x, y)$  (GONZALEZ; WOODS, 2002).

#### 2.4.1 Dilatação e Erosão

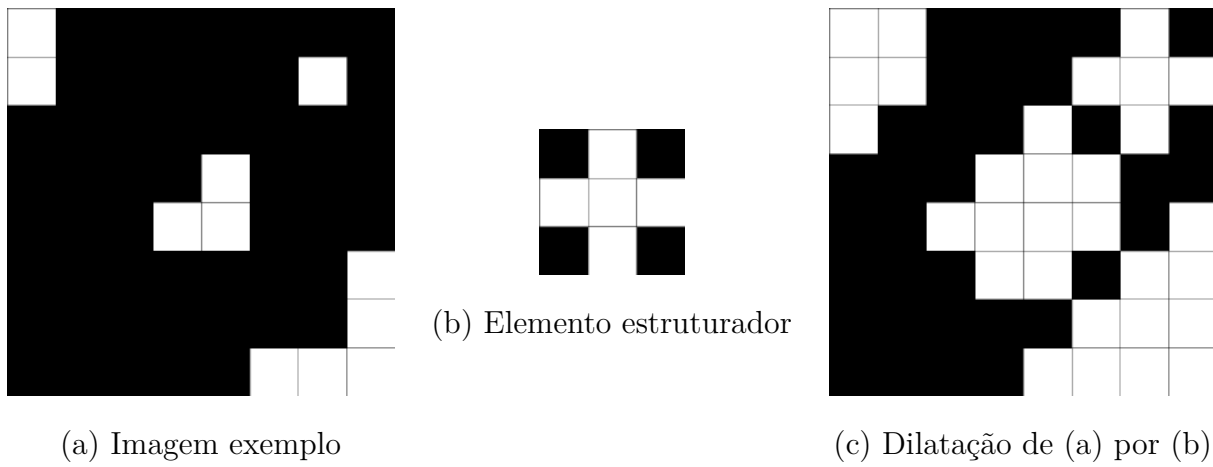
A dilatação e erosão são técnicas aplicadas principalmente em imagens binárias. Para se aplicar esses filtros são necessários dois elementos base: a imagem a ser aplicada, chamada de  $\mathbf{f}$ , e o *elemento estruturador*, chamado de  $\mathbf{t}$ , que também é descrito como uma matriz (GONZALEZ; WOODS, 2002).

##### 2.4.1.1 Dilatação

No caso da dilatação, o elemento estruturador é centrado em cada pixel de  $\mathbf{f}$ , passando por toda a imagem e verificando possíveis intersecções entre  $\mathbf{t}$  e  $\mathbf{f}$ . Caso pelo menos um pixel branco de  $\mathbf{t}$  se sobreponha a um pixel branco de  $\mathbf{f}$ , o pixel na posição central de  $\mathbf{t}$  será atribuído nível alto (pixel branco) na imagem de saída. E o contrário também se aplica; caso nenhum pixel se sobreponha, o pixel central terá nível baixo (pixel preto) (GONZALEZ; WOODS, 2002).

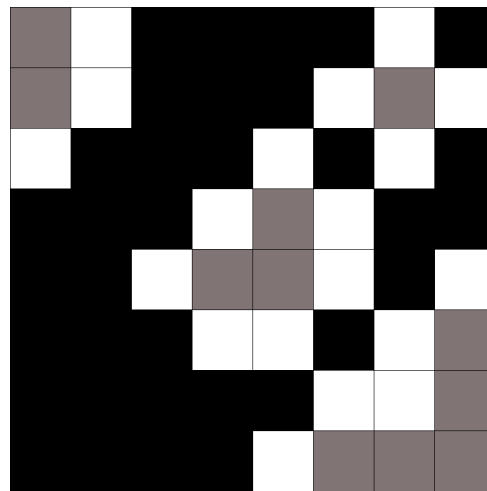
Na Figura 11 tem-se a imagem (a) de tamanho 8x8, e um elemento estruturador (b) de tamanho 3x3, escolhido arbitrariamente em formato de cruz. Aplicando o procedimento de dilatação descrito acima, obtém-se a imagem (c). Para melhorar a visualização, coloriu-se na Figura 12 os pixels da Figura 11 (c) que já eram brancos em (a).

Figura 11: Aplicação de dilatação em uma imagem exemplo



Fonte: autoria própria

Figura 12: Resultado da dilatação da Figura 11 (c), diferenciando os pixels que já existiam dos pixels que surgiram na dilatação



Fonte: autoria própria

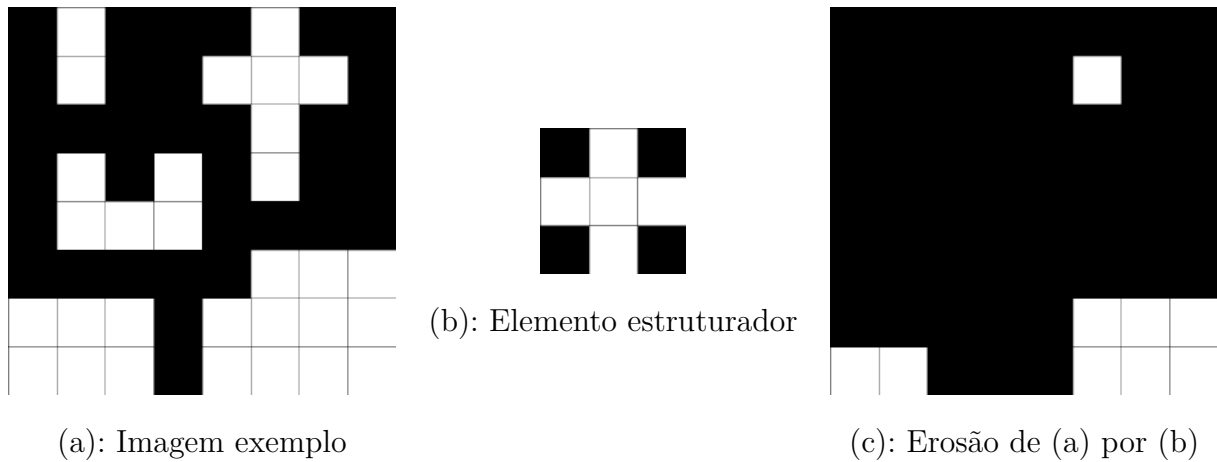
Pela Figura 12 é mais fácil visualizar os efeitos do elemento estruturador em formato de cruz na imagem. Todos os pixels diretamente ligados ao pixel central, seja vertical ou horizontalmente, se tornaram brancos na imagem dilatada.

#### 2.4.1.2 Erosão

O processo de erosão é bem similar ao de dilatação. O elemento estruturador também varre todos os pixels da imagem, mas caso pelo menos um pixel não se intersecte, o pixel da imagem resultante será zerado (o oposto do que acontece da dilatação) (GONZALEZ; WOODS, 2002). A erosão pode ser vista como uma dilatação do fundo da imagem.

Pode-se observar na Figura 13 a aplicação da erosão em uma nova imagem, com o mesmo elemento estruturador usado na Figura 11.

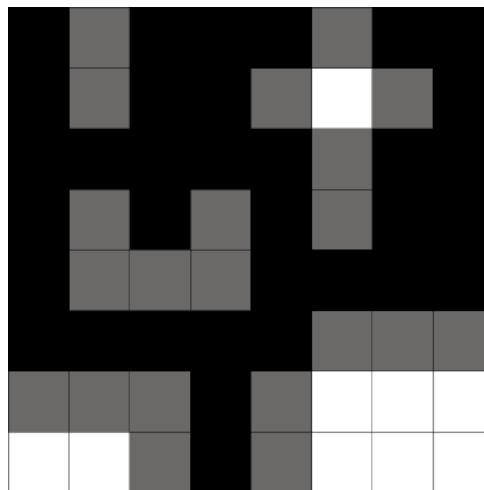
Figura 13: Aplicação de erosão em uma imagem exemplo



Fonte: autoria própria

Para observar melhor o efeito da erosão, na Figura 14 estão ressaltado de cinza todos os pixels que tiveram sua intensidade zerada ao aplicar o filtro na imagem.

Figura 14: Resultado da erosão da Figura 11 (c), apontando os pixels que foram deletados na erosão



Fonte: autoria própria

É interessante notar que, durante o processo de erosão, grupos de pixels menores foram completamente apagados, e a imagem não voltaria a original mesmo se aplicado uma dilatação. Isso é especialmente útil quando se deseja limpar pequenos ruídos em imagens binárias. Escolhendo um elemento estruturador do tamanho máximo que a estrutura deve ter para ser considerada ruído, é possível eliminá-la completamente da imagem.

Tabela 2: Operadores 3x3 mais comuns para detecção de borda

Operador	Vertical	Horizontal
Sobel	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
Prewitt	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Frei-Chen	$\frac{1}{2+\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ \sqrt{2} & 0 & -\sqrt{2} \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\frac{1}{2+\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix}$

Fonte: adaptado de (FILHO; NETO, 1999)

#### 2.4.2 Detectores de bordas

Em imagens digitais, entende-se por borda a fronteira entre duas regiões que apresentam uma diferença significativa em seu nível de cinza (FILHO; NETO, 1999). Quanto exatamente é “significativo” varia com a imagem e com o que se deseja detectar.

A detecção de borda é um tema importante de se abordar em imagens digitais, pois é um primeiro passo para detecção de algumas estruturas. Quando se é possível detectar bordas limpas, tem-se os contornos dos objetos presentes na imagem. Alguns dos operadores mais usados são apresentados na Tabela 2.

Cada um dos operadores da Tabela 2 dá um peso diferente aos pixels da vizinhança, então a escolha pode variar com o problema e o tipo de imagem que se tem.

## 2.5 Segmentação

Segmentação é a divisão da imagem em suas regiões ou objetos. O maior problema é definir a que nível ocorrerão essas divisões, visto que idealmente a segmentação tem que ser específica o suficiente para se capturar o objeto necessário, mas não a ponto de subdividir esse objeto em regiões ainda menores. Uma boa segmentação de imagens não triviais é um dos maiores desafios do processamento de imagens (GONZALEZ; WOODS, 2002).

### 2.5.1 *Threshold*

A técnica de *thresholding*, ou limiarização, é umas das maneiras mais simples de se transformar uma imagem em escala de cinza para uma imagem binária. Adotando um



valor  $T$  como limiar, todos os pixels da imagem que estiverem a baixo desse valor são considerados plano de fundo, e todos os pixels a cima desse limiar são considerados objetos.

Como essa técnica separa pixels objeto dos pixels plano de fundo, se escolhido um  $T$  adequado, ela pode ser considerada uma das técnicas mais simples de segmentação, apesar de também ser usadas para diversas outras aplicações.

### 2.5.2 *ROI* (Região de Interesse)

A região de interesse é a área relevante onde se fará o processamento (GONZALEZ; WOODS, 2002). Apesar de uma definição simples, a escolha da uma região de interesse tem um grande impacto no processamento da imagem.

Limitando a região, o custo de processamento cai normalmente de uma maneira proporcional a área. Isso significa que uma região de interesse com metade da altura e metade da largura da imagem já resulta num tempo de processamento quatro vezes menor que o inicial.

A escolha da *ROI* também pode influenciar em tomadas de decisões importantes. Quando objetos de interesse estão muito próximos, pode ser vantajoso analisar cada um individualmente para se extrair o máximo de informações possíveis. Desse modo, pode-se selecionar duas regiões individuais, ao invés de analisar diretamente a imagem como um todo, eliminando o risco de um objeto interferir no outro (por bordas muito próximas, ou cores parecidas).



### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 Base de Imagens

As imagens de radiografia panorâmica utilizadas nesse trabalho foram disponibilizadas pela divisão de odontologia do Hospital de Reabilitação de Anomalias Craniofaciais da Universidade de São Paulo (HREAC-USP), que fica na cidade de Bauru. A base de imagens é composta por 21 imagens, sendo que 4 foram classificadas pela equipe como contendo ateroma, e 17 foram classificadas como imagens sem ateroma. As imagens possuem 1444 linhas, de 2590 a 2608 colunas, e uma densidade de 16 bits por pixel (bpp).

A maior parte dos pacientes do HREAC são jovens adultos. Devido ao baixo número de pacientes com mais de 50 anos, e a baixa incidência de ateroma, o número de radiografias com a patologia é bastante reduzido (apenas 4 ao longo deste trabalho). Como as imagens provêm de um hospital especializado em deformações craniofaciais, algumas apresentam variações significativas se comparadas a radiografias panorâmicas padrões. Mesmo assim nenhuma imagem foi descartada, devido ao já baixo número disponível.

Todas as imagens fornecidas já haviam sido pré-processadas pelo software de aquisição da imagem, para facilitar a análise odontológica da radiografia. Desse modo, o brilho e contraste da imagem já haviam sido definidos antes das radiografias serem fornecidas para a pesquisa. As letras “R” e “L” também já estavam presentes nos cantos inferiores esquerdo e direito, respectivamente, de cada imagem, para indicar a qual lado do paciente aquele lado da imagem era referente.

#### 3.2 Classificação das imagens

As imagens com e sem ateroma foram fornecidas pelo HREAC em diferentes pastas. As radiografias de 1 a 4 haviam sido previamente classificadas como contendo ateroma, e as radiografias 5 a 21 haviam sido classificadas como sem ateromas.

Para saber a localização exata dos ateromas, consultou-se a Dra. Bruna Stuchi Centurion Pagin, doutora em odontologia pela Universidade de São Paulo, e o Dr. Vitor Fiorin de Vasconcellos, clínico geral pela Universidade de São Paulo. Devido a algumas radiografias apresentarem muita sobreposição de estruturas, alguns diagnósticos são incertos. Na radiografia 1, o ateroma estava nítido, e a confirmação de apenas um profissional foi suficiente para a certeza do diagnóstico. Na radiografia 2, ambos concordaram no diagnóstico, e apontaram as mesmas estruturas. Na radiografia 3, apenas a Dra. Bruna teve confiança para afirmar um diagnóstico, e na radiografia 4 houve discordância entre os diagnósticos dos dois profissionais. Nesse caso foi consultado um terceiro profissional, o radiologista Dr. Gustavo Monjardim.

Tabela 3: Classificação da presença ou ausência de placa ateromatosa por diferentes profissionais

Radiografia	Artéria Carótida	Dra. Bruna Pagin	Dr. Vitor Vasconcellos	Dr. Gustavo Monjardim
1	Direita	-	Presente	-
1	Esquerda	-	Ausente	-
2	Direita	Ausente	Ausente	-
2	Esquerda	Presente	Presente	-
3	Direita	Presente	-	-
3	Esquerda	Presente	-	-
4	Direita	Ausente	Ausente	Ausente
4	Esquerda	Presente	Ausente	Ausente

Tabela 4: Classificação final adotada da presença ou ausência de placa ateromatosa

Radiografia	Artéria Carótida	Classificação
1	Direita	Presente
1	Esquerda	Ausente
2	Direita	Ausente
2	Esquerda	Presente
3	Direita	Presente
3	Esquerda	Presente
4	Direita	Ausente
4	Esquerda	Ausente

A afirmação de cada profissional sobre a presença ou ausência da placa pode ser consultada na Tabela 3. Adotou-se, enfim, o diagnóstico em que o maior número de doutores concordaram. A classificação que foi adotada sobre a presença de ateroma em cada artéria das imagens é a presente na Tabela 4. As radiografias 5 a 21, que estavam pré-classificadas como sem ateroma, não foram submetidas a uma nova análise pelos profissionais citados.

### 3.3 Estimativa de medidas

Para se definir o tamanho de alguns filtros, é necessário se ter uma estimativa de quantos pixels equivalem a quantos centímetros na imagem. Para isso, usou-se como referência os filmes radiográficos.

Os filmes radiográficos para radiografia panorâmica têm 30cm de largura (Dabi Atlante, 2013). Como as imagens digitais podem surgir tanto da digitalização de um filme, quanto diretamente de sensores digitais, ambas as técnicas de aquisição têm características muito similares em questões de distorção e tamanho. Por esse motivo, ao carregar a imagem no algoritmo, divide-se 30cm pelo número de pixels que ela apresenta de largura, conseguindo um fator de conversão de pixels para centímetros.

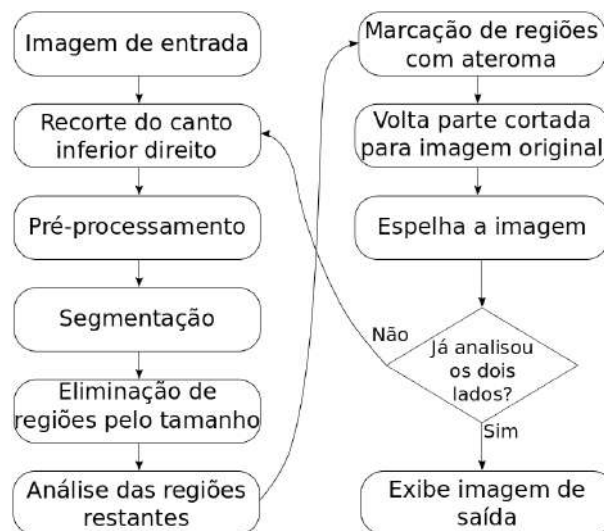
Fazendo isso, ignora-se as distorções geradas na radiografia panorâmica, e considera-se que a imagem é totalmente linear. Apesar de não ser verdade, o nível de precisão exigido

para o cálculo do tamanho das estruturas não é alto, visto que o propósito do trabalho não é a medição de estruturas, mas sua detecção.

### 3.4 Método proposto

A maioria dos métodos de processamento de imagens para diagnóstico de imagens médicas utiliza algum tipo de rede neural ou máquina de vetores de suporte (SVM) para classificar uma imagem desejada. O problema dessas abordagens é que elas exigem uma quantidade alta de amostras para treiná-las, além de um conjunto de testes. Devido a isso, optou-se por uma abordagem mais analítica do problema, definindo os critérios de decisão do ateroma baseado em sua formação fisiopatológica e das características observáveis nas imagens em que está presente.

Figura 15: Fluxograma do método proposto para detecção de ateroma nas imagens



Fonte: autoria própria

Na Figura 15 pode-se ver todo o fluxograma do processo proposto para a detecção dos ateromas. Nos próximos pontos serão explicadas as ações de cada bloco:

- Imagem de entrada

A imagem de entrada do algoritmo não deve ser a imagem sem processamento que vem direto do sensor, e sim a imagem com o processamento necessário para a análise humana. Caso o algoritmo proposto seja inserido diretamente do software de captura da imagem, o ideal é que ele seja executado após os filtros que deixam as imagens analisáveis por profissionais, e antes de serem inseridas as marcações, como o “R” e “L” nos cantos, e também antes que a imagem seja compactada para armazenamento ou transferência.

- Recorte do canto inferior direito

Dado que localização espacial do ateroma é limitada, trabalha-se inicialmente apenas com o canto inferior direito. É selecionada uma área de 40% da altura da imagem, a partir da borda inferior, e 30% da largura da imagem, a partir da borda direita. Qualquer informação fora dessa área é completamente ignorada.

- Pré-processamento

O pré-processamento nesse trabalho se dá unicamente pela aplicação da técnica *CLAHE*. Essa técnica é capaz de diminuir o efeito de leves variações de brilho e contraste em imagens. Além disso, ela também executa uma função muito importante do algoritmo: ela ressalta estruturas levemente mais intensas que sua vizinhança, o que torna a placa ateromatosa mais distinguível.

- Segmentação

O processamento principal que leva a imagem pré-processada para um estágio segmentado é feito a partir de filtros elaborados pelo autor. Esses filtros geram imagens binárias, em que os pixels objetos são os que estão em uma área significativamente mais intensa que sua vizinhança. Desse modo, cada aglomerado de pixels objetos é definido como uma região de interesse, e são uma possível formação de ateroma.

- Eliminação de regiões pelo tamanho

O primeiro passo para a tomada de decisão sobre a presença ou ausência de placas em cada região de interesse é a análise da forma da região detectada. Pela altura, largura, e área dos pixels objetos da região, eliminam-se todas as que não são compatíveis com o tamanho de uma placa ateromatosa.

- Análise das regiões restantes

Com algumas regiões de interesses já eliminadas por sua forma, é feita uma análise mais minuciosa das restantes. São levantados parâmetros como a localização  $(x, y)$  da área, a média de intensidade na região, em suas bordas, um pouco à direita e à esquerda, um pouco mais afastado à direita, a média na região expandida, e na região expandida apenas verticalmente. Esses parâmetros são levados em consideração tanto na imagem antes da aplicação do *CLAHE* quanto na imagem já pré-processada.

Com todos esses dados, atribui-se uma pontuação para cada uma das regiões restantes, com base nas relações entre esses parâmetros.

- Marcação de regiões com ateroma

Com todas as regiões de interesse pontuadas, avalia-se tanto a pontuação absoluta de uma região quanto a relação desta com a pontuação das outras regiões presentes na imagem. Após essa avaliação, decide-se se a região de interesse em questão contém ateroma ou não. Em seguida é feito um retângulo ao redor das regiões que foram classificadas como positivas para a presença da placa.

- Volta da parte cortada para imagem original

Em posse da imagem do canto inferior direito com os retângulos ressaltando os ateromas, esta é posta novamente na imagem total da radiografia. Desse modo, tem-se a radiografia de entrada, mas com todos os ateromas da carótida esquerda (que fica do lado direito da imagem) ressaltados.

- Espelhamento da imagem

Para se detectar os ateromas no canto esquerdo da imagem, espelha-se a imagem de saída do último passo. Desse modo, o canto esquerdo é espelhado para o canto direito, e o canto direito, já com os ateromas detectados, é espelhado para o canto esquerdo. Em seguida, repetem-se todos os passos desde o recorte da imagem, obtendo, assim, uma imagem espelhada em que ambos os lados passaram pela avaliação da presença de ateroma. Finalmente, ao atingir novamente este passo, espelha-se a imagem de volta.

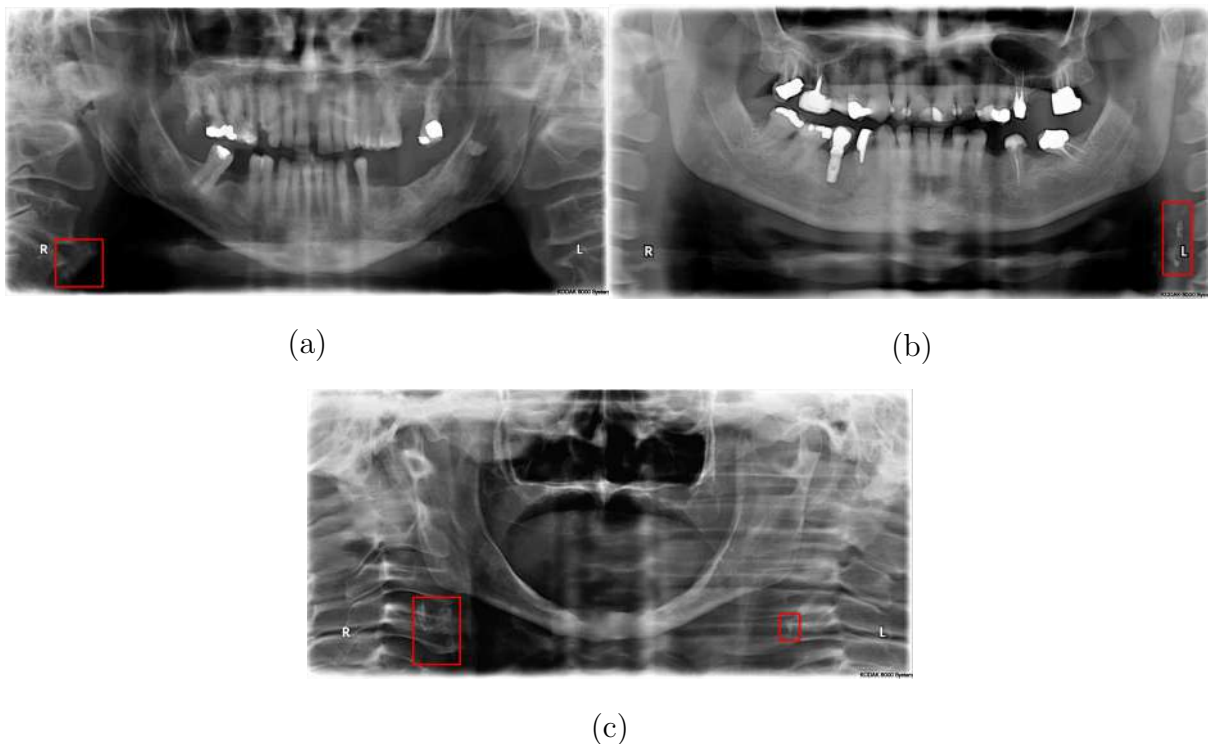
- Exibe imagem de saída

Com a imagem espelhada duas vezes, ela volta a sua orientação original, mas desta vez com as áreas de ateromas destacadas (quando presentes) por retângulos coloridos. Essa imagem é mostrada para o profissional, para que ele dê o diagnóstico final. Ela não substitui a imagem original capturada pelo sensor.

### **3.5 Recorte de macro regiões e pré-processamento**

Como citado na Seção 2.3, a técnica de radiografia panorâmica gera uma imagem planificada da cabeça do paciente, na região maxilar. Pela Subseção 2.1.2, sabe-se que a bifurcação da carótida, local onde a placa ateromatosa se forma na aterosclerose carotídea, fica pouco abaixo do ângulo da mandíbula. E pela Figura 3 observa-se que a artéria carótida se localiza bem próxima às vértebras. Na radiografia panorâmica, as vértebras, quando visíveis, são localizadas nas extremidades da imagem. Desse modo, as bifurcações das carótidas se localizam próximas a extremidade lateral da imagem, na metade inferior (visto que a maxila fica centralizada). Pode-se confirmar essa localização ao analisar as 3 imagens com aterosclerose na Figura 16.

Figura 16: Localização em vermelho das placas nas 3 imagens diagnosticadas com aterosclerose



Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

Para diminuir o processamento necessário, e para excluir possíveis regiões similares a ateromas que estão presentes na maxila ou na mandíbula, processam-se somente os cantos inferiores da imagem. Foram analisadas as imagens fornecidas, tanto as que apresentavam aterosclerose quanto as que não a apresentavam, e optou-se por cortar os 40% inferiores, e 30% laterais da imagem. Da parte cortada é gerada uma nova imagem, onde ocorre todo o processamento para decisão das regiões com ateroma. A partir desse momento, essa imagem recortada será chamada de radiografia original, visto que é a parte relevante da radiografia de entrada, ainda sem ter algum processamento.

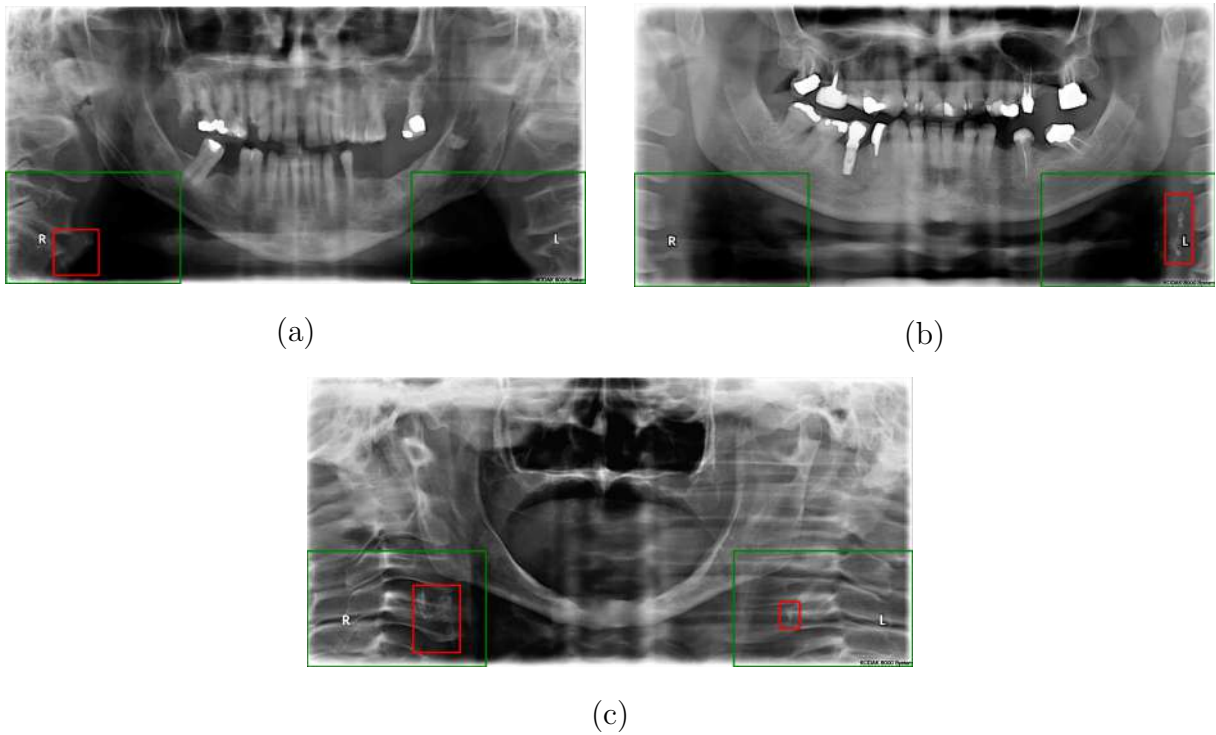
Na Figura 17 ressaltou-se no retângulo verde as áreas a serem recortadas para o processamento. Percebe-se que os ateromas não estão muito próximos aos limites, e não há nenhuma perda de informação relevante ao se analisar somente as áreas apontadas.

Como o processamento de cada lado é em série, faz-se inicialmente o recorte apenas do lado direito inferior da imagem, para detectar as placas ali presentes.

Definida a parte da imagem onde ocorrerá o processamento, executa-se a técnica *CLAHE*. Escolheu-se empiricamente um limite que ressaltasse um pouco as estruturas presentes, mas sem aumentar exageradamente o contraste dentro das regiões, para evitar a formação de áreas muito claras onde não houvesse uma estrutura previamente. O resultado



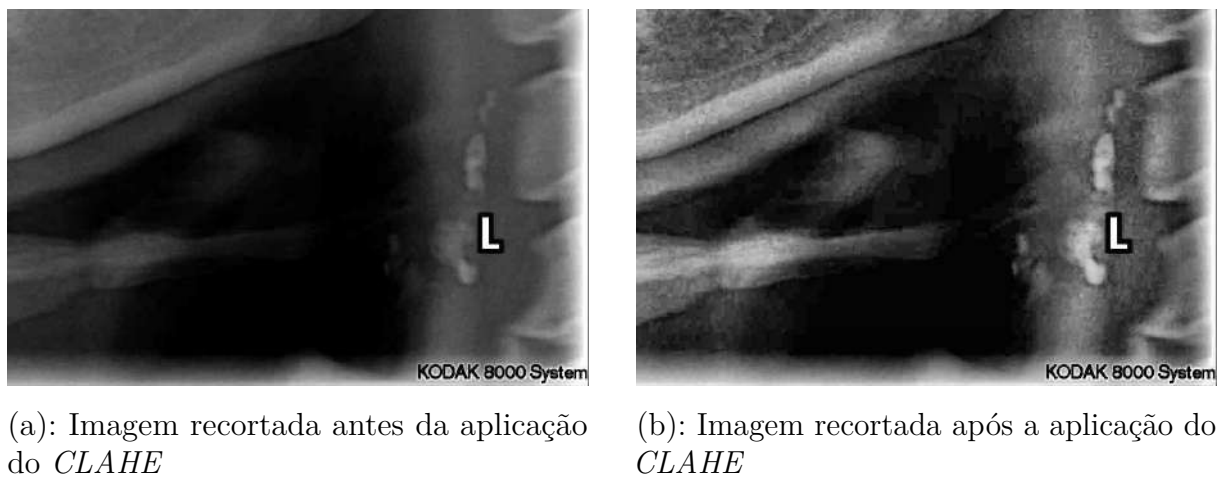
Figura 17: Localização em verde da área proposta a ser recortada para o processamento



Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

do corte da imagem seguido pela aplicação do *CLAHE* pode ser observado na Figura 18.

Figura 18: Efeito do *CLAHE* na parte recortada da radiografia 2



(a): Imagem recortada antes da aplicação do *CLAHE*

(b): Imagem recortada após a aplicação do *CLAHE*

Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

### 3.6 Segmentação

O processo escolhido para a segmentação final da imagem foi o de *threshold*, um dos mais simples abordados na literatura. Optou-se por esse método para se ter mais controle sobre a área exata da segmentação, uma vez que é mais difícil prever o resultado exato da segmentação em algoritmos mais complexos. Definido o modo de segmentação, surge o desafio de se processar a imagem de um modo que dê bons resultados ao aplicar o filtro de *threshold*.

Como a placa aterosclerótica apresenta uma porcentagem de cálcio, ela aparece em radiografias panorâmicas como uma região fechada, de intensidade maior que a vizinhança. Devido a sua formação, a placa tende a ter uma intensidade mais constante no plano transversal, e a ter variações significativas no plano frontal. Devido a isso, traçou-se como objetivo ressaltar pixels que estivessem significativamente mais intensos que os presentes em sua vizinhança horizontal. Essa vizinhança deve ser grande o suficiente para abranger todo ou boa parte de um corte transversal de um ateroma, ou seja, abranger o diâmetro da artéria.

Para atingir o objetivo citado, criaram-se filtros que varrem cerca de 3,5mm para cada lado ao redor de um pixel central, totalizando 7mm varridos, aproximadamente o tamanho da artéria carótida comum. Esses filtros calculam a média e o desvio padrão do fragmento de linha analisado, usando-os de maneiras distintas para gerar imagens com leves diferenças. Considere  $f(x, y)$  a função que descreve a intensidade da uma imagem  $\mathbf{f}$ ,  $stdDev(x, y)$  a função que calcula o desvio padrão ao redor do ponto  $(x, y)$ , e  $mean(x, y)$  a função que calcula a média ao redor do ponto  $(x, y)$ . As equações 3.1 e 3.2 descrevem a relação entre a entrada e cada uma das imagens de saída geradas pelos filtros propostos. Durante a execução desses filtros, os valores das intensidades da imagem foram normalizados, ou seja, os pixels possuíam valores entre 0 e 1.

$$fe(x, y) = stdDev(x, y)^2 * (e^{0.7 * \frac{f(x, y) - mean(x, y)}{stdDev(x, y)}} - 1.8) \quad (3.1)$$

$$fl(x, y) = 1000 * \frac{f(x, y) - 1.1 * mean(x, y)}{stdDev(x, y)} \quad (3.2)$$

Adota-se como  $\mathbf{fe}$  a imagem resultante da aplicação do filtro descrito pela Equação 3.1, e  $\mathbf{fl}$  a resultante do filtro descrito pela Equação 3.2.

A Equação 3.1 é uma função exponencial, que penaliza valores abaixo da média e desvio padrão baixo, enquanto a equação 3.2 é uma função linear, e penaliza apenas valores abaixo de 110% da média. Como a fração do filtro linear está multiplicada por 1000, ele se torna praticamente um filtro cuja saída é uma imagem binária, levando para 0 todos os valores abaixo de 110% da média, e para 1 os valores acima. Já o filtro exponencial só

se torna relevante em áreas onde o desvio padrão seja significativo, e mesmo nessas áreas a intensidade do pixel deve ser mais de um desvio padrão acima da média. Para os casos de  $f(x, y) \approx mean(x, y) + 1 * stdDev(x, y)$ , ou seja, o pixel está apenas um desvio padrão acima da média, tem-se  $fe(x, y) = 0,2 * stdDev(x, y)^2$ , o que é quase nulo, visto que os valores dos pixels variam apenas entre 0 e 1.

A Figura 18 (b) foi submetida a ambos os filtros, e os resultados podem ser vistos na Figura 19.

Figura 19: Saídas dos filtros desenvolvidos para destaque de áreas



(a): Resultado saída do filtro exponencial aplicado a Figura 18 (b)



(b): Resultado saída do filtro linear aplicado a Figura 18 (b)

Fonte: gerado pelo algoritmo proposto, tendo como entrada uma imagem fornecida pelo HRAC

É interessante reparar que a imagem de saída do filtro exponencial apresenta regiões menores e mais segmentadas, com algumas regiões cinzentas. Já o filtro linear apresenta quase que somente pixels brancos ou pretos, e possui áreas maiores e mais ligadas, ainda contendo a maior parte da informação relevante sobre a forma das áreas presentes na imagem original. Dessa forma, a imagem de saída do filtro exponencial se torna uma boa candidata para se usar um *threshold* para segmentação, enquanto a imagem de saída do filtro linear se torna uma boa imagem para a análise da forma da área ressaltada.

Aplicando um *threshold* de metade do valor máximo na imagem de saída do filtro exponencial, obtém-se uma imagem binária, onde os pixels objetos são alguma região que se destaca de sua vizinhança. Em seguida, aplica-se 3 iterações de dilatação, para unir estruturas muito próximas, seguido por 5 iterações de erosão, para eliminar estruturas pequenas isoladas, e mais 2 iterações de dilatação, para voltar as estruturas restantes para um tamanho aproximado do original. Usa-se, então, a função *findContours()*, da biblioteca OpenCV, para a detecção de contornos, cuja saída são várias imagens, cada uma contendo uma região fechada da imagem de entrada. Desse modo, todas as áreas relevantes da radiografia foram segmentadas, e cada segmento é acessível individualmente.

Essas áreas separadas serão chamadas de segmentos da imagem.

### 3.7 Análise da forma

O primeiro critério para decidir se cada uma dos segmentos tem ou não um ateroma é ver o tamanho do seu conteúdo - ou seja, verificar a altura, a largura, e a área da estrutura presente dentro dessa área. Para isso, listam-se todos os segmentos em um vetor, e analisa-se um a um. Joga-se o segmento em uma nova imagem, e usam-se 5 iterações de dilatação. Usando essa imagem dilatada como máscara na imagem **fl** (imagem resultante do filtro linear, calculada pela Equação 3.2), tem-se a área relevante da radiografia isolada das demais áreas.

Na Figura 20 pode-se ver o resultado das ações mencionadas no parágrafo acima.

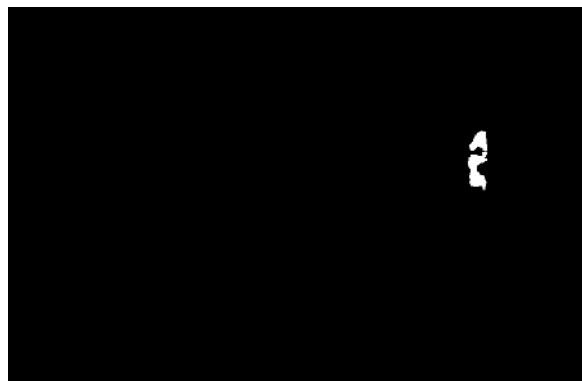
Figura 20: Aplicação de máscara para isolamento das estruturas da imagem **fl**



(a): Imagem **fl**



(b): Resultado da dilatação de um dos segmentos detectados



(c): Aplicação de (b) como máscara de (c)

Fonte: gerado pelo algoritmo proposto, tendo como entrada uma imagem fornecida pelo HRAC

Com apenas um dos segmentos isolado, detectam-se as coordenadas dos pixels mais extremos em cada direção. Caso haja mais de uma região na imagem, e elas estejam quase

conectadas, como ocorre na Figura 20 (c), ela passa a ser considerada apenas uma região.

Para que a região não seja eliminada ela deve ter uma largura entre  $1,7mm$  e  $11,5mm$ , e sua altura deve estar entre  $1,7mm$  e  $10mm$ . O valor máximo foi escolhido para ser capaz de selecionar ateromas mesmo quando localizados na bifurcação da artéria, onde podem não ficar completamente vertical. Já o valor mínimo foi escolhido grande o suficiente para eliminar estruturas insignificantes, mas pequeno o suficiente para não eliminar regiões que capturam apenas uma parte do ateroma. Também contou-se o número de pixels brancos presentes na região para se ter uma estimativa da área, e eliminaram-se estruturas com área superior a  $20mm^2$ .

Pode-se ver essa etapa de processamento como uma etapa eliminatória. Todos os segmentos que não se encaixam nos tamanhos especificados são eliminados, e não serão mais processados. Os segmentos que ficaram dentro dos limites passam a ser considerados regiões de interesse, e continuarão sendo avaliados.

### 3.8 Pontuação das regiões de interesse

Selecionadas as áreas que se encaixam na faixa de tamanho aceitável, o próximo passo é analisar suas características, tanto na radiografia pré-processada quanto na original.

Os seguintes parâmetros são coletados:

- $x_0$ : coordenada x do ponto superior direito da ROI
- $y_0$ : coordenada y do ponto superior direito da ROI
- $mReg$ : média de intensidade dos pixels da radiografia pré-processada que estão dentro da máscara da ROI
- $mRaw$ : média de intensidade dos pixels da radiografia original, dentro da máscara da ROI
- $mEsq$ : média de intensidade dos pixels da radiografia pré-processada, com a máscara da ROI deslocada  $3,5mm$  para a esquerda
- $mDir$ : média de intensidade dos pixels da radiografia pré-processada, com a máscara da ROI deslocada  $3,5mm$  para a direita
- $mDilRaw$ : média de intensidade dos pixels da radiografia original, com a máscara da ROI dilatada em 20 iterações, sem levar os pixels pretos em consideração para o cálculo da média.
- $mFarDir$ : média de intensidade dos pixels da radiografia pré-processada, com a máscara da ROI descolada  $8mm$  para a direita

- *mFarDirRaw*: média de intensidade dos pixels da radiografia original, com a máscara da ROI descolada  $8mm$  para a direita
- *mDilVert*: média de intensidade dos pixels da radiografia pré-processada, com a máscara da ROI dilatada apenas verticalmente em 10 iterações, sem levar os pixels pretos em consideração para o cálculo da média.
- *mBordaRaw*: média da variação de intensidade dos pixels da radiografia original, utilizando somente a borda da ROI em questão como máscara.

Para se levar em consideração esses vários parâmetros diferentes, usa-se um sistema de pontuação para as regiões de interesse. Dependendo da relação entre alguns parâmetros específicos, a região pode ser punida (descontados pontos) ou recompensada (adicionados pontos). Desse modo, algumas relações podem facilmente ter um peso maior que outras, e algum desvio do padrão que se espera de ateromas não irá necessariamente excluir a região, dependendo ainda de outras relações.

Abaixo estão descritas as análises feitas para gerar as relações entre os parâmetros que dão ou tiram pontos. Todas as condições desses parâmetros que influenciam na pontuação podem ser consultadas na Tabela 5.

### 3.8.1 Análise da localização espacial

Os valores de  $x_0$  e  $y_0$  são usados para recompensar regiões mais centrais, e punir regiões muito próximas das bordas.

### 3.8.2 Análise da área em relação a vizinhança horizontal

Os parâmetros *mDir* e *mEsq* são ambos comparados com *mReg*. Como o ateroma aparece em radiografias como uma região fechada mais intensa que a vizinhança, espera-se que os pixels a sua direita e a sua esquerda tenham uma intensidade menor que a sua. Desse modo, o algoritmo recompensa valores proporcionalmente baixos de *mDir* e *mEsq*. Do mesmo modo, ele penaliza a região quando algum desses dois valores é muito próximo ou superior a *mReg*. São considerados “muito próximos” valores de *mEsq* maior que 90% de *mReg*, ou valores de *mDir* maiores que 95% de *mReg*. Essa diferença de porcentagens entre os lados direito e esquerdo se deve ao fato da vizinhança esquerda ser mais afastada do centro das vértebras, fazendo com que seja naturalmente menos intensa que as regiões a sua direita.

### 3.8.3 Análise das vizinhanças horizontais

Os parâmetros *mDir* e *mEsq* também são comparados entre si. As placas ateromatosas surgem na artéria, que aparece na imagem em questão à esquerda das vértebras,

podendo estar sobreposta por estas ou não. Desse modo, é esperado que as intensidades médias das regiões formadas pela máscara deslocada para a direita e para a esquerda sejam muito próximas entre si (caso a artéria se sobreponha as vértebras), ou a média à esquerda seja significativamente menor (caso não haja sobreposição). Assim, áreas que apresentam  $mEsq$  maior que 110% de  $mDir$  são penalizadas.

#### 3.8.4 Análise da área em relação à vizinhança vertical

Para analisar a vizinhança vertical da estrutura, usa-se a máscara que a isolou. Aplicam-se 20 iterações de dilatação com um elemento estruturador de apenas 1 coluna. Isso gera uma máscara dilatada apenas verticalmente, e ao aplicar novamente na radiografia o resultado será o isolamento da estrutura, junto a uma área acima e abaixo da mesma.

Aplicando essa máscara dilatada verticalmente na radiografia pré-processada, e calculando-se a média, obtém-se  $mDilVert$ . É esperado que essa média seja menor que a média da área original, devido ao ateroma ter uma intensidade maior que sua vizinhança. Desse modo, quando  $mDilVert$  é maior que 90% de  $mReg$  a região é punida. Pelo mesmo raciocínio, quanto menor é a intensidade da região dilatada, começando em 80% de  $mReg$ , mais a região é recompensada.

#### 3.8.5 Análise da área em relação a toda vizinhança original

Como já foi analisada a vizinhança vertical e horizontal da radiografia pré-processada, analisa-se agora toda a vizinhança da radiografia original. Para isso, dilata-se em 10 iterações a máscara em questão, e aplica-se à radiografia original. A média dos pixels presentes é  $mDilRaw$ .

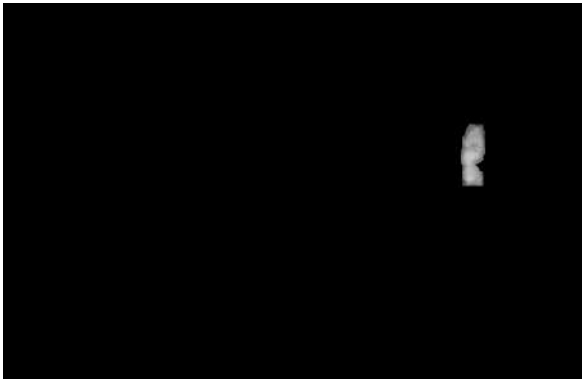
Mesmo antes da imagem ser ressaltada pelo *CLAHE*, a diferença entre a média da área da máscara original e da máscara dilatada deve ser significativa em um ateroma. Caso a diferença entre essas médias seja menor que 1% do valor máximo que o pixel pode assumir, a região é penalizada. A região também será penalizada caso  $mDilRaw$  seja maior que 93,5% de  $mRaw$ , e será recompensada quando  $mDilRaw$  apresentar valores inferiores a 85% de  $mRaw$ . Na Figura 21 pode-se observar as regiões selecionadas pela máscara da ROI, e pela máscara dilatada. Nota-se que toda região que aparece pela dilatação tem uma intensidade menor que o ateroma, o que faz com que a média caia.

#### 3.8.6 Análise das bordas da área

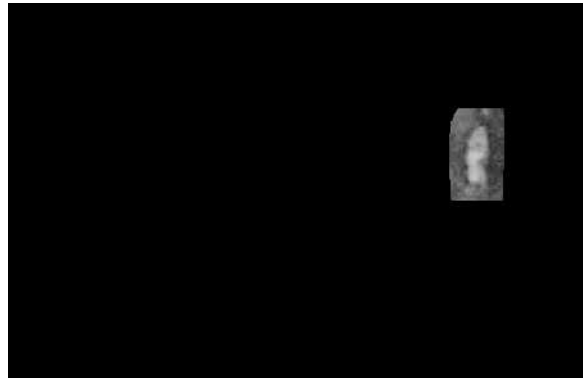
Para a análise das características da borda são necessárias uma imagem do gradiente da figura original, e uma máscara que tenha como pixels objetos apenas a região de borda do segmento.

Para gerar o primeiro requisito, usou-se o filtro Sobel para detecção de bordas tanto no eixo X quanto no eixo Y da radiografia original. Foram somadas ambas as saídas

Figura 21: Aplicação de máscaras na radiografia original, para avaliação dos pixels



(a): Máscara aplicada a radiografia original



(b): Máscara dilatada aplicada a radiografia original

Fonte: gerado pelo algoritmo proposto, tendo como entrada uma imagem fornecida pelo HRAC

do Sobel, dando um peso de 65% para o Sobel no eixo Y, e 35% para o no eixo X. Como a máscara já foi achada utilizando somente os componentes horizontais da imagem, usar um peso maior para se avaliar as bordas verticais gera resultados melhores, pois essas bordas não foram levadas em consideração durante a procura pelas regiões.

Para se ter a máscara somente na região das bordas da imagem, toma-se a máscara original, e gera duas novas máscaras: uma proveniente de um processo de erosão de 1 iteração, e outra de um processo de dilatação também de 1 iteração. Ao se subtrair a primeira imagem da segunda, tem-se a máscara desejada.

Ao aplicar a máscara obtida na imagem do gradiente, pode-se calcular  $mBordaRaw$ . Esse número indica a variação da área interior para a área exterior, então ela deve ter um número significativo se comparado a  $mDilRaw$  para ser um ateroma. Quando  $mBordaRaw$  é menor que  $\frac{mDilRaw}{3,15}$ , a região é punida, e quanto menor for  $mBordaRaw$  a partir do valor citado, mais pontos a região perde.

### 3.8.7 Análise de uma região distante a direita

Deslocando a máscara 8mm para a direita de sua localização original é possível se ter uma ideia do conteúdo da imagem naquele local. Caso a intensidade não varie muito da calculada com a máscara original, provavelmente é uma região com alguma estrutura. Mas caso seja uma região de intensidade muito baixa, provavelmente é uma região vazia.

No caso dos ateromas, esse grande deslocamento para a direita resultará em uma intensidade significativa na nova região. Mas caso o ponto sendo analisado esteja presente na mandíbula do paciente, em vez de na sua artéria, um deslocamento grande para a direita resulta normalmente na nova máscara caindo na região vazia entre a mandíbula e



a coluna.

Desse modo, caso a região deslocada aplicada a radiografia pré-processada apresente uma intensidade menor que 50% de  $mReg$ , e quando aplicada a radiografia original apresente uma intensidade menor que 65% e  $mRaw$ , a região será punida. Caso  $mFarDir$  seja menor que 33% de  $mReg$  a região é punida, mesmo sem checar a relação com  $mRaw$ . Quanto mais abaixo de 33% a média for, mais pontos serão tirados da região.

### 3.9 Decisão das regiões com ateroma

Uma vez que todas as ROIs foram pontuadas, multiplica-se a pontuação de cada uma pela raiz cúbica da razão entre a sua média e a média das médias das outras regiões. Esse é um modo de penalizar regiões muito escuras na imagem original, e recompensar regiões mais claras.

Em seguida, atribui-se o valor de  $-15$  a qualquer região que esteja com uma pontuação inferior a essa, e calcula-se a média e o desvio padrão da pontuação de todas as regiões. Caso a soma da média com o desvio padrão seja superior a 30 pontos, esse passa a ser o limiar para classificar a presença ou ausência do ateroma na região. Caso essa soma seja inferior a 30, o limiar é 30.

Para cada região que tiver uma pontuação acima do limiar, é traçado um retângulo em volta da área na radiografia original. O retângulo é 15 pixels afastado do pixel mais extremo da área em cada direção. A Figura 22 demonstra a imagem gerada após gerar os retângulos em torno das regiões que alcançaram os pontos necessários.

### 3.10 Imagem de saída

Com a região inferior direita da radiografia já processada, joga-se a imagem cortada de volta para a radiografia original, levando junto todos os retângulos demarcados. Em seguida, espelha-se a imagem, trazendo o canto inferior direito para o canto inferior esquerdo, e vice-versa.

Com as regiões invertidas, repetem-se exatamente todos os passos feitos até agora. Ao recortar novamente o canto inferior direito, o algoritmo estará processando as informações do lado esquerdo da radiografia original, devido a esta ter sido espelhada.

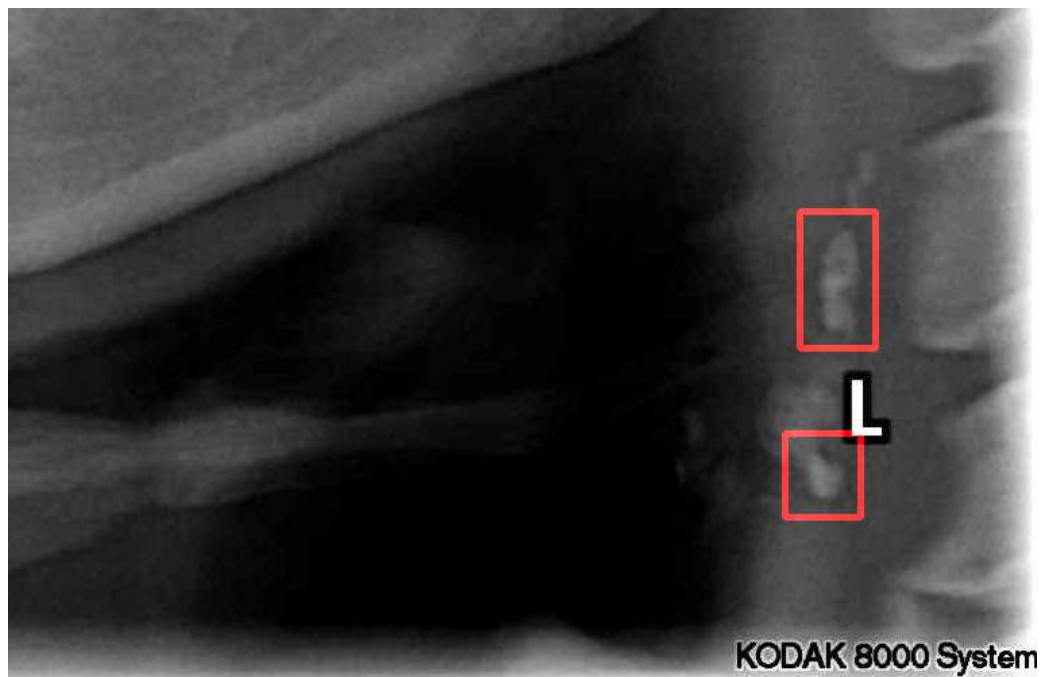
Terminando todo o processamento, e jogando a nova região cortada de volta para a radiografia completa, espelha-se novamente a imagem. Desse modo, ambos os lados inferiores são processados, e todas as regiões suspeitas de conter ateroma são demarcadas. A Figura 23 mostra a imagem de saída do algoritmo aplicado em uma das imagens fornecida pelo HREAC.

Na radiografia escolhida, há ateroma presente apenas no canto direito inferior.

Tabela 5: Pontuação referente a cada condição analisada

Ref.	Condição	Pontuação
3.8.1	$ \frac{x_0}{ImageWidth} - 0,5  > 0,03$	$min[(0,25 -  \frac{x_0}{ImageWidth} - 0,5 ) * 100, 22]$
	$\frac{y_0}{ImageHeight} < 0,4$	$-(0,4 - \frac{y_0}{ImageHeight}) * 100$
	$\frac{y_0}{ImageHeight} > 0,75$	$-(\frac{y_0}{ImageHeight} - 0,75) * 100$
	$\frac{y_0}{ImageHeight} < 0,15$	-30
3.8.2	$mEsq \leq \frac{mReg}{3}$	+70
	$mEsq > \frac{mReg}{3}$	$(\frac{mReg}{mEsq} - 1) * 10$
	$mEsq > 0,9 * mReg$	-15
	$mEsq > mReg$	-25
	$mDir \leq \frac{mReg}{2,43}$	+50
	$mDir > \frac{mReg}{2,43}$	$(\frac{mReg}{mDir} - 1) * 35$
	$mDir > 0,95 * mReg$	-10
	$mDir > 1,05 * mReg$	-25
3.8.3	$mEsq > 1,1 * mDir$	-15
3.8.4	$mDilVert > 0,9 * mReg$	-25
	$mDilVert < 0,8 * mReg$	$min[(\frac{mReg}{mDilVert} - 1,2) * 50, +15]$
3.8.5	$mRaw - mDilRaw < 2,5$	-20
	$mDilRaw < 0,85 * mRaw$	+10
	$mDilRaw > 0,935 * mRaw$	-15
	$mDilRaw > mRaw$	-20
3.8.6	$mDilRaw > 3,15 * mBordaRaw$	-15
	$mDilRaw > 4,4 * mBordaRaw$	-15
	$mDilRaw > 5,6 * mBordaRaw$	-15
	$mDirRaw > 1,045 * mRaw$	-15
3.8.7	$\left\{ \begin{array}{l} mFarDir < 0,5 * mReg \\ mFarDirRaw < 0,65 * mRegRaw \end{array} \right.$	-15
	$mFarDir < \frac{mReg}{3}$	-20
	$mFarDir < \frac{mReg}{6}$	-25

Figura 22: Imagem gerada após processar o canto inferior direito



Fonte: gerado pelo algoritmo proposto, tendo como entrada uma imagem fornecida pelo HRAC

Como não foi detectado nada no lado esquerdo da imagem, ele permanece inalterado, enquanto na região direita surgem os retângulos indicando uma estrutura suspeita.

Figura 23: Imagem final de saída do algoritmo



Fonte: gerado pelo algoritmo proposto, tendo como entrada uma imagem fornecida pelo HRAC

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para se analisar os resultados gerais do algoritmo proposto, este foi executado com cada uma das 21 imagens de entrada, coletando, em cada uma, dados relevantes para se validá-lo. Os dados coletados foram:

- *NSeg*: Número de segmentos que o filtro proposto dividiu cada canto da imagem
- *NSegAtero*: Número desses segmentos que estavam inteiramente sobre um ateroma
- *NROI*: Número de regiões de interesse (*ROIs*)
- *NROI Atero*: Número de regiões de interesse que estão sobre alguma parte de um ateroma
- *NROI Class*: Número de regiões de interesse classificadas como contendo ateroma

Para determinar a região do ateroma de uma radiografia, o método proposto passa por 3 fases críticas: a segmentação, a escolha das ROIs, e a tomada de decisão sobre presença ou ausência do ateroma. Como cada uma dessas fases provém de uma técnica proposta nesse trabalho, analisar-se-á o resultado de cada uma das etapas individualmente; e, por fim, o resultado de todo o algoritmo.

### 4.1 Segmentação

O objetivo da segmentação é separar a possível região do ateroma da sua vizinhança, para ser possível analisar individualmente cada região. Ao aplicar o algoritmo em cada imagem, anotou-se o número de segmentos em que cada imagem foi dividida, e observou-se quantos desses segmentos estavam inteiramente sobre o ateroma. Os resultados estão presentes na Tabela 6.

Nessa tabela foi adotada a seguinte prática: em imagens onde não havia ateroma, o número de segmentos sobre o ateroma (*NSegAtero*) foi inserido como “-”. Já quando havia ateroma, mas a imagem não foi corretamente segmentada, e não houve nenhum segmento completamente sobre o ateroma, inseriu-se o próprio número 0.

Para melhor entendimento da Tabela 6, o resultado da segmentação da radiografia 2 pode ser visto na Figura 24. Cada região isolada representa um segmento detectado, que foi analisado individualmente. Foram destacadas manualmente em vermelho as regiões que estão completamente sobre a área do ateroma.

Tabela 6: Resultado numérico da segmentação

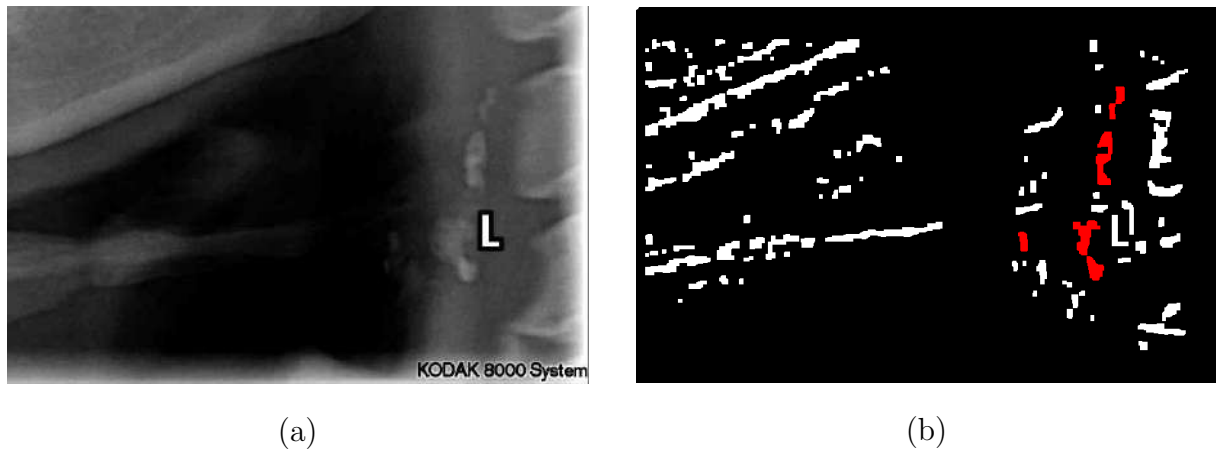
Radiografia	Artéria Esquerda		Artéria Direita	
	<i>NSeg</i>	<i>NSegAtero</i>	<i>NSeg</i>	<i>NSegAtero</i>
1	90	-	81	5
2	99	5	123	-
3	136	0	146	10
4	127	-	142	-
5	131	-	112	-
6	85	-	80	-
7	82	-	82	-
8	72	-	84	-
9	55	-	53	-
10	34	-	46	-
11	55	-	69	-
12	70	-	69	-
13	114	-	100	-
14	71	-	77	-
15	59	-	83	-
16	61	-	58	-
17	87	-	86	-
18	55	-	40	-
19	103	-	90	-
20	34	-	40	-
21	85	-	93	-

Como a Tabela 6 mostra, a técnica proposta foi capaz de segmentar ou o ateroma todo ou partes do ateroma em 3 dos 4 casos presentes nas radiografias do banco de imagens fornecido.

Pode ocorrer da técnica proposta segmentar apenas parte do ateroma, como pode-se observar na Figura 6. Isso justifica números grandes de segmentos com ateroma, mesmo quando a imagem apresenta poucas ou apenas uma placa. Mas a subsegmentação de um ateroma não representa necessariamente um problema para sua classificação, visto que o segmento continua sendo composto completamente pelo ateroma, e não gera confusão durante a sua classificação posteriormente.

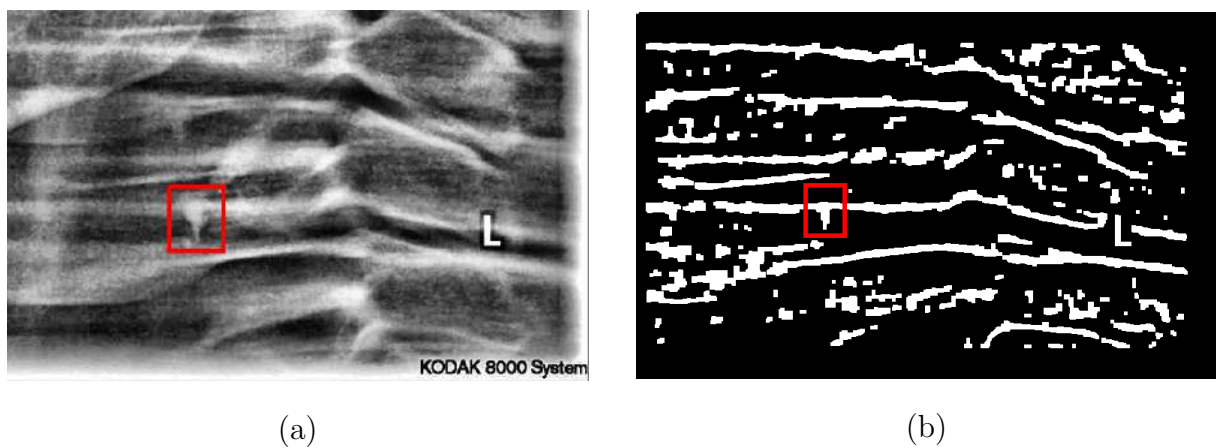
O problema se dá quando o segmento detectado inclui não apenas o ateroma, mas também parte de alguma outra estrutura sobreposta. Isso pode ser observado no ateroma da artéria esquerda da radiografia 3, na Figura 25. Nesse caso foi tamanha a sobreposição de estruturas, que a técnica de segmentação falhou em separar o ateroma da região a sua volta, formando um grande segmento composto pelo ateroma, vértebra, e artefatos gerados durante a captura da radiografia. Esse tipo de falha faz com que não haja nenhuma região completamente sobreposta ao ateroma, tornando impossível sua detecção em etapas posteriores.

Figura 24: Resultado em (b) de todas as áreas segmentadas de (a)



Fonte: adaptado da imagem de saída de uma das etapas do algoritmo proposto, e do banco de imagens fornecido pelo HRAC

Figura 25: Resultado em (b) de todas as áreas segmentadas de (a)



Fonte: adaptado da imagem de saída de uma das etapas do algoritmo proposto, e do banco de imagens fornecido pelo HRAC

## 4.2 Escolha das *ROIs*

A escolha de quais segmentos passam a ser *ROIs* funciona como um filtro seletivo, deixando passar para a etapa de processamento mais detalhado apenas as regiões que atendem ao critério de tamanho especificado. Anotou-se, para cada imagem, o número de segmentos que atenderam aos critérios para se tornarem *ROIs*, e observaram-se quantos desses eram relativos aos segmentos sobrepostos ao ateroma. Os resultados estão presentes na Tabela 7.

Adotou-se novamente a notação de “-” nos campos referentes a *ROIs* sobre o ateroma, quando não há presença da placa ateromatosa, e “0” quando há presença, mas

Tabela 7: Resultado numérico da seleção de ROIs

Radiografia	Artéria Esquerda		Artéria Direita	
	<i>NROI</i>	<i>NROIAtero</i>	<i>NROI</i>	<i>NROIAtero</i>
1	14	-	15	1
2	14	4	4	-
3	8	0	19	7
4	19	-	17	-
5	17	-	17	-
6	6	-	9	-
7	7	-	9	-
8	7	-	8	-
9	4	-	5	-
10	4	-	3	-
11	5	-	9	-
12	7	-	11	-
13	2	-	1	-
14	12	-	5	-
15	3	-	3	-
16	5	-	9	-
17	12	-	12	-
18	5	-	8	-
19	16	-	12	-
20	3	-	2	-
21	5	-	10	-

não há nenhuma *ROI* sobre ela.

Para melhor entendimento da Tabela 6, os segmentos classificados como *ROIs* na radiografia 2 podem ser vistos na Figura 26 ressaltados de vermelho.

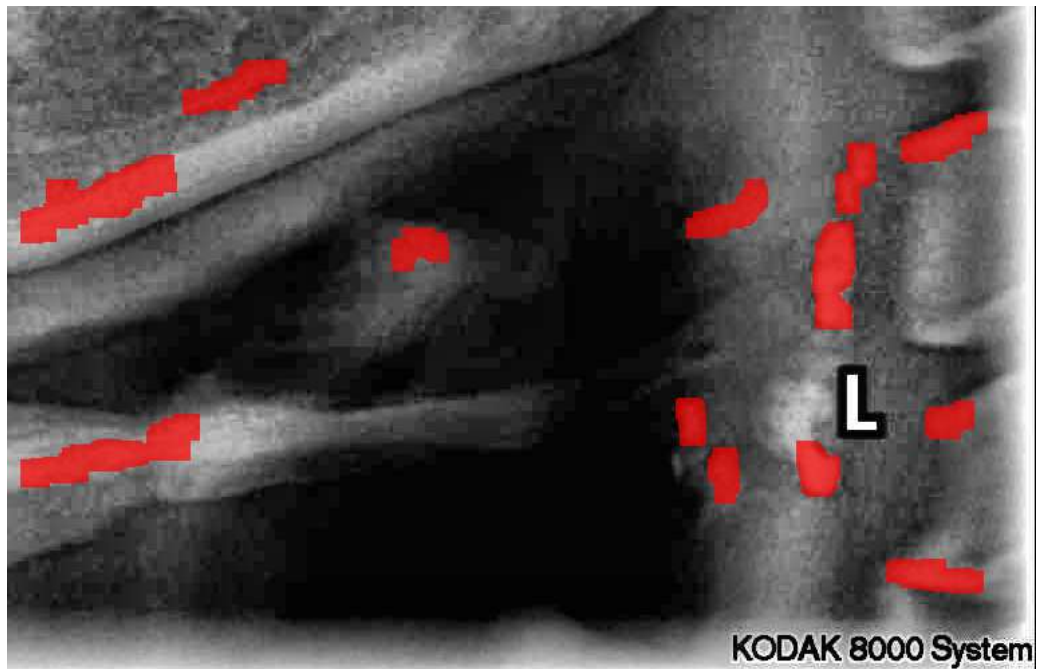
Pode-se observar na Tabela 7 uma grande redução de regiões a serem analisadas, se comparada à Tabela 6. Mesmo tendo uma redução expressiva do número de segmentos para o número de *ROIs*, essa mesma redução não se mostrou tão intensa ao se comparar os segmentos sobre ateromas e as *ROIs* sobre ateromas. Isso indica que o critério de tamanho para a seleção dos segmentos está eliminando muitas das informações irrelevantes, sem excluir boa parte dos segmentos relevantes. Alguns dos segmentos com ateroma foram excluídos justamente devido à subsegmentação da placa, pois estes continham uma área muito pequena de ateroma.

Com exceção da imagem da artéria esquerda da radiografia 3, todas as outras áreas tem pelo menos uma *ROI* sobre o ateroma. A exceção citada se dá justamente pelo erro de segmentação, comentado na Seção 4.1, e não é resultado do processo de seleção das *ROIs* em si.

O método proposto para a seleção de quais segmentos seriam *ROIs* elimina, em



Figura 26: Radiografia 2 com todas as *ROIs* detectadas ressaltadas em vermelho



Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

média, 90% dos segmentos, sendo que não houve nenhum caso em que foram eliminados todos os segmentos sobrepostos a um ateroma. Desse modo, o método diminui em 10 vezes o número de áreas que seriam analisadas posteriormente, sem necessariamente comprometer a detecção de um ateroma.

#### 4.3 Critério de decisão

Após a seleção de quais segmentos se tornariam regiões de interesse, o próximo passo é a decisão final se cada uma dessas regiões contém ou não ateroma. O número de *ROIs* que foram classificadas positivamente para presença de ateroma em cada artéria das radiografias está exposto na Tabela 8.

Durante a execução do algoritmo nas radiografias 1, 2 e 3 observou-se que toda região classificada positivamente realmente estava situada em uma placa ateromatosa. Comparando as Tabelas 7 e 8, vê-se que em todas as imagens em que havia alguma *ROI* sobre o ateroma, pelo menos uma região foi classificada como positiva.

Ainda com as Tabelas 7 e 8, pode-se calcular indicadores importantes em relação ao critério de decisão:

- Verdadeiros positivos: 5
- Falsos positivos: 4

Tabela 8: Número de *ROIs* classificados como contendo ateroma

Radiografia	<i>NROIclass</i>	
	Artéria Esquerda	Artéria Direita
1	0	1
2	2	0
3	0	2
4	0	0
5	0	0
6	0	0
7	0	0
8	0	0
9	0	0
10	0	0
11	0	0
12	0	1
13	0	0
14	0	0
15	0	0
16	0	0
17	2	1
18	0	0
19	0	0
20	0	0
21	0	0

- Verdadeiros negativos: 347
- Falsos negativos: 7
- Sensibilidade: 41,7%
- Especificidade: 98,9%
- Acurácia: 97,0%
- Valor preditivo positivo: 55,6%

A sensibilidade indica quantos dos casos verdadeiros foram realmente classificados positivamente, enquanto a especificidade indica quanto dos casos falsos foram classificados negativamente. O valor preditivo positivo indica quanto dos casos classificados como positivos realmente eram placas ateromatosas, e a acurácia é quantos dos *ROIs* foram classificados corretamente. Nota-se uma acurácia e especificidade altas, um valor preditivo positivo em uma faixa razoável, mas sensibilidade não tão alta. Esses valores ainda são aceitáveis, justamente pelo efeito causado pela subsegmentação. Devido a isso, mais de uma região pode aparecer em cada ateroma, e basta uma dessas regiões ser classificada como

Tabela 9: Diagnóstico dos profissionais vs decisão tomada pelo algoritmo

Imagem	Artéria Direita		Artéria Esquerda	
	Diagnóstico	Algoritmo	Diagnóstico	Algoritmo
1	PRESENTE	PRESENTE	AUSENTE	AUSENTE
2	AUSENTE	AUSENTE	PRESENTE	PRESENTE
3	PRESENTE	AUSENTE	PRESENTE	PRESENTE
4	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
5	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
6	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
7	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
8	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
9	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
10	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
11	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
12	AUSENTE	PRESENTE	AUSENTE	AUSENTE
13	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
14	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
15	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
16	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
17	AUSENTE	PRESENTE	AUSENTE	PRESENTE
18	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
19	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
20	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE
21	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE	AUSENTE

positiva para atrair a atenção do profissional. Isso dá um peso maior a falsos positivos, mas alivia os efeitos de falsos negativos, causando um aumento na sensibilidade, e uma diminuição na especificidade, o que ajuda a balancear os parâmetros.

#### 4.4 Algoritmo geral

Analisado os resultados de cada um dos três processos citados, resta analisar seu desempenho em conjunto. Como exemplificado na Seção 4.3, cada etapa pode influenciar direta ou indiretamente as etapas posteriores, tornando necessário também se analisar os resultados do algoritmo em conjunto, em vez de olhar apenas para suas partes individuais.

Na Tabela 9 pode-se consultar tanto a classificação das imagens feita por profissionais da área, como definido na Tabela 3, quanto a classificação feita pelo algoritmo. Caso alguma das *ROIs* tenha sido classificada como positiva, o algoritmo classificou aquela artéria como “PRESENTE” para a placa ateromatosa. Foi classificado como “AUSENTE” apenas quando todas as *ROIs* da imagem analisada foram classificadas como negativas para presença de ateroma.

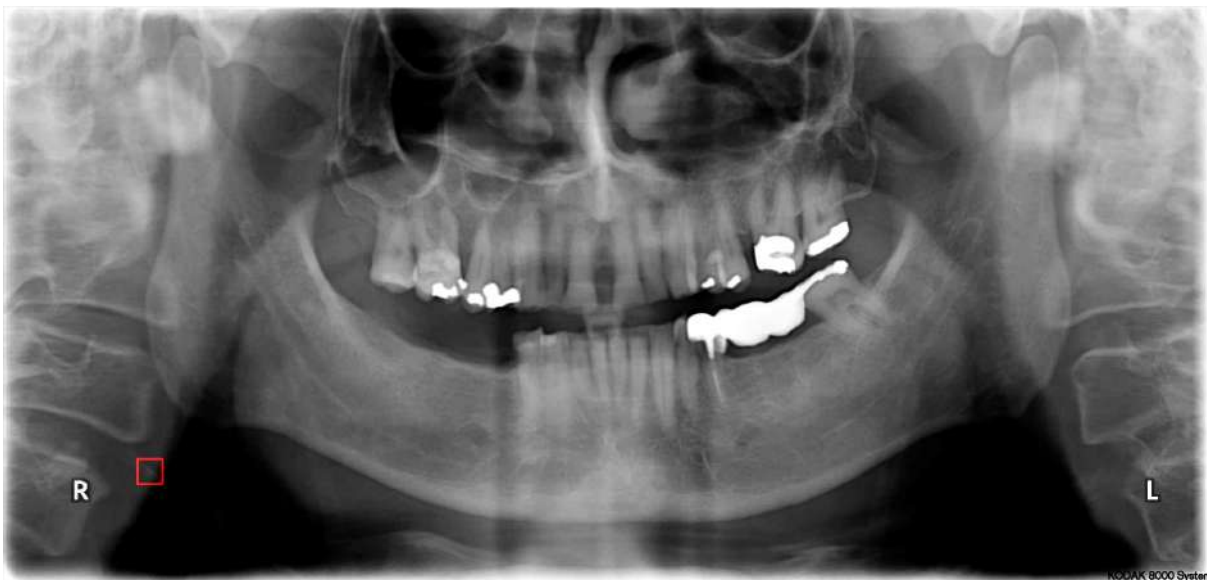
Baseando-se na Tabela 9, podem-se calcular indicadores de extrema relevância

sobre o algoritmo:

- Verdadeiros positivos: 3
- Falsos positivos: 3
- Verdadeiros negativos: 35
- Falsos negativos: 1
- Sensibilidade: 75%
- Especificidade: 92,1%
- Acurácia: 90,5%
- Valor preditivo positivo: 50%

Das 4 estruturas de ateromas presentes na base de imagens fornecida, o algoritmo foi capaz de reconhecer 3 delas. A razão do não reconhecimento do ateroma na artéria direita da radiografia 3 já foi explicada na Seção 4.1. É interessante, agora, abordar as radiografias 12 e 17, onde ocorrem os 3 casos de falso positivo (na artéria direita da radiografia 12, e em ambas artérias da radiografia 17).

Figura 27: Saída do algoritmo usando a radiografia 12 como entrada

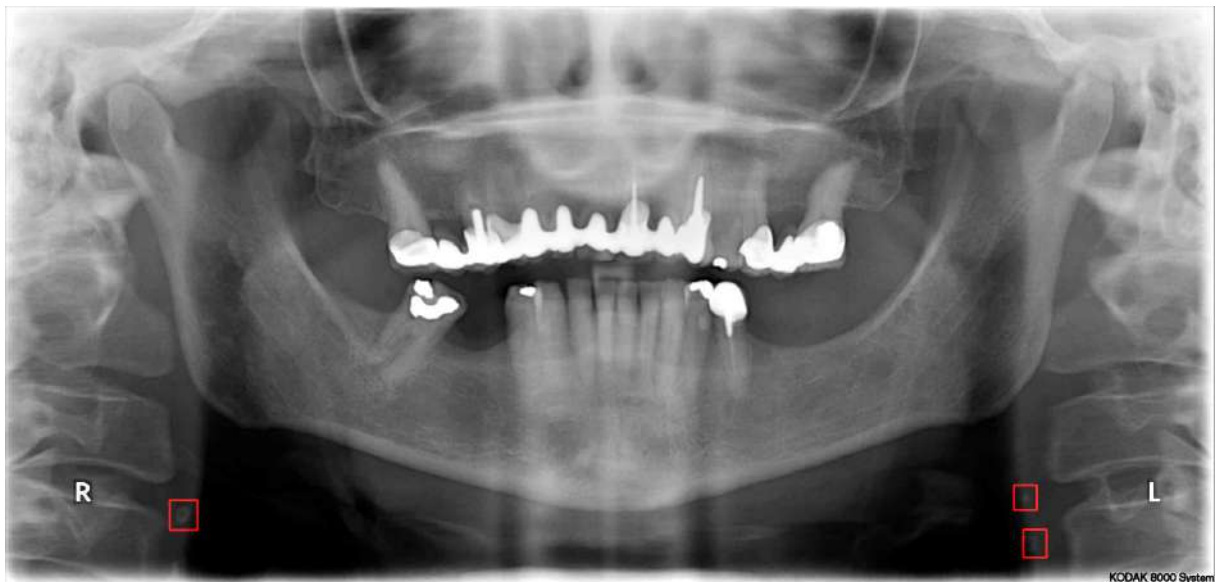


Fonte: gerado pelo algoritmo proposto, tendo como entrada uma imagem fornecida pelo HRAC

Na Figura 27 pode-se observar que a estrutura que o algoritmo classifica como ateroma é, na verdade, a sobreposição de um osso com a coluna. Apesar de haver sobreposição em diversas outras imagens, nessa acontece de uma maneira muito específica: a

sobreposição ocorre bem próxima da bifurcação da carótida, e no limiar das vértebras. Levando também em conta que o restante do osso que causou a sobreposição perde intensidade muito rapidamente na vizinhança da área ressaltada, essa estrutura atende vários dos requisitos para ser considerado um ateroma, gerando um falso positivo.

Figura 28: Saída do algoritmo usando a radiografia 17 como entrada



Fonte: adaptado do banco de imagens fornecido pelo HRAC

Já na Figura 28, observa-se realmente figuras muito similares a pequenos ateromas em ambos os lados da imagem. Isso se deve ao fato de que, apesar de não serem propriamente placas ateromatosas, essas estruturas detectadas também são calcificações. De acordo com o radiologista Dr. Gustavo Monjardim, as estruturas apontadas se tratam provavelmente de calcificações das partes moles pré-vertebrais.

No apêndice deste trabalho pode-se ver o resultado do algoritmo para as outras radiografias em que alguma região foi classificada como contendo ateroma. Como as imagens dos falsos positivos já foram expostas nesta seção, todas as imagens presentes no apêndice são referente aos verdadeiros positivos, em que as áreas assinaladas realmente possuem ateromas.



## 5 CONCLUSÃO

O objetivo desse trabalho foi o desenvolvimento de um algoritmo que conseguisse reconhecer quando houvesse calcificações indicativas de ateroma numa radiografia odontológica panorâmica. Ao reconhecer, o algoritmo deveria ressaltá-lo, atraindo a atenção do profissional, e facilitando sua detecção como um achado incidental nesse tipo de exame.

Para isso, foram desenvolvidas e analisadas diferentes técnicas, específicas para este fim. Como indicam os resultados evidenciados no Capítulo 4, essas técnicas se provaram válidas e úteis para a detecção automática de placas ateromatosas. Mesmo com falsos positivos e falsos negativos, todas as estruturas detectadas pelo algoritmo eram similares a aparições de ateromas, e dignas de serem avaliadas pelo profissional.

Nota-se que a técnica de segmentação proposta teve boa eficácia na separação das estruturas da imagem, não sendo capaz de segmentar apenas uma das ocorrências. É interessante também ressaltar a precisão gerada pelos parâmetros propostos para o critério de decisão, que foram capazes de classificar corretamente 97% das regiões que haviam chegado àquela etapa.

Apesar do trabalho ter uma base de imagens pequena para se usar como teste, ela já prova que as técnicas propostas têm utilidade, e podem ser usadas futuramente em outros trabalhos de mesmo cunho.

Em próximos trabalhos, caso se disponha de um banco com um número grande de imagens com ateroma, pode-se usar a mesma técnica de segmentação e de escolha de *ROIs* para testar o desempenho do algoritmo desenvolvido. Pode-se, ainda, usar os parâmetros escolhidos para a tomada de decisão para treinar uma rede neural, ou algum outro método de aprendizagem de máquina, em vez de usá-los diretamente para atribuir pontuações.

Finalmente, o trabalho atingiu o objetivo proposto de construir um sistema para detecção de ateromas. Durante esse processo, foram elaboradas técnicas que podem ser usadas sem grandes mudanças em trabalhos futuros que visarem elaborar um sistema mais robusto; e até mesmo em outros trabalhos para detecção de estruturas em diferentes tipos de radiografia.





## REFERÊNCIAS

- BALLARD, C. M. B. D. H. **Computer vision**. First edition. [S.l.]: Prentice-Hall, 1982.
- BARRETT, H. H.; SWINDELL, W. **Radiological Imaging: The Theory of Image Formation, Detection, and Processing**. [S.l.]: ACADEMIC PRESS, 1981.
- BioDigital Human Plataform. **Human Anatomy and Disease in 3D**. 2018. <<https://human.biodigital.com/>>. Accessed: 2018-10-06.
- CARR, S.; FARB, A.; PEARCE, W. H.; VIRMANI, R.; YAO, J. S. Atherosclerotic plaque rupture in symptomatic carotid artery stenosis. **Journal of Vascular Surgery**, Elsevier BV, v. 23, n. 5, p. 755–766, may 1996. Disponível em: <[https://doi.org/10.1016/s0741-5214\(96\)70237-9](https://doi.org/10.1016/s0741-5214(96)70237-9)>.
- Coronation Dental Specialty Group. **Basic panoramic radiograph**. 2013. Accessed: 2018-10-08. Disponível em: <[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Basic\\_panoramic\\_radiograph.jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Basic_panoramic_radiograph.jpg)>.
- Dabi Atlante. **Eagle - Manual do Proprietário**. [S.l.]: Dabi Atlante, 2013.
- FILHO, O. M.; NETO, H. V. **Processamento Digital de Imagens**. [S.l.]: BRASPORT, 1999.
- FISHER, M.; PAGANINI-HILL, A.; MARTIN, A.; COSGROVE, M.; TOOLE, J. F.; BARNETT, H. J.; NORRIS, J. Carotid plaque pathology. **Stroke**, Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health), v. 36, n. 2, p. 253–257, feb 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1161/01.str.0000152336.71224.21>>.
- FRIEDLANDER, A.; FRIEDLANDER, I. Identification of stroke prone patients by panoramic radiography. **Aust Dent Journal**, p. 43–51, 1998. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9583227>>.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 2<sup>a</sup>. ed. [S.l.]: CRC Press, 2002. 1-3 p.
- KUMAR, V.; ABBAS, A. K.; ASTER., J. C. **Robbins & Cotran Patologia — Bases Patológicas das Doenças**. 9<sup>a</sup>. ed. [S.l.]: Elsevier, 2016. 893-908 p.
- KURT, B.; NABIYEV, V. V.; TURHAN, K. Medical images enhancement by using anisotropic filter and CLAHE. In: **2012 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications**. IEEE, 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/inista.2012.6246971>>.
- LECOMBER, A.; YONEYAMA, Y.; LOVELOCK, D.; HOSOI, T.; ADAMS, A. Comparison of patient dose from imaging protocols for dental implant planning using conventional radiography and computed tomography. Nature Publishing Group, p. 255 – 259, feb 2001. Disponível em: <<http://www.cbpf.br/cat/pdsi/pdf/cap3webfinal.pdf>>.

LIMBU, Y.; GURUNG, G.; MALLA, R.; RAJBHANDARI, R.; REGMI, S. Assessment of carotid artery dimensions by ultrasound in non-smoker healthy adults of both sexes. **Nepal Medical College journal**, p. 200–203, sep. 2006. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17203830>>.

MARTINEZ, J. A. B. **Radiologia do Tórax 2015**. 2015. <<https://edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=159213>>. Accessed: 2018-10-08.

MBq [Public domain]. **Hydrocephalus**. 2005. Accessed: 2018-10-08. Disponível em: <[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:MBq\\_Hydrocephalus.jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:MBq_Hydrocephalus.jpg)>.

MEYER, A. C. D. A.; MORAES, M. B. D.; TERA, T. D. M.; NASCIMENTO, R. D.; RALDI, F. V. Avaliação da prevalência de ateromas na artéria carótida por radiografias panorâmicas. **RPG Rev Pós Grad**, p. 46–49, 2012. Disponível em: <<http://revodonto.bvsalud.org/pdf/rpg/v19n2/a02v19n2.pdf>>.

NETO, R. A. B. Aterosclerose e estenose de carótida. **MedicinaNET**, jan 2016. Disponível em: <[http://www.medicinanet.com.br/conteudos/revisoes/6583/aterosclerose\\_e\\_estenose\\_de\\_carotida.htm](http://www.medicinanet.com.br/conteudos/revisoes/6583/aterosclerose_e_estenose_de_carotida.htm)>.

NETTER, F. H. **Atlas de Anatomia Humana**. 5. ed. [S.l.]: Elsevier, 2011.

RICHARDS, J. A. **Remote sensing digital image analysis**. 2<sup>a</sup>. ed. [S.l.]: Springer-Verlag, 1993. 39-74 p.

SHAALAN, W. E.; CHENG, H.; GEWERTZ, B.; MCKINSEY, J. F.; SCHWARTZ, L. B.; KATZ, D.; CAO, D.; DESAI, T.; GLAGOV, S.; BASSIOUNY, H. S. Degree of carotid plaque calcification in relation to symptomatic outcome and plaque inflammation. **Journal of Vascular Surgery**, Elsevier BV, v. 40, n. 2, p. 262–269, aug 2004. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jvs.2004.04.025>>.

TUNAS, I. T. de C. Ateromas de carótida nas panorâmicas: como o clínico pode identificar? **Revista Brasileira de Odontologia**, p. 203–206, jul./dez 2012. Disponível em: <<http://revodonto.bvsalud.org/pdf/rbo/v69n2/a13v69n2.pdf>>.

WILLIG, M. M. P.; SOLDA, C. Ateroma de carótida: revisão de literatura. **Journal of Oral Investigations**, Complexo de Ensino Superior Meridional S.A., v. 5, n. 2, p. 53–58, dec 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.18256/2238-510x/j.oralinvestigations.v5n2p53-58>>.

## **Apêndices**



Apêndice 1 - Imagens de saída do algoritmo das radiografias acusadas de conterem ateroma



(a): Imagem de saída do algoritmo para a radiografia 1



(b): Imagem de saída do algoritmo para a radiografia 2



(c): Imagem de saída do algoritmo para a radiografia 3